

KLASIFIKASI JENIS IKAN AIR TAWAR MENGGUNAKAN ALGORITMA CNN DAN ARSITEKTUR ALEXNET

Ahmad Rizky^{1*}; Dedy Hermanto²

Program Studi Informatika^{1,2}
Universitas Multi Data Palembang: Palembang, Indonesia^{1,2}
<https://mdp.ac.id>
ahmadrizky@mhs.mdp.ac.id^{1*}, dedy@mdp.ac.id²

(*) Corresponding Author



Ciptaan disebarluaskan di bawah Lisensi Creative Commons Atribusi-NonKomersial 4.0 Internasional.

Abstract—Freshwater fish are an important commodity in the fishing industry that requires an accurate classification system. This study aims to develop a freshwater fish classification system using the Convolutional Neural Network (CNN) algorithm with AlexNet architecture, as well as applying data augmentation techniques to improve model accuracy. The dataset used consists of 488 images of five types of freshwater fish, namely catfish, baung fish, tapah fish, juaro fish, and patin fish, which were then augmented into 68,400 images. The model was trained using the Adam optimizer, with a batch size of 16, a learning rate of 1e-5, and 200 epochs. The results of the experiment show that the model achieved a training accuracy of 71.09%, a validation accuracy of 85.00%, and a testing accuracy of 80.29%. Precision reached 0.8310, Recall 0.7909, and F1-score 0.7912, indicating the model's excellent performance in classifying freshwater fish species. This research is expected to support the development of an automatic classification system for the freshwater fisheries industry.

Keywords: *AlexNet, classification, freshwater fish.*

Abstrak—Ikan air tawar merupakan salah satu komoditas penting dalam industri perikanan yang membutuhkan sistem klasifikasi yang akurat. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi ikan air tawar menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur AlexNet, serta menerapkan teknik augmentasi data untuk meningkatkan akurasi model. *Dataset* yang digunakan terdiri dari 488 gambar dari lima jenis ikan air tawar, yaitu ikan lele, ikan baung, ikan tapah, ikan juaro, dan ikan patin, yang kemudian diaugmentasi menjadi 68.400 gambar. Model dilatih menggunakan *optimizer* Adam, dengan pengaturan *batch size* 16, *learning rate* 1e-5, dan jumlah *epoch* 200. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model mencapai akurasi training sebesar 71,09%, akurasi validasi 85,00%, dan akurasi testing 80,29%. *Precision* mencapai 0,8310, *Recall* 0,7909, dan *F1-score* 0,7912, yang menunjukkan kinerja model yang sangat baik dalam mengklasifikasikan jenis ikan air tawar. Penelitian ini diharapkan dapat mendukung perkembangan sistem klasifikasi otomatis untuk industri perikanan air tawar.

Kata kunci: *AlexNet, klasifikasi, ikan air tawar.*

PENDAHULUAN

Ikan merupakan hewan bertulang belakang yang siklus hidupnya berada di dalam air dan memiliki pernapasan melalui insang sebagai alat penyerapan oksigen dari dalam air. Tubuh ikan dilapisi sisik serta dilengkapi sirip sebagai alat bergerak saat berenang. Secara umum, ikan menjadi salah satu sumber pangan bernutrisi tinggi, terutama karena mengandung asam lemak rantai panjang: omega-3 (DHA) yang sangat bermanfaat

bagi tubuh yang tidak dimiliki oleh produk dari daratan (Nurapipah & Lestari, 2023). Dalam ekosistem perairan Indonesia, ikan mempunyai tingkat keberagaman tinggi yang dapat ditemukan di sungai maupun lautan. Berdasarkan habitatnya ikan dibedakan menjadi 2 jenis yaitu ikan air laut dan ikan air tawar. Ikan air laut adalah jenis ikan yang hidup dan berkembang biak di perairan laut dengan kadar garam yang tinggi, sedangkan ikan air tawar adalah ikan yang hidup di air tawar adalah ikan yang menetap, tinggal dan berkembang di air

yang banyak mengandung larutan garam (salinitas) kurang dari 5 per mil (0,5%) seperti danau, sungai dan waduk (Paputungan, 2023).

