

Penerapan *Convolutional Neural Network* Dengan Arsitektur MobilenetV2 Dalam Aplikasi Untuk Mendeteksi Penyakit Daun Tanaman Apel Berbasis Android

Application Of Convolutional Neural Network With Mobilenetv2 Architecture In An Android-Based App For Detecting Apple Leaf Diseases

Imam Ma'ruf Nugroho^{1*}, Innayah Azizah Latifah², Yusuf Muhyidin³, Syariful Alam⁴

¹Teknik Informatika, Sekolah Tinggi Teknologi Wastukancana, Purwakarta dan 41151, Indonesia

Abstrak. Serangan penyakit pada daun tanaman apel, seperti *Apple Scab*, *Black Rot*, dan *Cedar Apple Rust*, merupakan permasalahan serius yang berdampak pada penurunan produktivitas dan kualitas panen. Metode deteksi manual yang masih sering digunakan oleh petani cenderung kurang akurat dan memerlukan keahlian khusus. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sebuah aplikasi berbasis Android yang mampu mendeteksi penyakit daun tanaman apel secara otomatis menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur MobileNetV2. Dataset yang digunakan diperoleh dari platform Kaggle dan diklasifikasikan ke dalam empat kelas: *Apple Scab*, *Black Rot*, *Cedar Apple Rust*, dan *Healthy*. Pengembangan sistem mengikuti alur CRISP-DM, yang mencakup tahapan *business understanding*, *data understanding*, *data preparation*, *modelling*, *evaluation*, dan *deployment*. Hasil pelatihan menunjukkan bahwa model mampu mencapai akurasi validasi sebesar 99,03% pada epoch ke-20. Model selanjutnya diubah ke format TensorFlow Lite agar dapat diintegrasikan ke dalam aplikasi Android. Aplikasi ini memungkinkan pengguna untuk mendeteksi penyakit daun apel hanya dengan mengambil foto menggunakan kamera ponsel. Sistem ini terbukti praktis, akurat, dan berpotensi menjadi solusi pendeteksian dini yang efektif di sektor pertanian.

Kata kunci: *Convolutional Neural Network*, *MobileNetV2*, Deteksi Penyakit Daun, *Crisp-DM*

Abstract. Leaf diseases in apple plants, such as *Apple Scab*, *Black Rot*, and *Cedar Apple Rust*, are serious issues that negatively impact crop productivity and quality. Manual detection methods commonly used by farmers tend to be less accurate and require specialized expertise. This research aims to develop an Android-based application capable of automatically detecting apple leaf diseases using the *Convolutional Neural Network* (CNN) method with the MobileNetV2 architecture. The dataset used was obtained from the Kaggle platform and categorized into four classes: *Apple Scab*, *Black Rot*, *Cedar Apple Rust*, and *Healthy*. The system development follows the CRISP-DM framework, which includes the stages of *business understanding*, *data understanding*, *data preparation*, *modeling*, *evaluation*, and *deployment*. The training results show that the model achieved a validation accuracy of 99.03% at the 20th epoch. The model was then converted into TensorFlow Lite format for integration into the Android application. This application enables users to detect apple leaf diseases simply by taking a photo using their smartphone camera. The system is proven to be practical, accurate, and potentially effective as an early detection solution in the agricultural sector.

Keywords: *Convolutional Neural Network*, *MobileNetV2*, *Leaf Disease Detection*, *Crisp-DM*

