

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 LATAR BELAKANG

Akuakultur merupakan praktik membesarkan dan mengelola makhluk hidup air dalam lingkungan buatan atau yang telah dimodifikasi [1]. Dalam beberapa dekade terakhir, peningkatan permintaan pasar terhadap produk akuakultur seperti ikan, udang, dan kerang telah mendorong pertumbuhan signifikan dalam produksi budidaya perikanan [2]. Popularitas ikan sebagai sumber protein hewani berkontribusi terhadap peningkatan kebutuhan konsumsi, sehingga produksi ikan terus mengalami peningkatan [3].

Untuk memenuhi permintaan tersebut, banyak pembudidaya ikan di Indonesia menerapkan sistem budidaya intensif dengan kepadatan tinggi, khususnya pada ikan konsumsi air tawar [4]. Keberlanjutan industri perikanan sangat bergantung pada kesehatan ikan air tawar, karena ikan yang sehat menghasilkan panen yang optimal dan berkualitas, serta berkontribusi terhadap ketahanan pangan dan kesejahteraan masyarakat [5].

Salah satu tantangan utama dalam budidaya ikan air tawar adalah tingginya angka kematian ikan akibat penyakit [6]. Keberagaman jenis penyakit dengan gejala yang saling tumpang tindih menjadikan proses diagnosis bersifat kompleks dan memakan waktu, sehingga pembudidaya sering mengalami kesulitan dalam menentukan penanganan yang tepat [7].

Keterbatasan pengetahuan dan informasi mengenai penyakit ikan air tawar semakin memperparah kondisi tersebut. Pembudidaya kerap mengalami kesulitan dalam mengidentifikasi penyakit secara akurat akibat kemiripan gejala serta minimnya akses terhadap fasilitas diagnostik yang memadai. Gejala penyakit umumnya muncul pada kulit, sirip, dan insang dalam bentuk bercak dengan pola dan warna tertentu, namun identifikasi visual secara manual bersifat subjektif dan rentan terhadap kesalahan, sehingga berpotensi menyebabkan tindakan penanganan yang tidak tepat dan meningkatkan kerugian ekonomi [8].

Metode konvensional seperti pemeriksaan visual oleh pakar dan uji laboratorium memerlukan waktu serta biaya yang relatif tinggi, sehingga sulit diterapkan secara luas oleh pembudidaya skala kecil dan menengah. Perkembangan kecerdasan buatan, khususnya *deep learning*, membuka peluang besar dalam otomatisasi deteksi penyakit ikan berbasis citra digital [9]. Dengan melatih model *deep learning* menggunakan dataset citra ikan sehat dan sakit, sistem diagnosis yang cepat dan akurat dapat dikembangkan untuk mendukung pengambilan keputusan dini dalam penanganan penyakit [10]. Salah satu pendekatan yang paling umum digunakan dalam sistem berbasis *deep learning* adalah arsitektur *Convolutional Neural Networks* (CNN) [11].

Evolusi arsitektur *Convolutional Neural Networks* (CNN) telah bergeser dari model sederhana menuju struktur yang lebih dalam untuk menangkap fitur hierarkis yang lebih kompleks. Tantangan teknis seperti *vanishing gradient* pada jaringan dalam kini dapat diatasi melalui inovasi struktural seperti *residual connections* pada ResNet yang menjaga stabilitas latihan, serta *dense connectivity*

pada DenseNet yang memaksimalkan penggunaan kembali fitur (*feature reuse*) untuk efisiensi parameter [12].

Efektivitas DenseNet201 dikonfirmasi oleh Nurfadhillah et al. (2023) yang melaporkan akurasi sebesar 91,84% pada klasifikasi citra medis radiografi lutut, menunjukkan kemampuan *feature reuse* yang kuat pada data visual kompleks [13]. Selanjutnya, Lin dan Wu (2023) membuktikan ketahanan ResNet50 terhadap *overfitting* pada deteksi *diabetic retinopathy*, dengan peningkatan stabilitas pelatihan dan generalisasi model dibandingkan CNN konvensional [14]. Sementara itu, Kunduracioglu dan Pacal (2024) menunjukkan bahwa EfficientNetV2 memiliki efisiensi arsitektur dan kemampuan generalisasi yang tinggi pada klasifikasi penyakit daun tebu multikelas, dengan akurasi mencapai 93,39% pada dataset berskala besar dan beragam [15]. Temuan-temuan tersebut menegaskan bahwa arsitektur CNN modern layak dijadikan *backbone* untuk klasifikasi penyakit ikan. Namun demikian, masih terdapat celah penelitian terkait bagaimana performa masing-masing arsitektur berevolusi selama proses optimasi bertahap.