Namun, banyak masyarakat yang masih belum mengetahui jenis spesies ikan air tawar yang ada di sungai (Education, 2020). Untuk mengatasi masalah tersebut, dibutuhkan sistem yang mampu mengklasifikasi ikan secara akurat, yang mana menggunakan algoritma klasifikasi citra berupa CNN (*Convolutional Neural Network*). CNN adalah salah satu kelas *neural network* yang menerapkan variasi *perceptron multilayer* yang berisi satu atau lebih lapisan konvolusi yang dapat terhubung seluruhnya atau digabungkan (Gunardi, 2023). Hal tersebut memungkinkan CNN untuk dapat mempelajari filter atau kernel secara otomatis tanpa membuatnya secara eksplisit. Filter atau kernel ini dapat membantu mengekstraksi fitur yang tepat dan relevan dari data input.

Convolutional Neural Network (CNN) memiliki kelebihan karena tidak memerlukan proses ekstraksi fitur secara eksplisit sebagaimana proses pengolahan citra tradisional. Hal ini disebabkan CNN memiliki lapisan konvolusi yang secara implisit akan mendeteksi dan melakukan ekstraksi fitur dari gambar input (Akbar & Sandfreni, 2021). Seiring berjalannya waktu, CNN menjadi salah satu arsitektur *deep learning* yang semakin banyak digunakan termasuk dalam pengklasifikasian objek, termasuk dalam identifikasi jenis ikan air tawar. Untuk mendukung akurasi klasifikasi yang lebih tinggi, dikembangkan pula berbagai arsitektur deep learning, salah satunya adalah AlexNet, yang juga termasuk dalam pengembangan CNN.

AlexNet merupakan arsitektur *Convolutional Neural Network* yang tersusun atas delapan lapisan atau layer, Lapisan ini terdiri atas lima *Convolutional Layer* serta tiga *Fully Connected Layer*

(Massie & Widodo, ST, M.Sc, PhD, 2023). Adapun arsitektur lain yang sebagai banding dengan AlexNet adalah VGG-16, yang memiliki 16 layer, terdiri dari 13 lapisan konvolusi dan 3 *lapisan Fully Connected*, serta diakhiri dengan dua *Fully Connected Layer* dan satu *Full Connected Layer* (Weny Indah Kusumawati & Adisaputra Zidha Noorizki, 2023). Hal ini diperkuat oleh hasil penelitian yang dilakukan oleh (Park & Choi, 2020), yang menunjukkan bahwa performa AlexNet lebih unggul dibandingkan VGG-16, dengan salah satu hasil akurasinya sebesar 92.85 untuk AlexNet, sedangkan VGG-16 hanya mencapai akurasi sebesar 83.05.

Berdasarkan hasil perbandingan tersebut, AlexNet terbukti memiliki akurasi yang lebih tinggi dibandingkan LeNet. Serta AlexNet menunjukkan waktu pemrosesan yang paling singkat, dan terbukti cocok untuk mengembangkan sistem dengan jumlah objek yang sedikit untuk diklasifikasikan (Park & Choi, 2020). Oleh karena itu, diharapkan dengan menggunakan arsitektur AlexNet, sistem ini dapat mengklasifikasi jenis ikan air tawar dengan tepat. Adapun kontribusi dari penelitian ini adalah mengembangkan sistem klasifikasi citra ikan air tawar berbasis deep learning dengan arsitektur AlexNet yang diimplementasikan pada dataset lokal yang merepresentasikan spesies ikan air tawar Indonesia. Selain itu, penelitian ini juga memberikan evaluasi komparatif terhadap akurasi model CNN yang digunakan, sehingga dapat menjadi acuan untuk penelitian lanjutan.

Tinjauan Literatur

Tabel 1 merupakan daftar beberapa penelitian terdahulu yang dijadikan literatur pada penelitian ini.

Tabel 1. Tinjauan Literatur

No	Peneliti	Tahun	Objek Penelitian	Arsitektur Cnn	Metode Tambahan	Hasil Utama	Keterbatasan / Gap
1	(Arrank Tonapa et al., 2024)	2024	Ikan cakalang & tongkol	ResNet50,VGG16	Transfer Learning	Akurasi. Precision, recall, F1-score ±95% (ResNet50)	Fokus pada ikan laut, membutuhkan komputasi tinggi
2	(Mahmud & Hartono, 2024)	2024	9 jenis ikan air laut	ResNet50	Preprocessing & augmentasi	Akurasi tertinggi 97,92%	Dataset homogen dan terkontrol
3	(E. Prasetyo et al., 2021)	2021	Kesegaran ikan bandeng	Xception, MobileNetV1, ResNet50, VGG16	Perbandingan arsitektur	VGG16 akurasi uji 97%	Dataset terbatas, tidak real-time
4	(Cahyo & Al-Ghiffary, 2024)	2024	Kesegaran ikan	ResNet101	Image enhancement & segmentasi	Akurasi 100%	Arsitektur sangat dalam, kompleks
5	(Prasmatio et al., 2020)	2020	Pengenalan ikan air tawar	CNN custom	OpenCV & webcam	Akurasi 85,14%	Data latih terbatas, preprocessing sederhana

