

Klasifikasi Kesegaran Ikan Menggunakan Citra Mata dengan *Convolutional Neural Network* Arsitektur VGG-16

Resti Ajeng Sutiani¹, Ni Made Sri Ulandari², Rizal Adi Saputra³

^{1,2,3} Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Halu Oleo

Email: ¹aresti794@gmail.com, ²nimadesriulandari03@gmail.com ³rizaladisaputra@uho.ac.id

Abstract—Sea fish are the most widely consumed type of fish by households in Indonesia, serving as an important source of protein for the body. According to Matondang's (2022) study titled "Comparison of Protein Content in Freshwater Fish and Sea Fish," the protein content in sea fish is higher than in freshwater fish, making high-quality fish highly beneficial for the body. The fishing industry plays a crucial role in food supply, especially in maritime countries like Indonesia. The freshness of sea fish, as the main protein source for many households, significantly determines its quality and safety for consumption. Freshness affects nutritional value, taste, and prevents health risks from consuming stale fish. This study employs the Convolutional Neural Network (CNN) method with the VGG-16 architecture to classify fish freshness based on eye images. The dataset used consists of 1,903 fish eye images, augmented to 4,560 images. Classification results indicate that the VGG-16 model can distinguish between fresh and stale fish eyes with an accuracy of 85.26%. This research is expected to assist the fishing industry in monitoring fish quality more effectively and efficiently, as well as enhancing the safety of fish consumption for the community.

Keywords— Convolutional Neural Network (CNN), VGG-16 architecture, Fish freshness

Abstrak— Ikan laut merupakan jenis ikan yang paling banyak dikonsumsi oleh rumah tangga di Indonesia, berperan sebagai sumber protein yang penting bagi tubuh. Menurut penelitian Matondang (2022) dalam "Perbandingan Kadar Protein Ikan Air Tawar dan Ikan Air Laut," kadar protein ikan laut lebih tinggi dibandingkan dengan ikan air tawar, sehingga kualitas ikan yang baik memberikan banyak manfaat bagi tubuh. Industri perikanan memiliki peran penting dalam penyediaan pangan, terutama di negara maritim seperti Indonesia. Kesegaran ikan laut, sebagai sumber protein utama bagi banyak rumah tangga, sangat menentukan kualitas dan keamanan konsumsinya. Kesegaran ini berpengaruh pada nilai gizi, cita rasa, dan mencegah risiko kesehatan dari konsumsi ikan yang tidak segar. Penelitian ini menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur VGG-16 untuk mengklasifikasikan kesegaran ikan berdasarkan citra mata. Dataset yang digunakan terdiri dari 1.903 citra mata ikan, yang setelah augmentasi menjadi 4.560 citra. Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa model VGG-16 mampu membedakan mata ikan segar dan tidak segar dengan tingkat akurasi 85,26%. Penelitian ini diharapkan dapat membantu industri perikanan dalam memantau kualitas ikan secara lebih efektif dan efisien, serta meningkatkan keamanan konsumsi ikan bagi masyarakat.

Kata Kunci— Convolutional Neural Network (CNN), arsitektur VGG-16, kesegaran ikan

I. PENDAHULUAN

Berdasarkan tingkat konsumsi rumah tangga di Indonesia, ikan laut merupakan jenis ikan yang paling banyak dikonsumsi. Ikan adalah sumber protein yang penting bagi tubuh[1]. Menurut penelitian Matondang (2022) yang berjudul "Perbandingan Kadar Protein Ikan Air Tawar dan Ikan Air Laut," kadar protein pada ikan laut lebih tinggi dibandingkan dengan ikan air tawar[2]. Kualitas ikan yang baik memberikan banyak manfaat sebagai sumber protein bagi tubuh[3].

Industri perikanan memainkan peran penting dalam penyediaan pangan di seluruh dunia, terutama di negara maritim seperti Indonesia. Ikan laut, yang merupakan sumber protein utama bagi banyak rumah tangga, sangat bergantung pada tingkat kesegarannya untuk memastikan kualitas dan keamanan konsumsinya. Kesegaran ikan adalah indikator penting yang menentukan nilai gizi dan cita rasa, serta mencegah potensi risiko kesehatan akibat konsumsi ikan yang tidak segar[4].