* Penulis korespondensi: imam.ma@wastukancana.ac.id

1. Pendahuluan

Apel merupakan salah satu komoditas hortikultura unggulan di Indonesia yang memiliki nilai ekonomi tinggi, terutama di daerah dataran tinggi, dengan sentra produksinya berada di Batu dan Poncokusumo, Kabupaten Malang, Jawa Timur, buah tahunan asal Asia Barat beriklim sub-tropis yang telah dibudidayakan di Indonesia sejak 1934 [1]. Serangan hama merupakan salah satu kendala utama dalam budidaya apel karena dapat menyebabkan penurunan hasil panen. Pada tahun 2021, produksi apel Indonesia tercatat sebesar 509.544 ton, menurun dari tahun sebelumnya [2]. Serangan penyakit pada daun tanaman apel dapat mengganggu proses fotosintesis, mempercepat kerontokan daun, dan menurunkan produktivitas tanaman. Kondisi ini secara langsung mempengaruhi pendapatan petani serta meningkatkan biaya operasional akibat tingginya kebutuhan akan pestisida. Oleh karena itu, pengendalian penyakit tanaman, khususnya yang menyerang daun apel, menjadi sangat krusial mengingat tantangan yang semakin kompleks dalam dunia pertanian. Penyebab utama penyakit daun apel dapat berasal dari infeksi jamur, bakteri, maupun virus, yang berpotensi menurunkan baik kualitas maupun kuantitas hasil panen. Dampak akhirnya adalah kerugian ekonomi yang signifikan bagi petani.

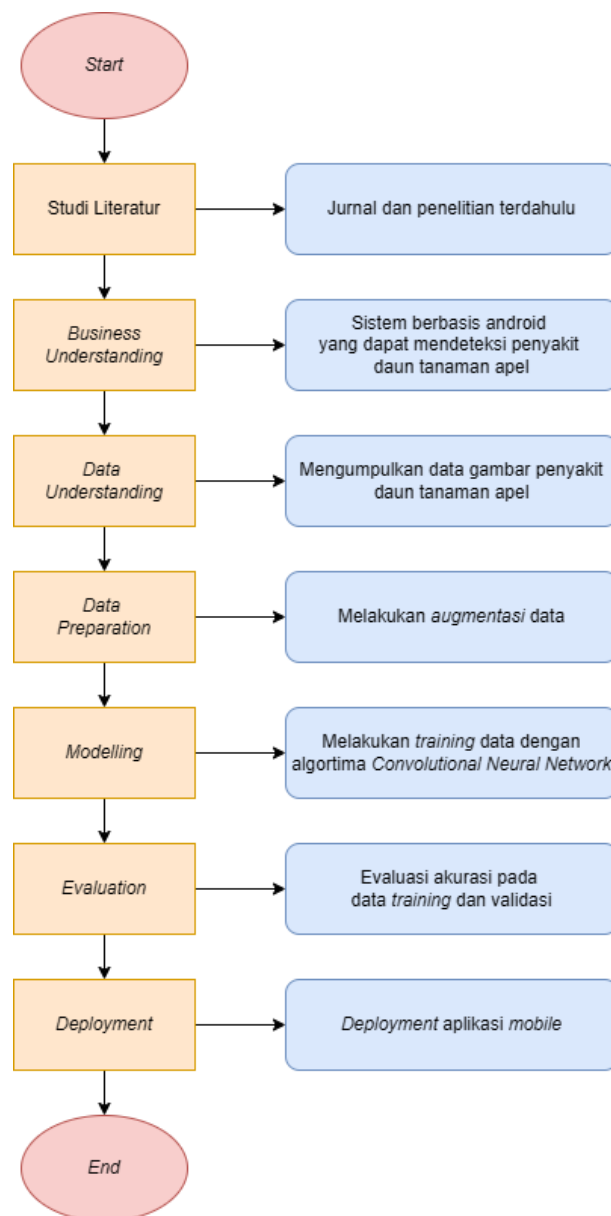
Tanaman apel bisa terserang beberapa jenis penyakit daun seperti *Apple Scab*, *Black Rot*, dan *Cedar Apple Rust*. Penyakit-penyakit ini biasanya ditandai dengan bercak hitam, bercak orange terang, atau kerusakan pada daun. Jika tidak segera dikenali dan ditangani, penyakit-penyakit ini dapat menyebar dengan cepat dan menyebabkan penurunan kualitas serta kuantitas hasil panen. Saat ini, metode tradisional untuk mendeteksi penyakit tanaman masih bergantung pada pengamatan langsung oleh petani. Cara tersebut sering tidak akurat karena tergantung pada pengalaman orang yang mengamati. Untuk mengurangi dampak penyakit pada produktivitas pertanian, diperlukan teknik deteksi dini yang akurat dan efektif. Penyakit yang tidak terdeteksi dan dibiarkan berkembang akan mengakibatkan kerusakan pada tanaman. Hal ini menjadi penting jika tanaman yang sedang dirawat adalah tanaman pangan. Kerusakan tanaman bisa mengakibatkan penurunan kualitas hasil panen. Penurunan hasil panen bisa berdampak pada ekonomi [3].