No	Peneliti	Tahun	Objek Penelitian	Arsitektur Cnn	Metode Tambahan	Hasil Utama	Keterbatasan / Gap
6	(Tarisa Ariany, 2024)	& 2024	Identifikasi anggrek	LeNet, AlexNet	Augmentasi data	AlexNet akurasi 79,50%	Objek bukan ikan
7	(Alfredo Suharjito, 2022)	& 2022	Kematangan kelapa sawit	AlexNet	Image enhancement & tuning	Akurasi 95,30%	Tidak diterapkan pada domain ikan
8	(A. Prasetyo et al., 2025)	2025	Kesegaran ikan nila	AlexNet	Klasifikasi citra mata	Akurasi 100%	Fokus kesegaran, bukan klasifikasi jenis
9	(Pujiarini, 2023)	2023	Kesegaran ikan nila	CNN	Analisis warna mata	Akurasi 93-97%	Tidak membahas variasi sumber citra
10	(Nurdiati et al., 2022)	et 2022	Ekspresi wajah	AlexNet, VGG	Perbandingan arsitektur	AlexNet cepat & akurat pada data sederhana	Bukan domain perikanan

Sumber: (Hasil Penelitian, 2025)

Berdasarkan hasil perbandingan penelitian terdahulu pada Tabel 1, dapat disimpulkan bahwa penggunaan *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam klasifikasi dan identifikasi ikan menunjukkan performa yang sangat baik, terutama ketika dikombinasikan dengan teknik preprocessing, augmentasi data, dan *transfer learning*. Arsitektur CNN yang dalam seperti ResNet dan VGG terbukti mampu mencapai tingkat akurasi yang tinggi, bahkan hingga di atas 95%, khususnya pada *dataset* yang homogen dan terkontrol. Hal ini menunjukkan bahwa arsitektur tersebut sangat efektif untuk menangani kompleksitas citra dengan jumlah data yang relatif besar.

Namun demikian, tingginya performa arsitektur ResNet dan VGG diiringi dengan kebutuhan komputasi yang besar serta kompleksitas model yang tinggi, sehingga kurang efisien untuk diterapkan pada sistem dengan keterbatasan sumber daya. Selain itu, sebagian besar penelitian dengan arsitektur tersebut masih berfokus pada ikan laut atau *dataset* yang diperoleh dari lingkungan terkontrol, sehingga generalisasi model terhadap data dengan variasi sumber citra belum banyak dikaji. Di sisi lain, arsitektur AlexNet menunjukkan potensi yang cukup menjanjikan, terutama dalam hal efisiensi komputasi dan kecepatan inferensi. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa AlexNet mampu mencapai akurasi yang tinggi setelah dilakukan augmentasi data dan penyetelan *hyperparameter*, meskipun sebagian penelitian tersebut masih diterapkan pada objek non-perikanan atau hanya berfokus pada penilaian kesegaran ikan, bukan klasifikasi jenis ikan secara menyeluruh.

Selain itu, pada Tabel 1 juga menunjukkan bahwa masih terbatas penelitian yang membahas secara eksplisit pengaruh variasi sumber citra terhadap performa model CNN, khususnya pada klasifikasi ikan air tawar. Sebagian penelitian hanya melaporkan hasil akhir tanpa analisis mendalam

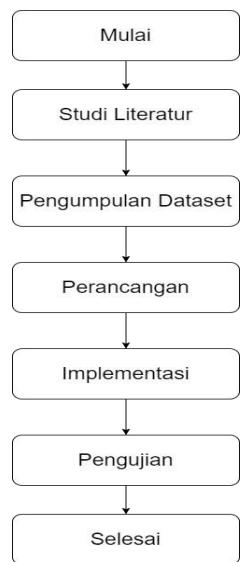
terkait stabilitas model dan pengaruh kombinasi hyperparameter seperti learning rate, batch size, dan jumlah epoch. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa masih terdapat celah penelitian dalam pengembangan model klasifikasi ikan air tawar yang efisien, mampu menangani variasi sumber citra, serta menggunakan arsitektur CNN yang relatif sederhana namun tetap memiliki performa yang optimal. Penelitian ini hadir untuk mengisi celah tersebut dengan memanfaatkan arsitektur AlexNet yang dikombinasikan dengan augmentasi data dan penyetelan hyperparameter yang terkontrol guna menghasilkan model klasifikasi yang akurat dan andal.

