

BAB V

PENUTUP

5.1 KESIMPULAN

Berdasarkan hasil eksperimen, analisis performa, dan pengujian interpretabilitas yang telah dilakukan dalam klasifikasi penyakit ikan menggunakan arsitektur *Deep Learning*, maka dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Arsitektur EfficientNetV2-S terbukti menjadi model yang paling unggul dibandingkan DenseNet201 dan ResNet50. Model ini berhasil mencapai akurasi sebesar [Sebutkan Angka Akurasi Lo, misal: 98.5%] dengan nilai MCC (*Matthews Correlation Coefficient*) yang paling mendekati +1.0, menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang sangat stabil di seluruh 7 kelas penyakit ikan.
2. Penggunaan *fused-MBConv* pada EfficientNetV2-S memberikan keseimbangan yang optimal antara kecepatan *training* dan akurasi. Meskipun memiliki parameter yang lebih ringkas dibanding DenseNet201, model ini tetap mampu menangkap fitur tekstur patologis (seperti jamur dan lesi bakteri) dengan lebih mendalam.
3. Melalui teknik *Customized Grad-CAM*, terbukti bahwa model tidak melakukan prediksi berdasarkan fitur latar belakang (*noise*). Visualisasi heatmap menunjukkan area aktivasi yang presisi pada anatomi ikan yang sakit. Implementasi *Bilateral Filter* pada heatmap berhasil meningkatkan kejelasan interpretasi visual bagi pengguna akhir.
4. Pengembangan *Diagnostic Dashboard* membuktikan bahwa model dapat

diimplementasikan secara praktis. Sistem mampu memberikan diagnosa *real-time* pada gambar yang diunggah pengguna (*unseen data*) dengan skor kepercayaan (*confidence score*) yang tinggi, sehingga layak digunakan sebagai alat bantu diagnosa bagi pembudidaya ikan.

5.2 SARAN

Untuk pengembangan penelitian selanjutnya, terdapat beberapa saran yang dapat dipertimbangkan:

1. Menambahkan jumlah variasi data gambar, terutama untuk kondisi kualitas air yang berbeda (keruh atau hijau), guna meningkatkan ketangguhan model dalam skenario lapangan yang lebih ekstrem.
2. Mengonversi model terbaik (EfficientNetV2-S) ke dalam format yang lebih ringan seperti TFLite agar dapat dijalankan secara *native* di perangkat Android/iOS tanpa ketergantungan penuh pada koneksi internet.
3. Menggabungkan data visual dari Grad-CAM dengan sensor kualitas air (pH, suhu, amonia) menggunakan metode *Multi-modal Learning* untuk memberikan diagnosa yang lebih komprehensif.
4. Menambahkan tahap pra-pemrosesan berupa segmentasi tubuh ikan secara otomatis sebelum masuk ke tahap klasifikasi untuk meminimalkan gangguan dari objek di sekitar kolam.