Dengan perkembangan teknologi khususnya dalam bidang *Deep Learning*, penggunaan model *Convolution Neural Network* (CNN) telah dibuktikan efektif dalam klasifikasi gambar, termasuk dalam mendeteksi dan mengidentifikasi penyakit tanaman berdasarkan citra daun. *MobileNetV2*, sebagai arsitektur CNN yang efisien, sangat cocok untuk aplikasi *mobile* karena mampu melakukan klasifikasi gambar dengan akurasi tinggi meskipun memiliki ukuran model yang kecil dan kebutuhan komputasi rendah.

2. Metode

2.1 Kerangka Penelitian

Model pembelajaran dalam penelitian ini dikembangkan dengan menerapkan kerangka kerja CRISP-DM yang diperluas dengan satu tahap tambahan, sehingga mencakup total tujuh tahapan. Proses ini diawali dengan Studi Literatur, kemudian dilanjutkan dengan *Business Understanding*, diikuti oleh *Data Understanding*. Setelah itu, dilakukan *Data Preparation* sebelum memasuki tahap *Modelling*. Selanjutnya, model dievaluasi pada tahap *Evaluation*, dan akhirnya diterapkan dalam tahap *Deployment*. Gambar 1 merupakan kerangka penelitian ini.



Gambar 1. Kerangka Penelitian

2.2 Business Understanding

Penelitian ini bertujuan untuk membuat aplikasi mobile yang bisa mendeteksi dan mengklasifikasikan penyakit pada daun apel. Aplikasi ini menggunakan metode pembelajaran mesin dengan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN). Cara kerjanya, pengguna cukup mengambil gambar daun apel dengan kamera ponsel, lalu aplikasi akan menganalisis gambar tersebut dan menampilkan jenis penyakit yang terdeteksi.

2.3 Data Understanding

Penelitian ini mengembangkan aplikasi *mobile* untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan penyakit daun apel menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN). Pengguna cukup memotret daun apel, lalu aplikasi menganalisis dan menampilkan jenis penyakitnya. Tahap awal meliputi pemeriksaan dan visualisasi dataset yang berisi empat kelas—*Apple Scab*, *Black Rot*, *Cedar Apple Rust*, dan *Healthy* untuk memastikan data siap dan label akurat guna

mendukung pelatihan model yang efektif. Gambar-gambar ini memiliki berbagai ukuran piksel.

2.4 Data Preparation

Pada tahap data preparation, dataset yang digunakan dalam penelitian ini diunduh dari platform Kaggle dengan judul "New Plant Diseases Dataset". Pengunduhan dilakukan melalui Google Collab menggunakan file kaggle.json. Setelah berhasil diunduh, dataset diekstrak dan disusun ulang agar sesuai dengan struktur direktori yang dibutuhkan oleh fungsi `flow_from_directory()` dari Keras. Dataset ini terdiri dari beberapa kelas citra daun tanaman apel, seperti `Apple__Apple_scab`, `Apple__Black_rot`, `Apple__Cedar_apple_rust`, dan `Apple__healthy`. Seluruh gambar diubah ukurannya menjadi 224×224 piksel, lalu dilakukan normalisasi piksel ke rentang 0 hingga 1 menggunakan parameter `rescale=1.0/255` untuk mempercepat dan menstabilkan proses pelatihan. Data kemudian dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih sebesar 80% dan data validasi sebesar 20%, dengan memanfaatkan fitur `validation_split` pada `ImageDataGenerator`. Dataset disiapkan dengan mode klasifikasi `sparse` agar label kelas dibaca sebagai bilangan integer. Sebelum pelatihan dilakukan, beberapa sampel citra divisualisasikan beserta labelnya untuk memastikan bahwa data telah terbaca dengan benar dan terdistribusi sesuai kelas masing-masing.