BAHAN DAN METODE

Berdasarkan hasil kajian literatur dan identifikasi gap penelitian, penelitian ini disusun dengan tahapan metodologi yang sistematis sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1. Metodologi tersebut mencakup studi literatur, pengumpulan dataset, perancangan dan implementasi model CNN, serta pengujian kinerja sistem untuk memperoleh hasil penelitian yang optimal. Berdasarkan Gambar 1, berikut detail tahapan yang dilakukan, diantaranya:

Studi Literatur

Tahapan ini dimulai dengan melakukan pembelajaran literatur berupa jurnal dan buku terkait topik penelitian ini, tujuan dari pembelajaran literatur ini adalah untuk mendapatkan pemahaman yang lebih baik tentang subjek penelitian, metode preprocessing gambar ikan, dan teknik klasifikasi gambar yang menggunakan arsitektur AlexNet dan penggunaan model CNN yang digunakan.



Sumber: (Hasil Penelitian, 2025)

Gambar 1. Tahapan Metodologi Penelitian

Pengumpulan Dataset

Pertama-tama, dilakukan pencarian ikan di pasar. Setelah ikan ditemukan, ikan-ikan tersebut dibawa pulang dan ditempatkan di dalam wadah. Selanjutnya, ikan difoto menggunakan HP *iPhone 13* dengan mode standar berformat HEIC dan resolusi 3024×4032 pada pencahayaan cerah di siang hari sekitar pukul 13.00 WIB. Pemotretan dilakukan dengan jarak 20-40 cm dari ikan, dengan arah kamera dari atas, depan, dan belakang ikan. Namun, beberapa jenis ikan tidak ditemukan di pasar sehingga pencarian dilanjutkan melalui Google. Beberapa foto ikan diperoleh dari Facebook, YouTube, dan sumber *online* lainnya melalui metode screenshot untuk melengkapi *dataset*. Untuk memastikan label pada gambar ikan yang diperoleh dari sumber *online* sudah benar, setiap gambar diperiksa secara manual.

Pemeriksaan dilakukan dengan melihat kesesuaian antara nama ikan yang tercantum pada sumber *online* dengan tampilan fisik ikan pada gambar. Ciri-ciri fisik seperti bentuk tubuh, warna, pola sisik, dan bentuk sirip dibandingkan dengan referensi ikan yang relevan. Apabila tampilan ikan pada gambar sesuai dengan nama ikan yang disebutkan, maka gambar tersebut dianggap memiliki label yang benar dan digunakan dalam dataset. Sebaliknya, gambar yang menampilkan ciri ikan tidak jelas atau tidak sesuai dengan nama ikan yang tercantum tidak digunakan.

Total jumlah foto ikan yang digunakan adalah 488 gambar. Selanjutnya, seluruh gambar dilakukan penghapusan latar belakang menggunakan Canva untuk menghilangkan objek selain ikan, kemudian data dibagi menjadi tiga bagian, yaitu data latih sebesar 70%, data uji 15%,

dan data validasi sebesar 15%. Untuk penjelasan pembagian dataset dapat di lihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Pembagian Dataset dan Konfigurasi Pelatihan Citra Ikan Air Tawar