Secara umum, ikan diperdagangkan dalam dua keadaan utama: mati atau masih hidup. Kualitas ikan dapat mengalami

penurunan yang signifikan seiring waktu, terutama terlihat dari perubahan warna kulit, mata, insang, dan tekstur dagingnya. Perubahan-perubahan ini disebabkan oleh aktivitas enzim, reaksi kimia, dan pertumbuhan bakteri di dalam ikan. Ketika proses ini terjadi, ikan dapat menjadi tidak layak diperdagangkan, apalagi dikonsumsi oleh manusia[5].

Tradisional, penilaian kesegaran ikan dilakukan melalui inspeksi manual oleh tenaga ahli, yang mencakup pemeriksaan karakteristik fisik seperti warna, bau, dan penampilan mata ikan. Mata ikan segar biasanya memiliki tampilan cerah dan jernih, sementara mata ikan yang tidak segar tampak buram dan cekung[6]. Namun, metode ini sering kali subjektif dan memerlukan keahlian khusus, yang dapat menyebabkan inkonsistensi dalam penilaian.

Seiring dengan kemajuan teknologi kecerdasan buatan (AI) dan pembelajaran mesin (ML), terdapat potensi besar untuk mengembangkan sistem otomatis yang dapat melakukan deteksi kesegaran ikan secara objektif dan konsisten. Salah satu model yang terkenal dan efektif untuk tugas-tugas klasifikasi gambar adalah VGG-16, sebuah jaringan saraf konvolusional

(CNN) yang dikembangkan oleh tim Visual Geometry Group di University of Oxford[7].

Model VGG-16 adalah sebuah jaringan saraf konvolusional (CNN) yang dikembangkan oleh tim Visual Geometry Group di University of Oxford. Model ini terkenal karena kemampuannya dalam menangkap representasi hierarkis fitur visual yang penting untuk tugas-tugas klasifikasi gambar. Arsitektur VGG-16 terdiri dari 16 lapisan, termasuk 13 lapisan konvolusi dan 3 lapisan fully connected. Lapisan konvolusi menggunakan filter 3x3 dengan stride 1 dan padding yang sama, sementara lapisan pooling menggunakan filter 2x2 dengan stride 2[8]. Model ini juga dilengkapi dengan dua lapisan fully connected dan lapisan SoftMax untuk output. Model VGG-16 telah terbukti unggul dalam berbagai kompetisi pengenalan gambar karena kedalaman dan arsitektur sederhananya yang mampu menangkap fitur-fitur penting dari gambar secara efektif[4].

Dalam penelitian ini, kita akan menggunakan model VGG-16 untuk deteksi kesegaran ikan berdasarkan citra mata ikan. Kita akan menguji model ini dengan menggunakan dataset citra mata ikan yang diambil dari berbagai sumber. Data yang digunakan untuk klasifikasi adalah 1903 citra dengan 2 kelas, yaitu kelas segar(fresh) dan tidak segar(non-fresh). Implementasi ini menggunakan metode CNN dengan arsitektur VGG-16 yang diolah menggunakan Bahasa pemrograman Python dan menggunakan platform Google Colab.

Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi signifikan dalam mengembangkan teknologi Artificial Intelligence dan Machine Learning yang lebih efektif untuk deteksi kesegaran ikan berdasarkan citra mata ikan menggunakan model VGG-16. Hasil penelitian ini juga diharapkan dapat membantu industri perikanan dalam meningkatkan kualitas dan keamanan konsumsi ikan, serta memantau kesegaran ikan secara lebih efektif dan efisien.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Penelitian Terdahulu

Penelitian terdahulu yang terkait yang pertama adalah penelitian dengan judul “Klasifikasi Kesegaran Ikan Tongkol Berdasarkan Warna Mata Menggunakan Metode Backpropagation” yang dilalukan oleh Honainah, Fahrial Faqih Romadhoni, dan Ato’illah. Data yang digunakan pada penelitian tersebut adalah data citra ikan tongkol yang beredar di wilayah kabupaten Probolinggo dengan hasil penelitian menunjukan klasifikasi dengan metode Backpropagation menghasilkan klasifikasi yang baik dengan akurasi 90%[5].