2.5 Modelling

Dalam penelitian ini, dataset "New Plant Diseases Dataset" dari Kaggle digunakan untuk melatih model klasifikasi citra tanaman menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN). Setiap gambar pada dataset ini memiliki resolusi yang kemudian disesuaikan menjadi 224x224 piksel, dan terdiri atas tiga kanal warna utama, yaitu Merah (Red), Hijau (Green), dan Biru (Blue).

2.6 Evaluation

Evaluasi model dilakukan untuk menilai sejauh mana performa model dalam melakukan klasifikasi citra daun tanaman apel ke dalam kategori penyakit yang sesuai. Pada tahap ini, metrik evaluasi yang digunakan adalah akurasi, yang merupakan ukuran seberapa sering prediksi model benar terhadap data validasi. Model yang telah dilatih akan dievaluasi dengan mengamati nilai akurasi pada data pelatihan dan validasi selama proses epoch.

2.7 Deployment

Tahap deployment bertujuan untuk mengimplementasikan model klasifikasi yang telah dilatih ke dalam aplikasi berbasis Android agar dapat digunakan oleh pengguna akhir, seperti petani atau praktisi pertanian. Model yang telah disimpan dalam format `tf.lite` diintegrasikan ke dalam antarmuka aplikasi menggunakan library TensorFlow Lite untuk memastikan kompatibilitas dengan perangkat mobile. Aplikasi ini dirancang agar dapat menerima input berupa citra daun apel dari kamera atau galeri, lalu memproses gambar tersebut dan menampilkan hasil klasifikasi penyakit secara real-time. Dengan demikian, proses deployment memastikan bahwa hasil dari penelitian ini dapat diakses dan dimanfaatkan secara langsung dalam dunia nyata sebagai alat bantu diagnosis penyakit tanaman yang cepat, praktis, dan akurat.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Data Understanding

Pada tahap *data understanding*, dilakukan eksplorasi awal terhadap dataset citra daun apel untuk memahami struktur dan kualitas data sebelum proses pelatihan dimulai. Sistem mengambil daftar kelas secara otomatis menggunakan atribut *class_indices* dari objek *ImageDataGenerator*, yang memastikan bahwa seluruh label seperti *Apple Scab*, *Black Rot*, *Cedar Apple Rust*, dan *Healthy* dikenali dengan benar. Selanjutnya, diambil satu *batch* data menggunakan *next (train_ds)* dan divisualisasikan sembilan gambar secara acak dalam grid 3x3 menggunakan *matplotlib*, dengan label kelas ditampilkan di atas setiap gambar. Karena data telah dinormalisasi dalam rentang 0–1, gambar dikonversi kembali ke skala 0–255 untuk memudahkan interpretasi visual. Visualisasi ini membantu memverifikasi bahwa gambar dan label telah dimuat dengan benar, serta memastikan kualitas citra sebelum digunakan dalam pelatihan model.

3.2 Data Preparation

Tahap data preparation merupakan langkah penting dalam pra-pemrosesan data citra sebelum dimasukkan ke dalam model pembelajaran mesin. Dalam penelitian ini, proses persiapan data dilakukan menggunakan *ImageDataGenerator* dari Keras yang berfungsi untuk menormalisasi dan membagi data ke dalam subset pelatihan dan validasi. Data citra yang semula memiliki rentang nilai piksel 0–255 dinormalisasi menjadi rentang 0–1 menggunakan parameter *rescale=1.0/255*, agar model dapat belajar lebih stabil dan efisien.

Selanjutnya, dataset dibagi menjadi dua bagian, yaitu 80% untuk pelatihan (*subset='training'*) dan 20% untuk validasi (*subset='validation'*), dengan memanfaatkan parameter *validation_split=0.2*. Proses ini dilakukan secara otomatis oleh generator dengan tetap menjaga proporsi antar kelas. Gambar juga diubah ukurannya menjadi 224x224 piksel melalui parameter *target_size=(224, 224)* agar sesuai dengan input layer model CNN yang digunakan (dalam hal ini, *MobileNetV2*). Format label yang digunakan adalah "sparse" karena label disimpan sebagai integer, bukan one-hot encoded.