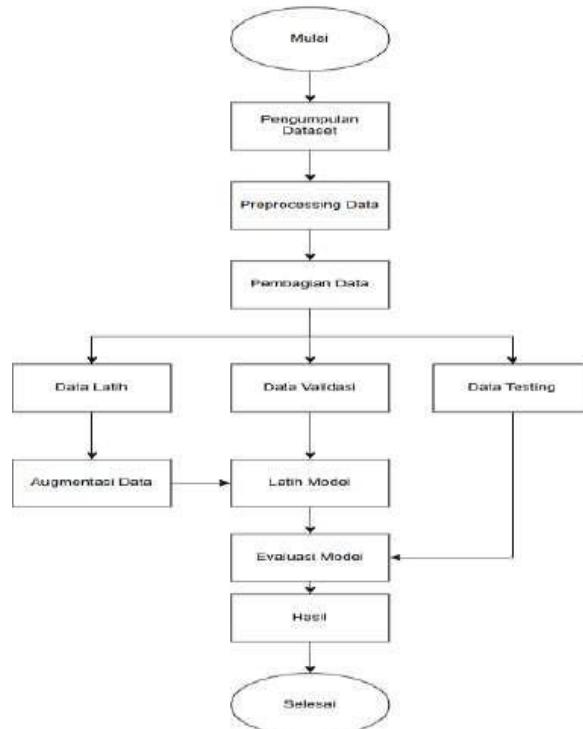
Keterangan	Data Latih	Data Validasi	Data Uji
Percentase	70%	15%	15%
Jumlah gambar	342	73	73
Total Keseluruhan Gambar (sebelum augmentasi)			488
Total epoch (Set Awal Epoch = 200)			200 epoch * 342
Total Data Latih setelah Augmentasi			68400

Sumber: (Hasil Penelitian, 2025)

Setelah itu di lakukan augmentasi pada bagian data latih sehingga data latihnya nanti berjumlah 68400 gambar yang nantinya model AlexNet akan digunakan untuk mengklasifikasikan jenis ikan dengan menggunakan *dataset* ini.

Perancangan

Pada bagian ini adalah menjelaskan tentang skema pembuatan model AlexNet yang akan ditunjukkan pada Gambar 2.



Sumber: (Hasil Penelitian, 2025)

Gambar 2. Skema Perancangan Model AlexNet

Berdasarkan Gambar 2, dilakukan penghapusan latar belakang pada gambar ikan sehingga latar belakang menjadi putih. Setelah itu, dataset sebanyak 488 gambar ikan diunggah dan

dikelompokkan ke dalam folder terpisah berdasarkan kelasnya, yaitu: Ikan Lele, Ikan Juaro, Ikan Patin, Ikan Tapah, dan Ikan Baung. Selanjutnya dilakukan preprocessing gambar, yaitu mengubah ukuran gambar menjadi 224 x 224 piksel dan melakukan normalisasi piksel (*rescale*) ke dalam rentang [0,1]. Setelah proses *preprocessing* selesai, dataset dibagi menjadi tiga bagian dengan proporsi 70% untuk data latih, 15% untuk data validasi, dan 15% untuk data uji. Kemudian dilakukan augmentasi data khusus pada bagian data latih, menggunakan transformasi sederhana seperti rotasi, *zoom*, dan *flip*, untuk meningkatkan keragaman data dan membantu model belajar lebih baik. Setelah data siap, dilakukan pelatihan model menggunakan arsitektur AlexNet, dengan memanfaatkan data latih dan data validasi. Proses pelatihan dilakukan menggunakan *batch size* sebesar 16 dan *optimizer* Adam dengan *learning rate* 0,00001 dengan *epoch* 200. Untuk mengatur pembaruan bobot secara efisien. Data validasi digunakan untuk memantau kinerja model selama pelatihan guna mencegah terjadinya *overfitting* maupun *underfitting*. Setelah proses pelatihan selesai, dilakukan evaluasi menggunakan confusion matriks untuk menganalisis kinerja model dalam mengklasifikasi jenis-jenis ikan air tawar pada data uji. Confusion matriks dapat menghitung jumlah prediksi yang benar dan salah untuk setiap kelasnya dengan menggunakan nilai *precision*, *recall*, *accuracy*, dan F1-score. Kemudian dapat dievaluasi lebih lanjut kemampuan model dalam mengenali berbagai jenis ikan air tawar dengan akurat dan meminimalkan kesalahan klasifikasi.

Implementasi

Pada tahapan ini dilakukan implementasi dari sistem yang telah dirancang sebelumnya agar sistem dapat mengenali dan melakukan klasifikasi terhadap ikan air tawar yang menjadi data *training*, data *testing*, dan data validasi yang telah diolah sebelumnya dengan menggunakan model dari CNN yaitu AlexNet.

Pengujian

Setelah tahapan uji coba, hasil pengujian dihitung untuk mendapatkan tingkat keberhasilan metode yang digunakan dengan *Confusion Matrix* dalam menghitung nilai *precision*, *recall*, dan *accuracy*, *f1-score* yang dapat dilihat pada Persamaan (1), (2), (3), dan (4).