Berbagai penelitian juga menunjukkan bahwa optimasi hiperparameter dan strategi pelatihan berperan krusial dalam memaksimalkan performa CNN. Aksoy dan Adem (2023) melaporkan peningkatan akurasi DenseNet201 sebesar 11,55% setelah dilakukan optimasi hiperparameter secara sistematis [16]. Pada ResNet50, Sethi dan Ahuja (2022) menunjukkan bahwa *hyperparameter tuning* berbasis *transfer learning* mampu meningkatkan akurasi klasifikasi penyakit Alzheimer hingga 75,65% serta mengurangi fluktuasi *loss* selama pelatihan [17]. Sementara itu, Shimazoe et al. (2023) mengungkapkan bahwa arsitektur EfficientNetV2 sangat

adaptif terhadap optimasi lanjutan, di mana kombinasi *hyperparameter tuning* dan *fine-tuning* bahkan mampu melampaui hasil optimasi otomatis dengan akurasi mencapai 90% [18].

Meskipun demikian, sebagian besar penelitian terdahulu hanya berfokus pada capaian akurasi akhir tanpa menganalisis evolusi performa model pada setiap fase optimasi. Selain itu, penerapan arsitektur CNN pada klasifikasi penyakit ikan air tawar masih terbatas, padahal karakteristik visual penyakit ikan memiliki kompleksitas tekstur yang berbeda dibandingkan citra medis manusia maupun daun tanaman. Di sisi lain, sifat *black-box* pada *deep learning* juga menjadi kendala utama dalam adopsi teknologi oleh pembudidaya apabila tidak disertai penjelasan visual yang dapat diverifikasi secara biologis.

Untuk mengisi kesenjangan tersebut, penelitian ini menawarkan kebaruan (*novelty*) melalui pendekatan Evolusi Performa melalui Optimasi Bertahap. Berbeda dengan pendekatan *training* konvensional, penelitian ini membedah proses peningkatan kemampuan model melalui tiga fase intervensi: *Baseline*, *Optimized*, dan *Fine-Tuning*. Hal ini memungkinkan pemahaman mendalam mengenai arsitektur mana yang paling responsif terhadap intervensi parameter dalam konteks penyakit ikan.

Selain itu, penelitian ini mengintegrasikan Gradient-weighted Class Activation Mapping (Grad-CAM) sebagai instrumen interpretabilitas. Penggunaan Grad-CAM bertujuan untuk mentransformasi keputusan model dari sekadar angka probabilitas menjadi penjelasan visual berupa *heatmap*. Dengan teknik ini, area patologis pada tubuh ikan yang menjadi dasar keputusan AI dapat divalidasi secara

biologis, sehingga meningkatkan tingkat kepercayaan (*trustworthiness*) sistem untuk diterapkan sebagai alat bantu diagnosa bagi pembudidaya ikan air tawar.

Dengan mempertimbangkan kelebihan-kelebihan tersebut, penelitian ini berjudul **“EVOLUSI PERFORMA ARSITEKTUR DEEP LEARNING MELALUI OPTIMASI BERTAHAP DAN INTERPRETABILITAS GRADCAM UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT IKAN AIR TAWAR”** yang bertujuan untuk mengembangkan sistem deteksi penyakit ikan yang lebih akurat dan efisien. Penelitian ini diharapkan dapat membantu pembudidaya ikan dalam mendeteksi penyakit secara dini, mengurangi tingkat kematian ikan, serta mendukung keberlanjutan dan peningkatan produktivitas sektor akuakultur di Indonesia.

1.2 RUMUSAN MASALAH

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka permasalahan dalam penelitian ini dapat dirumuskan sebagai berikut:

1. Bagaimana evolusi performa arsitektur deep learning DenseNet201, ResNet50, dan EfficientNetV2-S dalam klasifikasi penyakit ikan air tawar melalui tahapan optimasi bertahap (*baseline*, *optimized*, dan *fine-tuning*)?
2. Arsitektur *deep learning* manakah yang menunjukkan respons paling optimal terhadap strategi optimasi bertahap dalam konteks kompleksitas visual penyakit ikan air tawar?
3. Sejauh mana strategi optimasi bertahap mampu meningkatkan kemampuan generalisasi model dan mengurangi *generalization gap* pada data uji?

