

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan untuk klasifikasi penyakit daun tomat dengan membandingkan lima pretrained model *DenseNet121*, *EfficientNetB0*, *InceptionV3*, *MobileNetV2*, dan *ResNet50* dimana masing-masing pretrained model tersebut diuji lagi dengan skenario optimizer berbeda yaitu *Adam*, *RMSProp*, dan *SGD*. Hasilnya sebagai berikut.

1. Penelitian ini menerapkan metode *Convolutional Neural Network (CNN)* menggunakan lima arsitektur pretrained model, yaitu *MobileNetV2*, *ResNet50*, *InceptionV3*, *EfficientNetB0*, dan *DenseNet121* dalam tugas klasifikasi penyakit pada daun tomat. Seluruh model dikembangkan dengan pendekatan *transfer learning* dan digunakan sebagai *feature extractor* dengan menambahkan beberapa layer klasifikasi di bagian atasnya. Setiap model diuji selama 10 *epoch*. Berdasarkan hasil pengujian, model *MobileNetV2* dengan optimizer *RMSProp* menunjukkan performa terbaik dalam hal *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*, baik pada data validasi maupun data uji. Nilai pada data validasi, *accuracy* sebesar 0.9986, *precision* 0.9986, *recall* 0.9986, dan *F1-score* 0.9986. Nilai pada data uji, *accuracy* sebesar 0.9972, *precision* 0.9973, *recall* 0.9972, dan *F1-score* 0.9972. Hal ini menunjukkan bahwa arsitektur *MobileNetV2* yang ringan namun efisien mampu menghasilkan kinerja klasifikasi yang unggul dibanding arsitektur lainnya dalam skenario penelitian ini.
2. Penggunaan tiga jenis optimizer, yaitu *Adam*, *RMSProp*, dan *SGD*, menunjukkan pengaruh yang signifikan terhadap performa model pada masing-masing arsitektur. Berdasarkan evaluasi dari seluruh skenario pelatihan, kombinasi model *MobileNetV2* dengan optimizer *RMSProp* memberikan hasil terbaik pada data uji, dengan *accuracy* sebesar 0.9972, *precision* 0.9973, *recall* 0.9972, dan *F1-score* 0.9972. *RMSProp* secara efektif mampu menyesuaikan bobot model pada data non-stasioner dan mempercepat proses konvergensi. *RMSProp* memperbarui bobot model dengan menggunakan rata-rata bergerak

dari kuadrat gradien, tujuannya untuk menyesuaikan learning rate secara adaptif untuk setiap parameter. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa kombinasi arsitektur *MobileNetV2* dengan *optimizer RMSProp* adalah pilihan paling optimal dalam klasifikasi penyakit daun pada tanaman tomat berdasarkan eksperimen yang dilakukan dalam penelitian ini.

3. Antarmuka untuk menjalankan model terbaik *MobilenetV2 optimizer RMSProp* menggunakan aplikasi mobile dengan *framework flutter*. Pengguna dapat mengambil gambar daun tomat kemudian gambar tersebut diproses dan menghasilkan *output* hasil klasifikasi penyakit daun tomat, tingkat akurasi, dan cara penanganannya.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian ini, disarankan agar penelitian selanjutnya dapat menambahkan jumlah kelas penyakit daun tomat yang lebih beragam, terutama dengan mengumpulkan data secara langsung dari lapangan. Hal ini bertujuan untuk meningkatkan representasi data dan mencerminkan kondisi nyata yang lebih kompleks, sehingga model dapat belajar dari variasi gejala penyakit yang lebih luas. Pengambilan data langsung dari lapangan juga dapat mengurangi risiko bias dataset yang terlalu *homogen* dan meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap data baru.