BAB V
KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis komparasi arsitektur EfficientNetV2-S dan ResNet50 serta implementasi algoritma estimasi keparahan penyakit daun padi, maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Kinerja Model Klasifikasi: Berdasarkan pengujian pada data uji (test set), arsitektur EfficientNetV2-S terbukti lebih unggul dan stabil dibandingkan ResNet50. EfficientNetV2-S mencapai tingkat akurasi sebesar 98% dan rata-rata *F1-Score* 0.98 dengan nilai *validation loss* yang sangat rendah, yaitu 0.0414. Sementara itu, ResNet50 menghasilkan tingkat akurasi 97% dan *F1-Score* 0.97 dengan fluktuasi *validation loss* di angka 0.0853. Modul Fused-MBConv dan mekanisme atensi Squeeze-and-Excitation (SE) membuat EfficientNetV2-S lebih efisien dalam mengisolasi fitur lesi penyakit dari latar belakang.
2. Estimasi Tingkat Keparahan: Metode pengolahan citra konvensional (segmentasi ruang warna HSV via OpenCV) dapat mengekstraksi area lesi dan menghitung persentase kerusakan untuk dikategorikan ke dalam kelas Grade 0 hingga 3 sesuai standar IRRI. Meskipun algoritma ini memadai secara matematis, tingkat keakuratannya cukup rentan terhadap *False Positive* karena membaca warna latar belakang (seperti tanah atau bayangan) yang menyerupai warna lesi. Pendekatan logika hibrida, di mana hasil model *Deep Learning* kelas sehat memaksa (*bypass*) angka estimasi menjadi 0%, terbukti krusial dan berhasil melindungi sistem penentuan kerusakan dari kesalahan perhitungan.
3. Efisiensi Implementasi Sistem Diagnosis: Ditinjau dari efisiensi waktu komputasi pelatihan dan ukuran parameter, arsitektur EfficientNetV2-S lebih direkomendasikan. Penyatuan proses antara algoritma klasifikasi (*Deep Learning*) dan algoritma OpenCV (estimasi keparahan) dapat beroperasi secara paralel layaknya sistem pakar terpadu saat diimplementasikan ke dalam antarmuka aplikasi web berbasis framework Flask.

5.2 Saran

Demi pengembangan ilmu pengetahuan dan penyempurnaan aplikasi sistem di masa mendatang, penulis memberikan beberapa saran sebagai berikut:

1. Pengembangan Dataset: Penelitian selanjutnya disarankan untuk menambah jumlah variasi dataset, terutama untuk penyakit padi lainnya yang belum tercakup dalam penelitian ini, guna meningkatkan cakupan diagnosa sistem.
2. Optimasi Infrastruktur: Untuk penggunaan skala luas, sistem dapat dikembangkan ke dalam platform mobile (Android/iOS) menggunakan pustaka seperti TensorFlow Lite agar petani dapat melakukan diagnosa secara langsung di lahan tanpa ketergantungan penuh pada koneksi internet.
3. Peningkatan Algoritma OpenCV: Algoritma segmentasi warna dapat ditingkatkan dengan menggunakan teknik *Auto-thresholding* yang lebih dinamis untuk menangani variasi kondisi pencahayaan ekstrem pada foto yang diambil langsung di bawah sinar matahari terik.
4. Implementasi Thresholding untuk Fitur Open-Set Recognition: Untuk mengatasi keterbatasan sistem yang bersifat closed-set (hanya mengenali 4 kelas), disarankan agar penelitian selanjutnya mengimplementasikan fitur pemfilteran berbasis Confidence Score. Jika probabilitas tebakan tertinggi dari model (Softmax output) berada di bawah ambang batas (misalnya < 70%), sistem sebaiknya diatur untuk menolak prediksi dan menampilkan status "Penyakit Tidak Dikenali" (Unknown). Langkah ini sangat krusial untuk mencegah terjadinya kesalahan diagnosis (misdiagnosis) ketika petani mengunggah gambar penyakit di luar cakupan pelatihan (seperti Tungro atau Leaf Scald).
5. Fitur Rekomendasi: Disarankan untuk mengintegrasikan sistem dengan basis data rekomendasi penanganan penyakit sesuai standar Kementerian Pertanian, sehingga pengguna tidak hanya mendapatkan hasil diagnosa tetapi juga langkah penanggulangan yang konkret.