4. Bagaimana konsistensi kinerja model jika dievaluasi menggunakan metrik multidimensi seperti akurasi, presisi, recall, F1-score, MCC, dan ROC–AUC?
5. Apakah integrasi Grad-CAM mampu memberikan interpretasi visual yang selaras dengan karakteristik biologis penyakit ikan air tawar dan meningkatkan transparansi keputusan model?

1.3 BATASAN MASALAH

Penelitian ini dilakukan dengan beberapa batasan untuk menjaga fokus dan ruang lingkup, permasalahan perlu dibatasi sebagai berikut :

1. Penelitian ini dibatasi pada klasifikasi penyakit ikan air tawar berbasis citra digital, tanpa mencakup analisis penyakit ikan laut atau organisme akuatik lainnya dalam mendeteksi penyakit bakteri, penyakit insang bakteri, penyakit bakteri merah, penyakit jamur, ikan sehat, penyakit parasit, dan penyakit virus ekor putih pada penyakit ikan air tawar.
2. *Dataset* yang digunakan merupakan *dataset* sekunder yang diperoleh dari repositori publik Kaggle, dengan tujuh kelas kondisi kesehatan ikan, sehingga penelitian ini tidak membahas proses pengambilan data primer langsung di lapangan.
3. Arsitektur deep learning yang dianalisis dibatasi pada tiga model, yaitu DenseNet201, ResNet50, dan EfficientNetV2-S, tanpa melibatkan arsitektur CNN lain seperti MobileNet, Inception, atau Vision Transformer.
4. Strategi pelatihan model dibatasi pada pendekatan optimasi bertahap tiga

fase, yaitu *baseline*, *optimized*, dan *fine-tuning*, tanpa mengeksplorasi metode optimasi lanjutan lain seperti *ensemble learning* atau *meta-learning*.

5. Teknik prapemrosesan data yang digunakan dibatasi pada *resize* citra ke ukuran 224×224 piksel, normalisasi nilai piksel, dan augmentasi data dasar (rotasi, *flipping*, dan *zoom*), tanpa melibatkan augmentasi sintetik berbasis GAN.
6. Evaluasi kinerja model dibatasi pada metrik statistik klasifikasi, yaitu akurasi, presisi, recall, F1-score, *Matthews Correlation Coefficient* (MCC), Cohen's Kappa, *confusion matrix*, dan ROC-AUC, tanpa melakukan analisis komputasi waktu inferensi secara rinci.
7. Interpretabilitas model hanya dianalisis menggunakan *Gradient-weighted Class Activation Mapping* (Grad-CAM), tanpa membandingkannya dengan metode XAI lain seperti LIME atau SHAP.
8. Penelitian ini berfokus pada implementasi menggunakan TensorFlow dan Keras sebagai *framework* utama dalam proses pelatihan dan evaluasi model.
9. Penelitian ini berfokus pada analisis performa dan interpretabilitas model, sehingga implementasi sistem secara *real-time* di lingkungan kolam budidaya serta integrasi dengan perangkat IoT tidak dibahas dalam penelitian ini.

1.4 TUJUAN PENELITIAN

Berdasarkan rumusan masalah yang telah disusun, tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menganalisis evolusi performa arsitektur *deep learning* DenseNet201, ResNet50, dan EfficientNetV2-S dalam klasifikasi penyakit ikan air tawar melalui tahapan optimasi bertahap, yaitu *baseline*, *optimized*, dan *fine-tuning*.
2. Mengidentifikasi arsitektur *deep learning* yang paling responsif dan optimal terhadap strategi optimasi bertahap dalam menangani kompleksitas visual penyakit ikan air tawar.
3. Mengevaluasi pengaruh strategi optimasi bertahap terhadap kemampuan generalisasi model, khususnya dalam mengurangi *generalization gap* antara data pelatihan dan data pengujian.
4. Menilai konsistensi dan stabilitas kinerja model berdasarkan evaluasi multidimensi menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, F1-score, *Matthews Correlation Coefficient* (MCC), dan ROC-AUC.
5. Menganalisis efektivitas integrasi *Gradient-weighted Class Activation Mapping* (Grad-CAM) dalam memberikan interpretasi visual yang selaras dengan karakteristik biologis penyakit ikan air tawar serta meningkatkan transparansi dan keandalan keputusan model.