Dengan memanfaatkan *flow_from_directory*, gambar-gambar dibaca langsung dari struktur folder yang sudah disesuaikan berdasarkan kelas penyakit, sehingga setiap subfolder dianggap sebagai satu label kelas. Proses ini juga dilakukan secara on-the-fly (langsung saat dibutuhkan), yang membuat pemrosesan lebih efisien dan tidak memerlukan seluruh dataset dimuat sekaligus ke memori.

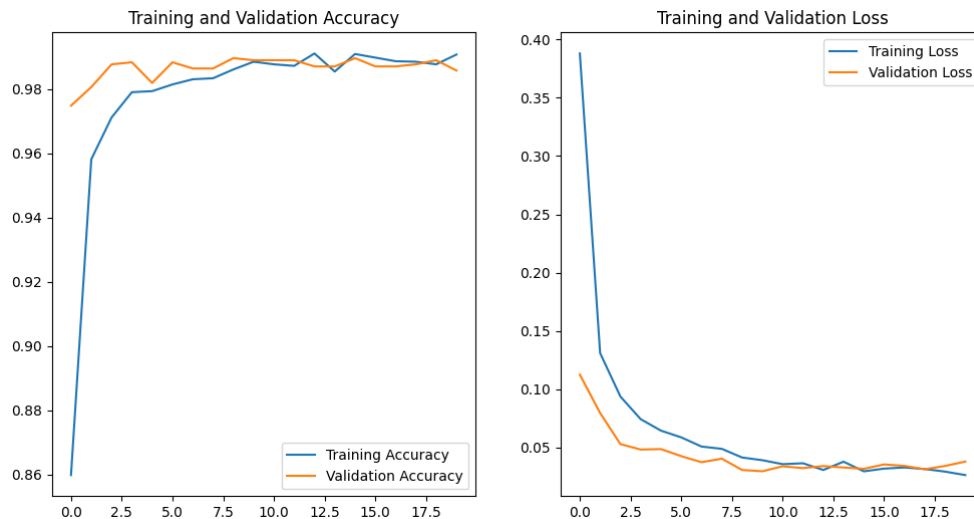
3.3 Modelling

Modelling terdiri dari dua bagian utama, yaitu membangun model dan menentukan parameter terbaik. Pada tahap pembangunan model, dilakukan serangkaian langkah untuk membuat arsitektur model yang sesuai dengan kebutuhan. Sementara itu, penentuan parameter bertujuan untuk menguji dan membandingkan berbagai kombinasi parameter agar diperoleh hasil terbaik dari performa model. Kedua proses ini saling mendukung untuk menghasilkan model yang optimal dan akurat.

3.4 Evaluation

Model telah dievaluasi dengan mengamati performa pada data pelatihan dan validasi menggunakan metrik akurasi. Proses pelatihan menghasilkan grafik yang menunjukkan tren peningkatan akurasi serta penurunan nilai *loss* secara bertahap. Grafik ini membantu dalam mengidentifikasi apakah model mengalami *overfitting*, *underfitting*, atau memiliki performa stabil. Visualisasi hasil pelatihan model selama 20 epoch ditunjukkan pada Gambar 2. Grafik tersebut menampilkan perkembangan nilai akurasi dan *loss* pada data pelatihan serta validasi.

Dari grafik dapat dilihat bahwa model mengalami peningkatan akurasi yang signifikan di awal epoch dan stabil di akhir pelatihan, dengan nilai *loss* yang terus menurun. Hal ini menunjukkan bahwa model telah berhasil belajar secara efektif tanpa mengalami *overfitting*.