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

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

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (3)$$

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

Keterangan:

TP: Jumlah data positif (*defect*) yang terkласifikasi dengan benar oleh sistem.

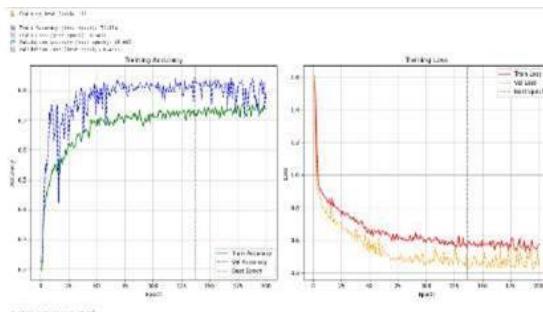
TN: Jumlah data negatif (*non-defect*) yang terkласifikasi dengan benar oleh sistem.

FN: Jumlah data negatif (*non-defect*) yang terkласifikasi dengan salah oleh sistem.

FP: Jumlah data positif (*defect*) yang terkласifikasi dengan salah oleh sistem.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian Penelitian ini mengimplementasikan *data augmentation On-The-Fly* pada arsitektur AlexNet untuk klasifikasi jenis ikan air tawar. Model dilatih menggunakan *optimizer* ADAM, *Dropout*, serta penyesuaian *epoch* dan *learning rate* yang optimal. Untuk hasil penelitian ini dapat di lihat pada Gambar 3, 4, 5.



Sumber: (Hasil Penelitian, 2025)

Gambar 3. Grafik Hasil *Accuracy Epoch* dan *Lost Epoch*

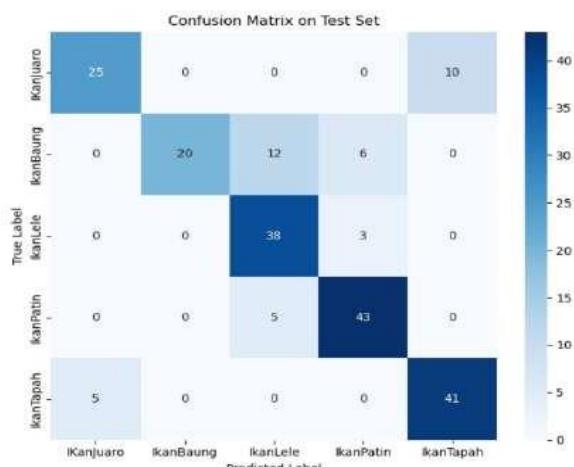
Pada Gambar 3, terdapat 2 grafik yaitu grafik kiri dan grafik kanan untuk grafik kiri menunjukkan akurasi pelatihan dan validasi dengan epoch terbaik pada *epoch* ke-137. Grafik kanan menunjukkan penurunan loss selama pelatihan. Hasil akhir pengujian model mencapai akurasi 80.29%.

	precision	recall	f1-score	support
IkanJuaro	0.8333	0.7143	0.7692	35
IkanBaung	1.0000	0.5263	0.6897	38
IkanLele	0.6909	0.9268	0.7917	41
IkanPatin	0.8269	0.8958	0.8600	48
IkanTapah	0.8039	0.8913	0.8454	46
accuracy			0.8029	208
macro avg	0.8310	0.7909	0.7912	208
weighted avg	0.8277	0.8029	0.7969	208

Sumber: (Hasil Penelitian, 2025)

Gambar 4. Hasil *Clasification Report*

Pada Gambar 4, menunjukkan hasil dari *Classification Report* untuk model yang diterapkan. *Classification Report* ini mencakup metrik seperti *precision*, *recall*, dan *f1-score* untuk masing-masing kategori (IkanJuaro, IkanBaung, IkanLele, IkanPatin, dan IkanTapah), serta nilai *support* yang mencerminkan jumlah sampel untuk setiap kategori. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik, dengan nilai *f1-score* tertinggi pada kategori IkanPatin (0,8600), dan akurasi keseluruhan model mencapai 80,29%, yang menunjukkan kinerja model yang sangat baik dalam klasifikasi jenis ikan air tawar.