Penelitian kedua adalah penelitian dengan judul “Perbandingan Convolution Neural Network Untuk Klasifikasi Kesegaran Ikan Bandeng Pada Citra Mata” yang dilakukan oleh Eko Prasetyo, Rani Purbaningtyas, Raden Dimas Adityo, Enrico Tegar Prabowo, dan Achmad Irfan Ferdiansyah. Dari hasil eksperimen klasifikasi yang mereka lakukan dengan dua kelas kesegaran ikan bandeng menggunakan 154 citra menunjukkan bahwa VGG16 mencapai kinerja terbaik

dibanding arsitektur lainnya dimana akurasi klasifikasi mencapai 0.97 atau 97%[4].

B. Klasifikasi

Klasifikasi adalah proses menemukan model yang dapat membagi data menurut kategorinya dengan membagi data menjadi dua tahap, tahap pelatihan (learning), tahap mencari tahu bagaimana kategori data diketahui dan pengujian (testing), evaluasi dari tahap pelatihan. Tahap pemaparan hasil model, dengan data baru sebagai data uji, hasil dari tahap ini adalah tingkat akurasi/ketercapaian model dalam memprediksi data kategori yang tidak diketahui, terutama data uji[9].

C. Kesegaran Ikan

Ikan segar adalah ikan yang masih dalam kondisi yang sama seperti saat pertama kali ditangkap atau dipanen dari perairan atau tempat penangkapan. Istilah ini mengacu pada ikan yang belum mengalami proses pembusukan atau perubahan apapun setelah ditangkap, sehingga menjaga kualitas terbaiknya dari segi rasa dan tekstur[2].

D. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu metode yang umum digunakan dalam bidang Deep Learning untuk mendeteksi dan mengenali objek dalam citra digital. CNN menerima input berupa gambar dan melalui serangkaian lapisan konvolusi, pooling, dan lapisan tersembunyi, CNN dapat mempelajari representasi fitur yang signifikan dalam gambar. Lapisan konvolusi bertugas untuk mengekstraksi fitur dasar dari gambar seperti tepi, sudut, dan tekstur, sedangkan lapisan pooling berfungsi untuk mengurangi dimensi data sehingga mempercepat proses komputasi dan mengurangi overfitting. Dengan demikian, CNN dapat secara efektif mengekstraksi informasi penting yang terkandung dalam gambar, membuatnya sangat efisien dalam berbagai aplikasi seperti pengenalan wajah, klasifikasi objek, dan deteksi benda dalam citra digital[4].

E. Model VGG-16

VGG16 merupakan singkatan dari "Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition 16-layer" (Saswono dkk., 2020). Model arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) ini dirancang oleh K. Simonyan dan A. Zisserman dari Universitas Oxford. VGG16 terdiri dari total 16 layer, termasuk 13 layer konvolusi (convolutional layers) dan 3 layer fully connected[8]. Model ini dikenal karena kedalamannya yang mampu menghasilkan representasi fitur yang sangat baik dari gambar[4]. VGG16 telah berhasil mencapai tingkat akurasi yang tinggi dalam pengenalan gambar pada berbagai tugas, termasuk dataset ImageNet, yang terdiri dari jutaan gambar dari ribuan kelas yang berbeda (Rizki & Marina, 2020). Arsitektur yang mendalam ini memungkinkan VGG16 untuk menangkap detail dan pola kompleks dalam gambar, membuatnya menjadi salah

satu model yang paling populer dan efektif dalam bidang pengenalan citra.

F. Classification report

Classification report merupakan visualisasi untuk mengukur kualitas performa prediksi dari algoritma klasifikasi dengan menampilkan *precision*, *recall*, *f1-score*, *support*, dan *accuracy*[10].

1) *Precision*: Mengukur ketepatan dari prediksi positif yang dibuat oleh model.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (1)$$

di mana TP adalah true positive (jumlah prediksi positif yang benar), dan FP adalah false positive (jumlah prediksi positif yang salah).

2) *Recall*: Mengukur kemampuan model dalam mendeteksi semua kasus positif yang ada.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

Dimana FN adalah false negative (jumlah kasus positif yang salah prediksi).

3) *F1-Score*: Kombinasi dari precision dan recall yang memberikan gambaran tentang performa model.

$$F1\ Score = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

4) *Support*: Jumlah kasus sebenarnya untuk setiap kelas dalam dataset. Tidak ada rumus khusus untuk support; ini hanya menghitung jumlah instance per kelas.