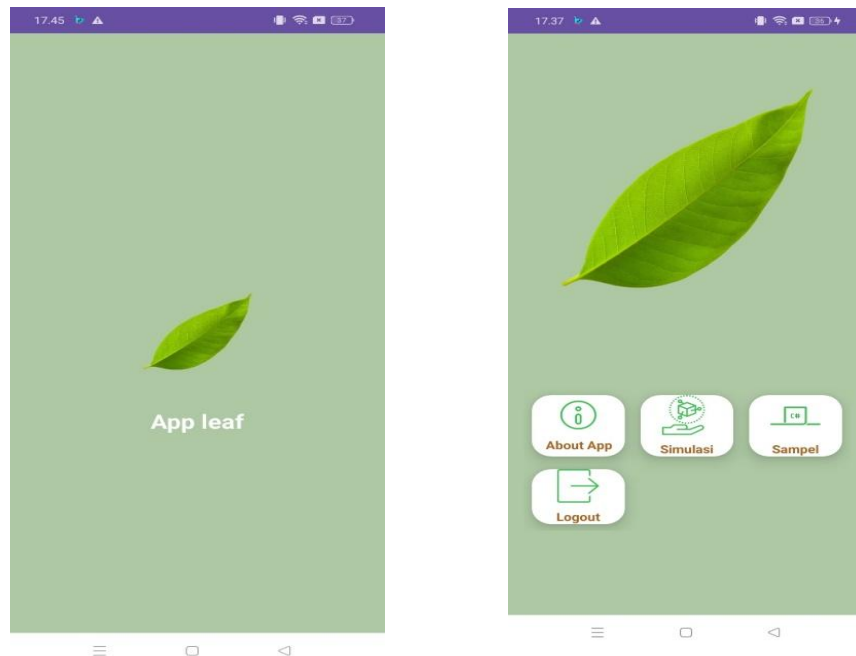


Gambar 2. Grafik Training And Validation Accuracy & Loss

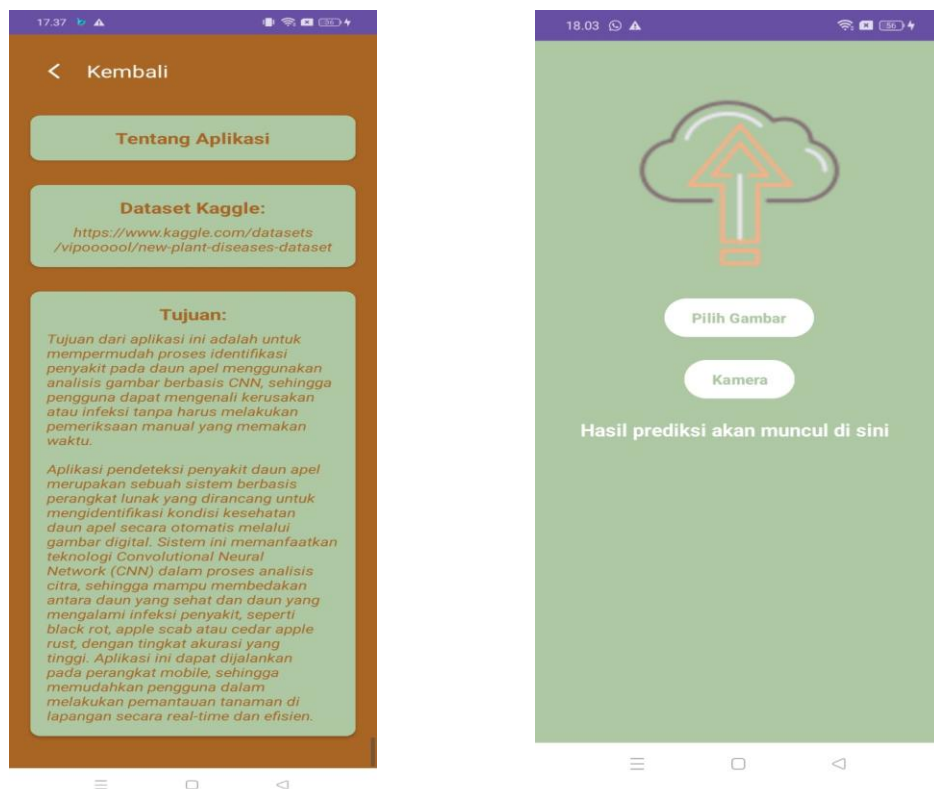
Gambar di atas menunjukkan grafik hasil evaluasi model CNN dalam proses pelatihan dan validasi selama 20 epoch. Pada grafik kiri, terlihat bahwa akurasi pelatihan meningkat tajam dari sekitar 86% dan stabil di atas 98%, sementara akurasi validasi juga tinggi dan konsisten, menunjukkan bahwa model mampu belajar dengan baik tanpa mengalami *overfitting*. Grafik kanan menunjukkan penurunan *loss* yang signifikan, baik pada data pelatihan maupun validasi, hingga mencapai nilai rendah di bawah 0.02, menandakan proses pelatihan berlangsung stabil dan efisien. Secara keseluruhan, model CNN yang dibangun menunjukkan performa yang sangat baik, dengan akurasi tinggi dan generalisasi yang kuat terhadap data validasi, sehingga layak digunakan untuk klasifikasi penyakit daun apel dalam aplikasi berbasis Android.