Sumber: (Hasil Penelitian, 2025)

Gambar 5. Tampilan Hasil *Confusion Matrix*

Pada Gambar 5, menunjukkan *confusion matrix* untuk evaluasi model pada data uji. Matriks ini menggambarkan perbandingan antara label yang benar (*True Label*) dan label yang di prediksi (*Predicted Label*) untuk masing-masing kategori (Ikan Juaro, Ikan Baung, Ikan Lele, Ikan Patin, Ikan Tapah). Dapat dilihat bahwa model berhasil mengklasifikasikan sebagian besar data dengan benar, meskipun terdapat beberapa kesalahan klasifikasi. Misalnya, ada 10 data Ikan Juaro yang diprediksi sebagai Ikan Tapah dan 5 data Ikan Tapah yang salah diprediksi sebagai Ikan Juaro. Secara keseluruhan, model menunjukkan kemampuan yang baik dalam mengidentifikasi kategori ikan dengan sedikit kesalahan klasifikasi.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan, penerapan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur AlexNet dan teknik data *augmentation* terbukti efektif dalam mengklasifikasikan jenis ikan air tawar dengan kinerja yang baik. Model dilatih dengan *learning rate* sebesar 1e-5, *batch size* 16, dan jumlah *epoch* sebanyak 200, dengan *epoch* terbaik tercapai pada

epoch ke-137. Pada *epoch* terbaik tersebut, model mencapai *training accuracy* sebesar 71,09%, *validation accuracy* sebesar 85,00%, dan *testing accuracy* sebesar 80,29%. *Precision* sebesar 0,8310, *Recall* 0,7909, dan *F1-score* 0,7912. Hasil ini menunjukkan bahwa model mampu melakukan proses pembelajaran dengan baik dan memiliki kemampuan generalisasi yang tinggi terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Berdasarkan analisis *confusion matrix*, model menunjukkan kemampuan klasifikasi yang baik dengan mayoritas data uji berhasil diprediksi secara tepat pada masing-masing kelas ikan. Meskipun demikian, masih ditemukan beberapa kesalahan klasifikasi, khususnya pada kelas ikan yang memiliki kemiripan bentuk dan karakteristik visual, seperti kesalahan prediksi antara ikan Juaro dan ikan Tapah. Hal ini mengindikasikan bahwa kemiripan morfologi antar spesies masih menjadi tantangan dalam proses klasifikasi, namun secara keseluruhan model tetap mampu meminimalkan kesalahan dan menunjukkan performa yang stabil dalam mengidentifikasi jenis ikan air tawar. Penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan jumlah dataset yang lebih besar dan lebih beragam, terutama dengan penambahan variasi sudut pengambilan gambar dan kondisi pencahayaan, guna meningkatkan kemampuan generalisasi model. Selain itu, pengujian dengan arsitektur CNN lain seperti VGG, ResNet, atau EfficientNet dapat dilakukan sebagai banding untuk memperoleh performa yang lebih optimal. Pengembangan sistem ke dalam bentuk aplikasi berbasis web atau mobile juga dapat menjadi arah penelitian lanjutan agar hasil klasifikasi dapat dimanfaatkan secara langsung oleh masyarakat atau pelaku industri perikanan.

REFERENSI

- Akbar, H., & Sandfreni, S. (2021). Klasifikasi Kanker Serviks Menggunakan Model Convolutional Neural Network Alexnet. *JIKO (Jurnal Informatika Dan Komputer)*, 4(1), 44–51. <https://doi.org/10.33387/jiko.v4i1.2606>
- Alfredo, I., & Suharjito. (2022). Perbaikan Model Alexnet Untuk Mendeteksi Kematangan Tbs Kelapa Sawit Dengan Menggunakan Image Enhancement Dan Hyperparameter Tuning. *Jurnal Ilmiah Teknologi Dan Rekayasa*, 27(1), 56–68. <https://doi.org/10.35760/tr.2022.v27i1.5973>
- Arrank Tonapa, W., D.K. Manembu, P., & D. Kambey, F. (2024). Klasifikasi Ikan Cakalang dan Tongkol Menggunakan Convolutional Neural Network. *Jurnal Teknik Informatika*, 19(01),