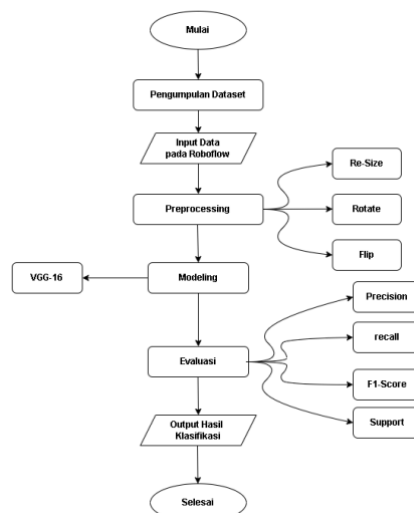
5) *Accuracy*: Mengukur proporsi prediksi yang benar dari keseluruhan prediksi.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (4)$$

di mana TN adalah true negative (jumlah prediksi negatif yang benar).

III. METODOLOGI PENELITIAN

Metodologi penelitian adalah metode yang digunakan untuk menyelesaikan penelitian dengan mengikuti alur kerja yang telah direncanakan dengan cermat untuk mendapatkan hasil yang sesuai dengan harapan. Proses ini melibatkan serangkaian langkah-langkah sistematis yang dirancang untuk memastikan bahwa setiap aspek penelitian dilakukan dengan tepat dan efisien. Alur langkah kerja atau skema yang telah direncanakan digambarkan pada Gambar 1.



Gbr. 1 Skema metodologi penelitian

Kerangka kerja yang digambarkan di atas dapat dijabarkan dalam beberapa tahap dalam penelitian, sebagai berikut:

1) *Mulai*: Tahap ini menandai permulaan dari seluruh proses penelitian.

2) *Pengumpulan Dataset*: Pada tahap ini, data yang diperlukan untuk penelitian dikumpulkan. Data ini akan menjadi bahan dasar yang digunakan dalam proses selanjutnya.

3) *Input Data pada Roboflow*: Data yang telah dikumpulkan kemudian dimasukkan ke dalam platform *Roboflow* untuk diolah lebih lanjut.

4) *Preprocessing*: Proses *Preprocessing* dalam kerangka kerja penelitian ini mencakup beberapa langkah penting. Langkah pertama adalah *Resize*, yaitu mengubah ukuran gambar agar sesuai dengan kebutuhan model. Selanjutnya, gambar-gambar tersebut di-*Rotate* atau diputar untuk menciptakan variasi data, yang bertujuan untuk meningkatkan performa model dengan memberikan data yang lebih beragam. Selain itu, gambar juga di-*Flip* atau dibalik secara horizontal atau vertikal untuk memperkaya dataset dan membuat model lebih *robust* terhadap variasi data.

5) *Menggunakan arsitektur VGG-16* untuk membangun model klasifikasi yang diinginkan.

6) *Evaluasi*: Tahap Evaluasi dalam kerangka kerja penelitian ini mencakup beberapa metrik penting. *Precision* mengukur ketepatan dari prediksi positif yang dibuat oleh model, sedangkan *Recall* mengukur kemampuan model dalam mendeteksi semua kasus positif yang ada. *F1-Score* merupakan kombinasi dari precision dan recall yang memberikan gambaran umum tentang performa model. Selain itu, *Support*

menunjukkan jumlah kasus sebenarnya untuk setiap kelas dalam dataset.

7) *Output Hasil Klasifikasi*: Hasil dari proses evaluasi kemudian dijadikan output yang menggambarkan kinerja model klasifikasi yang telah dibangun.

8) *Selesai*: Tahap akhir yang menandai selesainya proses penelitian.

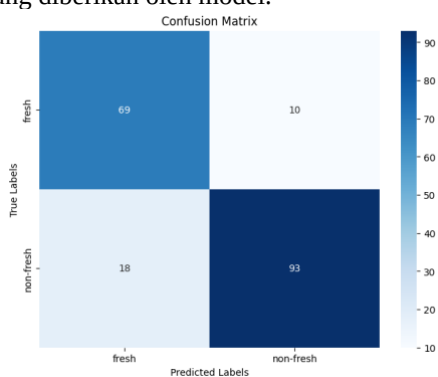
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Analisis Data

Data yang digunakan untuk pelatihan dan pengujian model klasifikasi kesegaran ikan berupa gambar mata ikan yang dikumpulkan dengan dua metode. Pertama, pengambilan gambar dilakukan secara manual menggunakan kamera untuk memastikan variasi sudut pandang dan kondisi pencahayaan yang beragam. Kedua, data juga diperoleh dari platform Roboflow, yang menyediakan dataset yang sudah dianotasi untuk keperluan pelatihan model. Totalnya, terdapat 1.903 gambar yang dikumpulkan dari kedua sumber tersebut.