3.5 Deployment

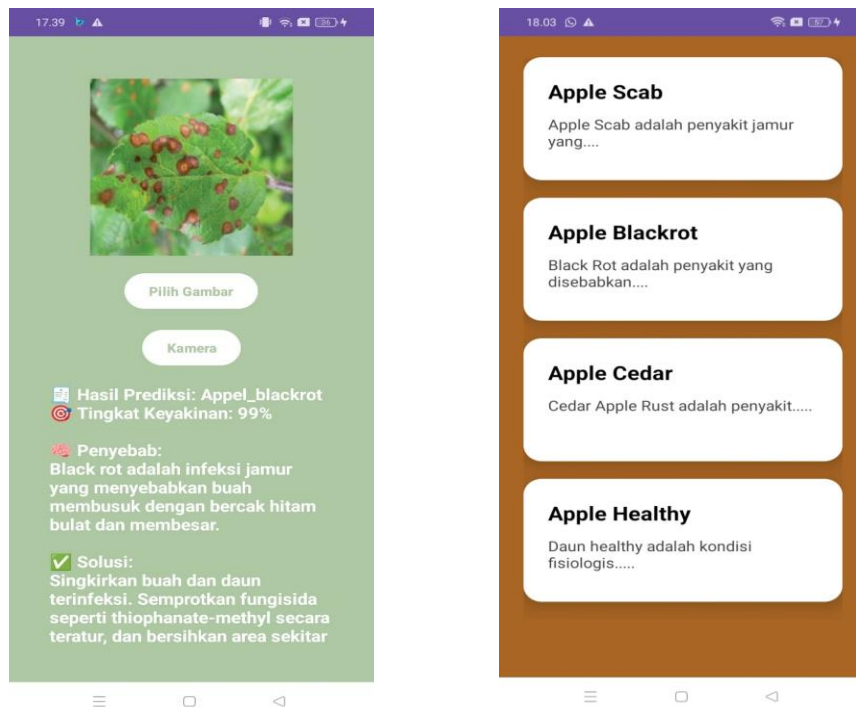
Setelah model CNN dengan arsitektur MobileNetV2 berhasil dilatih dan mencapai akurasi validasi optimal, langkah selanjutnya adalah melakukan proses deployment agar model dapat digunakan dalam aplikasi Android. Model yang awalnya disimpan dalam format .h5 dikonversi menjadi format .tflite menggunakan TensorFlow Lite Converter agar lebih ringan dan kompatibel dengan perangkat mobile. File model .tflite tersebut kemudian diintegrasikan ke dalam proyek Android menggunakan library TensorFlow Lite, sehingga aplikasi dapat melakukan prediksi secara langsung di perangkat tanpa memerlukan koneksi internet. Gambar daun apel yang diambil melalui kamera atau galeri akan diproses dan disesuaikan ukurannya sebelum dikirim ke model untuk diklasifikasikan. Hasil prediksi ditampilkan dalam bentuk nama penyakit beserta akurasinya, menjadikan aplikasi ini solusi deteksi penyakit tanaman yang praktis dan efisien. Berikut ini adalah gambar dari aplikasi *mobile* yang telah dibangun dengan baik dan memiliki fitur yang dirancang untuk memenuhi kebutuhan pengguna.



