

BAB V PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil yang diperoleh, dapat disimpulkan dapat disimpulkan beberapa poin penting sebagai berikut:

1. Penelitian ini menunjukkan bahwa kinerja masing-masing arsitektur CNN dalam mengklasifikasikan penyakit pada daun tomat bervariasi. ResNet50 menunjukkan kinerja terbaik dengan akurasi mencapai 98,97%, yang menunjukkan kemampuannya dalam mengenali pola-pola kompleks dalam citra daun tomat. DenseNet121 juga memberikan hasil yang baik dengan akurasi 98,65%, berkat kemampuannya dalam menghubungkan setiap lapisan dengan semua lapisan sebelumnya, sehingga meningkatkan aliran informasi. Sementara itu, CNN biasa, meskipun lebih sederhana, hanya mencapai akurasi 85,81%. Meskipun demikian, CNN dasar memiliki keunggulan dalam hal kecepatan komputasi, yang dapat menjadi pertimbangan penting dalam aplikasi real-time.
2. Hasil evaluasi performa model yang telah dibuat menunjukkan bahwa penggunaan confusion matrix memberikan data yang jelas mengenai kemampuan masing-masing model dalam mengklasifikasikan penyakit. Confusion matrix menunjukkan bahwa ResNet50 dan DenseNet121 memiliki tingkat kesalahan yang rendah dalam mengidentifikasi kategori penyakit, dengan jumlah prediksi yang benar jauh lebih tinggi dibandingkan dengan prediksi yang salah. Sebaliknya, CNN dasar menunjukkan lebih banyak kesalahan klasifikasi, terutama pada kategori penyakit yang memiliki kemiripan visual. Hal ini menegaskan pentingnya pemilihan arsitektur yang tepat dalam mencapai akurasi yang diinginkan.

Secara keseluruhan, penelitian ini memberikan bukti bahwa arsitektur CNN yang lebih kompleks, seperti ResNet50 dan DenseNet121, lebih efektif dalam klasifikasi penyakit pada daun tomat dibandingkan dengan CNN dasar.

5.2 Saran

Meskipun penelitian ini telah memberikan hasil yang signifikan, masih terdapat ruang untuk pengembangan lebih lanjut.

1. Penelitian selanjutnya dapat mengeksplorasi penggunaan arsitektur CNN yang lebih kompleks atau menggabungkan teknik lain seperti transfer learning untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi model.
2. Mengumpulkan lebih banyak gambar dari berbagai kondisi dan variasi penyakit dapat membantu model belajar dengan lebih baik dan meningkatkan akurasi klasifikasi.