- 31–36.
<https://doi.org/10.35793/jti.v19i01.52013>
- Cahyo, N. R. D., & Al-Ghiffary, M. M. I. (2024). An Image Processing Study: Image Enhancement, Image Segmentation, and Image Classification using Milkfish Freshness Images. *IJECAR) International Journal of Engineering Computing Advanced Research*, 1(1), 11–22.
- Education, J. (2020). *Identifikasi Jenis Ikan Air Tawar Di Sungai Yogi*. 8(3), 139–143.
- Gunardi, M. F. (2023). Implementasi Augmentasi Citra pada Suatu Dataset. *Jurnal Informatika*, 9(1), 1–5.
- Mahmud, N. A., & Hartono, B. (2024). Implementasi Deep Learning Dengan Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network Untuk Mengidentifikasi Jenis Ikan Laut. *JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian Dan Pembelajaran Informatika)*, 9(2), 438–447.
<https://doi.org/10.29100/jipi.v9i2.4477>
- Massie, J. I., & Widodo, ST, M.Sc, PhD, A. M. (2023). Deep Learning untuk Klasifikasi Penyakit Retinopati Diabetik Menggunakan Arsitektur Alexnet dan Generative Adversarial Network. *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro Dan Ilmu Komputer*, 14(2), 251–260.
<https://doi.org/10.24176/simet.v14i2.9498>
- Nurapipah, M., & Lestari, A. (2023). Edukasi Manfaat Mengonsumsi Ikan Bagi Kesehatan. *Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat : Kesehatan (JPKMK)*, 3(1), 57–68.
https://scholar.google.com/scholar?hl=id&as_sdt=0%2C5&q=Edukasi+Manfaat+Mengonsumsi+Ikan+Bagi+Kesehatan.+Jurnal+&btnG=%
- Nurdjati, S., Najib, M. K., Bukhari, F., Ardhana, M. R., Rahmah, S., & Blante, T. P. (2022). Perbandingan AlexNet dan VGG untuk Pengenalan Ekspresi Wajah pada Dataset Kelas Komputasi Lanjut. *Techno.Com*, 21(3), 500–510.
<https://doi.org/10.33633/tc.v21i3.6373>
- Paputungan, F. (2023). Studi Tentang Budidaya Ikan Air Tawar Di Telaga Jaya Kabupaten Gorontalo. *Jurnal Ilmu Manajemen Dan Bisnis*, 11(3), 3–10.
- Park, J. H., & Choi, Y. K. (2020). Efficient data acquisition and CNN design for fish species classification in Inland waters. *Journal of Information and Communication Convergence Engineering*, 18(2), 106–114.
<https://doi.org/10.6109/jicce.2020.18.2.10>
- Prasetyo, A., Masykur, F., Yusuf, A. R., Astuti, A. Y., & Abdurrozzaq, I. (2025). Analisis Deteksi Citra Mata Ikan Nila dengan Metode Convolutional Neural Network Arsitektur Alexnet. *Jurnal Pustaka Data*, 5(1), 48–53.
- Prasetyo, E., Purbaningtyas, R., Dimas Adityo, R., Prabowo, E. T., Ferdiansyah, A. I., & Korespondensi, P. (2021). Perbandingan Convolution Neural Network Untuk Klasifikasi Kesegaran Ikan Bandeng Pada Citra Mata A Comparison Of Convolution Neural Network For Classifying Milkfish's Freshness On Eye Images. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer (JTIK)*, 8(3), 601–608.
<https://doi.org/10.25126/jtiik.202184369>
- Prasmatio, R. M., Rahmat, B., & Yuniar, I. (2020). Algoritma Convolutional Neural Network. *Jurnal Informatika Dan Sistem Informasi (JIFoSI)*, 1(2), 510–521.
- Pujiarini, E. H. (2023). Convolution Neural Network Untuk Identifikasi Tingkat Kesegaran Ikan Nila Berdasarkan Perubahan Warna Mata. *Jurnal Khatulistiwa Informatika*, 11(1), 21–25.
<https://doi.org/10.31294/jki.v11i1.14305>
- Tarisa, E., & Ariany, F. (2024). Perbandingan Kinerja Deep Learning Lenet Dan Alexnet Dengan Augmentasi Data Pada Identifikasi Anggrek. *JIKA (Jurnal Informatika)*, 8(1), 51.
<https://doi.org/10.31000/jika.v8i1.9923>
- Weny Indah Kusumawati, & Adisaputra Zidha Noorizki. (2023). Perbandingan Performa Algoritma VGG16 Dan VGG19 Melalui Metode CNN Untuk Klasifikasi Varietas Beras. *Journal of Computer, Electronic, and Telecommunication*, 4(2).
<https://doi.org/10.52435/complete.v4i2.387>