B. Confusion Matrix

Confusion matrix adalah sebuah tabel yang digunakan untuk mengukur kinerja dari model[11] klasifikasi dalam machine learning. Tabel ini membandingkan nilai aktual dengan nilai prediksi yang diberikan oleh model.



Gbr. 2 Confusion matrix

Gambar 2 merupakan sebuah matriks kebingungan (confusion matrix) yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi kesegaran ikan berdasarkan gambar mata ikan. Matriks ini menunjukkan perbandingan antara label asli (true labels) dan label yang diprediksi (predicted labels) oleh model. Terdapat dua kategori dalam matriks ini: "fresh" (segar) dan "non-fresh" (tidak segar).

Pada sumbu y (true labels), label asli terbagi menjadi dua: 79 gambar dengan label "fresh" dan 111 gambar dengan label "non-fresh". Pada sumbu x (predicted labels), prediksi model juga terbagi menjadi dua: "fresh" dan "non-fresh".

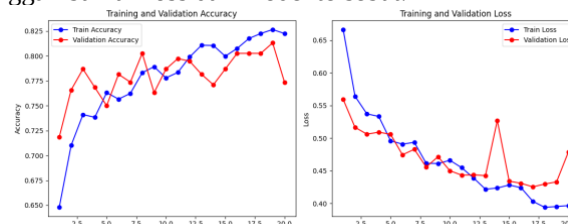
Matriks ini menunjukkan bahwa dari 79 gambar yang sebenarnya segar, model memprediksi 69 gambar dengan benar sebagai segar dan salah memprediksi 10 gambar sebagai tidak

segar. Sebaliknya, dari 111 gambar yang sebenarnya tidak segar, model memprediksi 93 gambar dengan benar sebagai tidak segar dan salah memprediksi 18 gambar sebagai segar.

Secara keseluruhan, matriks ini menunjukkan bahwa model memiliki performa yang cukup baik dalam mengklasifikasikan kesegaran ikan, dengan jumlah prediksi benar yang lebih tinggi dibandingkan dengan jumlah prediksi salah.

C. Metrix Pelatihan dan Validasi Mode

Gambar 3 adalah grafik yang menunjukkan performa model klasifikasi kesegaran ikan selama proses pelatihan dan validasi, di mana grafik kiri menggambarkan akurasi dan grafik kanan menggambarkan loss dari model tersebut.



Gbr. 3 Proses pelatihan dan validasi

Gambar di atas menampilkan dua grafik yang menggambarkan akurasi dan loss dari model klasifikasi kesegaran ikan selama proses pelatihan dan validasi. Grafik kiri menunjukkan akurasi pelatihan dan validasi, sementara grafik kanan menunjukkan loss pelatihan dan validasi.

Pada grafik kiri, sumbu y mewakili nilai akurasi, sedangkan sumbu x mewakili jumlah epoch atau iterasi pelatihan. Garis biru menunjukkan akurasi pada data pelatihan, dan garis merah menunjukkan akurasi pada data validasi. Terlihat bahwa akurasi pelatihan meningkat secara konsisten dari sekitar 0,69 hingga lebih dari 0,80 selama 20 epoch. Akurasi validasi juga meningkat, meskipun terdapat fluktuasi, yang mencapai puncaknya sekitar epoch ke-15 dengan nilai mendekati 0,82 sebelum sedikit menurun pada epoch ke-20.

Pada grafik kanan, sumbu y mewakili nilai loss, sedangkan sumbu x mewakili jumlah epoch. Garis biru menunjukkan loss pada data pelatihan, dan garis merah menunjukkan loss pada data validasi. Terlihat bahwa loss pelatihan menurun secara konsisten dari sekitar 0,65 hingga di bawah 0,45 selama 20 epoch. Loss validasi juga menurun, namun dengan fluktuasi yang lebih besar, mencerminkan beberapa lonjakan pada epoch tertentu. Secara umum, baik loss pelatihan maupun validasi menunjukkan tren penurunan, yang mengindikasikan bahwa model semakin baik dalam meminimalkan kesalahan prediksi seiring bertambahnya epoch.