1.5 MANFAAT PENELITIAN

Adapun manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengetahui performa arsitektur *deep learning* DenseNet201, ResNet50, dan EfficientNetV2-S dalam klasifikasi penyakit ikan air tawar melalui tahapan optimasi bertahap, sehingga dapat menjadi dasar pemilihan

arsitektur yang tepat berdasarkan karakteristik data dan strategi pelatihan.

2. Menyediakan acuan ilmiah terkait arsitektur *deep learning* yang paling responsif dan optimal terhadap strategi optimasi bertahap dalam menghadapi kompleksitas visual penyakit ikan air tawar, khususnya pada citra dengan kemiripan antar kelas yang tinggi.
3. Memberikan pemahaman mengenai dampak strategi optimasi bertahap terhadap kemampuan generalisasi model, terutama dalam upaya mengurangi *generalization gap* antara data pelatihan dan data pengujian.
4. Menyajikan evaluasi kinerja model secara menyeluruh dan objektif melalui penggunaan metrik evaluasi multidimensi seperti akurasi, presisi, recall, F1-score, *Matthews Correlation Coefficient* (MCC), dan ROC–AUC, sehingga reliabilitas model dapat dinilai secara lebih akurat.
5. Meningkatkan transparansi dan keandalan sistem klasifikasi penyakit ikan air tawar berbasis *deep learning* melalui integrasi *Gradient-weighted Class Activation Mapping* (Grad-CAM), yang memungkinkan interpretasi visual keputusan model sesuai dengan karakteristik biologis penyakit ikan.

1.6 SISTEMATIKA PENULISAN

Sistematika penulisan ini menggambarkan secara umum mengenai apa yang akan penulis bahas dalam setiap bab dari laporan ini. dimana sistematika penulisan ini terdiri dari (5) bab meliputi :

BAB I : PENDAHULUAN

Dalam bab ini menguraikan latar belakang penelitian yang

menjelaskan pentingnya deteksi penyakit ikan air tawar dalam mendukung keberlanjutan sektor akuakultur serta peran teknologi *deep learning* dalam meningkatkan akurasi dan efisiensi diagnosis penyakit. Selain itu, bab ini memuat rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, serta sistematika penulisan yang menjadi kerangka keseluruhan penyusunan tesis.

BAB II : LANDASAN TEORI

Pada bab ini membahas dasar-dasar teori dan tinjauan pustaka yang relevan dengan penelitian, meliputi konsep akuakultur dan penyakit ikan air tawar, pengolahan citra digital, arsitektur *deep learning* berbasis *Convolutional Neural Networks* (CNN), karakteristik DenseNet201, ResNet50, dan EfficientNetV2-S, konsep *transfer learning* dan *fine-tuning*, metrik evaluasi kinerja model, serta teknik interpretabilitas model menggunakan *Gradient-weighted Class Activation Mapping* (Grad-CAM).

BAB III : METODOLOGI PENELITIAN

Pada bab ini menjelaskan metode penelitian yang digunakan secara sistematis, meliputi desain dan alur penelitian, *dataset* yang digunakan, tahapan pra-pemrosesan data, skema optimasi bertahap (*baseline*, *optimized*, dan *fine-tuning*), konfigurasi arsitektur model, parameter pelatihan, serta metode evaluasi kinerja dan analisis interpretabilitas model.

BAB IV : HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menyajikan hasil eksperimen dan analisis kinerja model DenseNet201, ResNet50, dan EfficientNetV2-S dalam klasifikasi penyakit ikan air tawar. Pembahasan mencakup analisis evolusi performa pada setiap fase optimasi, perbandingan kinerja antar arsitektur berdasarkan metrik evaluasi multidimensi, analisis *generalization gap*, serta interpretasi visual hasil klasifikasi menggunakan Grad-CAM untuk menilai kesesuaian fokus model dengan karakteristik biologis penyakit ikan.

BAB V : KESIMPULAN DAN SARAN

Pada bab ini berisi kesimpulan yang diperoleh dari hasil penelitian berdasarkan tujuan dan rumusan masalah yang telah ditetapkan. Selain itu, disampaikan pula saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya, baik dari sisi data, arsitektur model, strategi optimasi, maupun penerapan sistem deteksi penyakit ikan berbasis *deep learning* di masa mendatang.