Kesimpulannya, grafik ini menunjukkan bahwa model mengalami peningkatan performa selama proses pelatihan, dengan akurasi yang meningkat dan loss yang menurun. Fluktuasi pada data validasi menunjukkan adanya variasi dalam performa model terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya, namun secara keseluruhan, tren yang terlihat adalah positif.

D. Evaluation Validation Data

Selanjutnya dilakukan pengujian model pada data testing untuk mengukur sejauh mana kinerja model yang telah dilatih pada data training serta untuk mengetahui performa model deteksi pada dataset yang digunakan. Adapun hasil pengujian model menggunakan data testing pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel I.

TABEL I. CLASSIFICATION REPORT

Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
fresh	79%	87%	83%	79
non-fresh	90%	84%	87%	111
Accuracy:				
macro avg	86P	86%	85%	190
weighted avg	85%	85%	85%	190

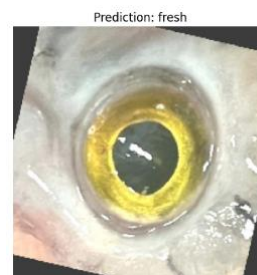
Laporan klasifikasi di atas menyajikan evaluasi performa model klasifikasi kesegaran ikan menggunakan metrik precision, recall, f1-score, dan support untuk dua kelas: "fresh" dan "non-fresh". Precision untuk kelas "fresh" adalah 79%, artinya 79% dari gambar yang diprediksi sebagai "fresh" benar-benar segar, sementara untuk kelas "non-fresh" adalah 90%, menunjukkan ketepatan prediksi yang tinggi. Recall untuk kelas "fresh" mencapai 87%, yang berarti model berhasil menemukan 87% dari semua gambar segar yang sebenarnya, sedangkan recall untuk kelas "non-fresh" adalah 84%. F1-score, yang merupakan rata-rata harmonik dari precision dan recall, adalah 83% untuk kelas "fresh" dan 87% untuk kelas "non-fresh". Support mengindikasikan jumlah sampel sebenarnya, yaitu 79 untuk "fresh" dan 111 untuk "non-fresh". Akurasi keseluruhan model adalah 86%. Selain itu, nilai rata-rata makro (macro average) untuk precision, recall, dan f1-score masing-masing adalah 86%, 86%, dan 85%, sedangkan nilai rata-rata berbobot (weighted average) untuk ketiga metrik tersebut adalah 85%. Laporan ini menunjukkan bahwa model memiliki kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan kesegaran ikan, dengan nilai precision, recall, dan f1-score yang tinggi untuk kedua kelas serta akurasi total yang memuaskan.

E. Hasil Testing

Gambar 4. Menunjukkan gambar mata ikan yang diambil dari data pengujian. Dalam gambar ini, model klasifikasi kesegaran ikan telah memprediksi bahwa objek dalam gambar tersebut adalah "fresh" (segar).

Gambar 5. Menunjukkan gambar mata ikan yang diambil dari data pengujian. Dalam gambar ini, model klasifikasi kesegaran ikan telah memprediksi bahwa objek dalam gambar tersebut adalah "non-fresh" (tidak segar).

Gambar 6. Menunjukkan gambar mata ikan yang diambil dari data yang baru di upload ke model. Dalam gambar ini, model mengklasifikasikan objek dalam gambar sebagai "fresh" (segar) dengan tingkat kepercayaan 99,27%.



Gbr. 4 Hasil testing pada dataset test



Gbr. 5 Hasil testing pada dataset test



Gbr. 6 Hasil testing pada dataset baru

V. KESIMPULAN

Berdasarkan laporan klasifikasi, model Klasifikasi Kesegaran Ikan Menggunakan Citra Mata dengan metode Convolutional Neural Network Arsitektur VGG-16 menunjukkan kinerja yang baik dengan akurasi keseluruhan sebesar 86%. Precision, recall, dan f1-score yang tinggi untuk kedua kelas, "fresh" dan "non-fresh", menunjukkan bahwa model ini akurat dan konsisten dalam prediksinya. Hasil pengujian dari gambar mata ikan, seperti yang ditunjukkan dalam Gambar 4 dan Gambar 5, menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan gambar sebagai "fresh" atau "non-fresh" dengan baik. Gambar 6 memperlihatkan bahwa model dapat mengklasifikasikan gambar baru dengan tingkat kepercayaan yang sangat tinggi, yaitu 99,27%. Secara keseluruhan, model ini efektif dan dapat diandalkan untuk mengklasifikasikan kesegaran ikan berdasarkan gambar mata ikan, sehingga berpotensi digunakan dalam aplikasi nyata untuk meningkatkan efisiensi penilaian kesegaran ikan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Sabarudin Saputra, Anton Yudhana, dan Rusydi Umar, "Identifikasi Kesegaran Ikan Menggunakan Algoritma KNN Berbasis Citra

- Digital,” *Krea-TIF J. Tek. Inform.*, vol. 10, no. 1, hal. 1–9, 2022, doi: 10.32832/kreatif.v10i1.6845.
- [2] M. Sholihin, “Identifikasi Kesegaran Ikan Berdasarkan Citra Insang dengan Metode Convolution Neural Network,” *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 8, no. 3, hal. 1352–1360, 2021, doi: 10.35957/jatisi.v8i3.939.
- [3] M. Christiawan, L. W. Santoso, dan D. H. Setiabudi, “Deteksi Tingkat Kesegaran Ikan Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Dengan Parameter Mata dan Warna Insang,” *J. Infra*, vol. 9, no. 2, hal. 213–219, 2021.
- [4] E. Prasetyo, R. Purbaningtyas, R. D. Adityo, E. T. Prabowo, dan A. I. Ferdiansyah, “Perbandingan Convolution Neural Network Untuk Klasifikasi Kesegaran Ikan Bandeng Pada Citra Mata,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 8, no. 3, hal. 601, 2021, doi: 10.25126/jtiik.2021834369.
- [5] H. Honainah, F. F. Romadhoni, dan A. Ato’illah, “Klasifikasi Kesegaran Ikan Tongkol Berdasarkan Warna Mata Menggunakan Metode Backpropagation,” *J. Penelit. Inov.*, vol. 2, no. 2, hal. 405–414, 2022, doi: 10.54082/jupin.90.
- [6] A. J. Rindengan dan M. Mananohas, “Perancangan Sistem Penentuan Tingkat Kesegaran Ikan Cakalang Menggunakan Metode Curve Fitting Berbasis Citra Digital Mata Ikan System Design of Freshness Level Determination of Skipper Fish Using Curve Fitting Method Based on Digital Image of Fish Eye,” *J. Ilm. Sains*, vol. 17, no. 2, hal. 164, 2017.
- [7] Radikto, D. I. Mulyana, M. A. Rofik, dan Mo. Z. Z. Zakaria, “Klasifikasi Kendaraan pada Jalan Raya menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN),” *J. Pendidik. Tambusai*, vol. 6, no. 1, hal. 1668–1679, 2022.
- [8] S. A. E. ALBAKIA dan R. A. Saputra, “Identifikasi Jenis Daun Tanaman Obat Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Dengan Model VGG16,” *J. Inform. Polinema*, vol. 9, no. 4, hal. 451–460, 2023, doi: 10.33795/jip.v9i4.1420.
- [9] M. Azhari, Z. Situmorang, dan R. Rosnelly, “Perbandingan Akurasi, Recall, dan Presisi Klasifikasi pada Algoritma C4.5, Random Forest, SVM dan Naive Bayes,” *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 5, no. 2, hal. 640, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i2.2937.
- [10] R. R. Sani, Y. A. Pratiwi, S. Winarno, E. D. Udayanti, dan F. Alzami, “Analisis Perbandingan Algoritma Naive Bayes Classifier dan Support Vector Machine untuk Klasifikasi Berita Hoax pada Berita Online Indonesia,” *J. Masy. Inform.*, vol. 13, no. 2, hal. 85–98, 2022, doi: 10.14710/jmasif.13.2.47983.
- [11] H. N. Zuhdi dan B. Prasetyo, “Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbors dalam Evaluasi Kelayakan Kredit: Studi Kasus pada Bank ABC,” *IJIRSE Indones. J. Inform. Res. Softw. Eng.*, vol. 4, no. 1, hal. 40–46, 2024.