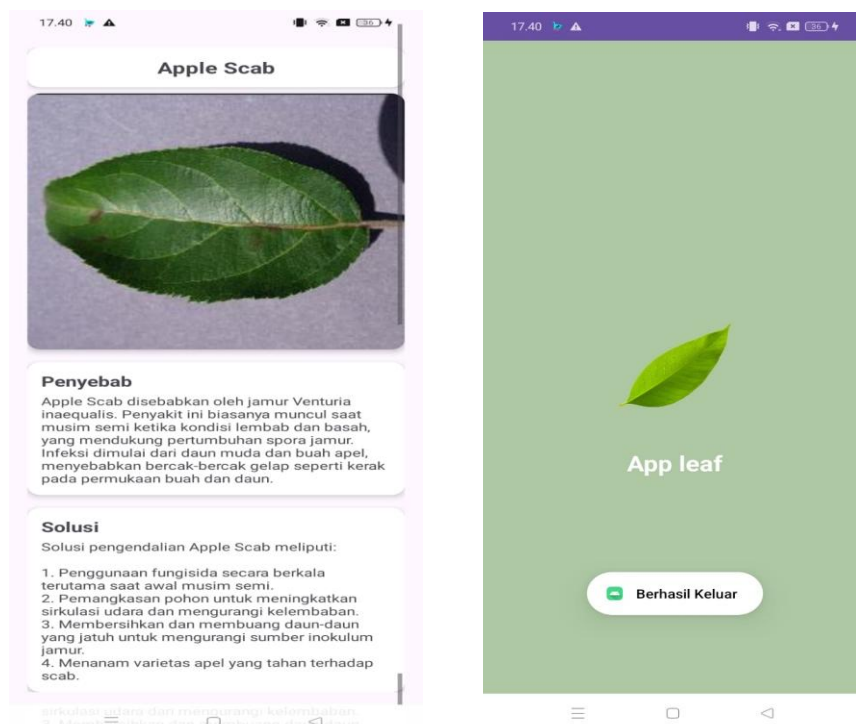
Gambar 3. Halaman Cover dan Halaman Menu



Gambar 4. Halaman Tentang Aplikasi dan Halaman Simulasi



Gambar 5. Halaman Hasil Simulasi (Hasil Deteksi) dan Halaman Sampel



Gambar 6. Isi Halaman Sampel dan Halaman Logout

4. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengembangkan sebuah aplikasi Android berbasis metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur MobileNetV2 untuk mendeteksi penyakit daun tanaman apel secara otomatis. Melalui tahapan CRISP-DM, model dibangun

dan dilatih menggunakan dataset dari Kaggle yang terdiri dari empat kelas, yaitu Apple Scab, Black Rot, Cedar Apple Rust, dan Healthy. Hasil pelatihan menunjukkan bahwa model mampu mencapai akurasi validasi sebesar 99,03% pada epoch ke-20, yang menunjukkan kemampuan model dalam melakukan klasifikasi dengan sangat baik dan stabil tanpa overfitting. Model kemudian dikonversi ke dalam format TensorFlow Lite (.tflite) agar dapat diintegrasikan dengan perangkat Android, memungkinkan pengguna melakukan deteksi penyakit daun apel hanya dengan mengambil gambar melalui kamera ponsel. Aplikasi ini terbukti efisien, praktis, dan potensial untuk diterapkan di lapangan oleh petani sebagai alat bantu deteksi penyakit secara dini.

Daftar Pustaka

- [1] Septian, M. R. D., Paliwang, A. A. A., Cahyanti, M., & Swedia, E. R. (2020). Penyakit Tanaman Apel Dari Citra Daun Dengan Convolutional Neural Network. *Sebatik*, 24(2), 207–212. <https://doi.org/10.46984/sebatik.v24i2.1060>
- [2] Husen, D., Kusriani, K., & Kusnawi, K. (2022). Deteksi Hama Pada Daun Apel Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 6(4), 2103. <https://doi.org/10.30865/mib.v6i4.4667>
- [3] Dzaky, A. T. R. (2021). Deteksi Penyakit Tanaman Cabai Menggunakan Metode Convolutional Neural Network. *E-Proceeding of Engineering*, 8(2), 3039–3055. <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/14701/14478>
- [4] Andika Maulana, S., Husna Batubara, S., Permata Putri Pasaribu, Y., Syahputra, H., & Ramadhani, F. (2024). Deteksi Burung Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Dengan Model Arsitektur Mobilenetv2. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(4), 6108–6114. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i4.10126>
- [5] Febriana, & Bintang. (2020). Identifikasi Penyakit Daun Apel Menggunakan Resnet 50 Dilated Convolution Neural Network. *Institut Teknologi Nasional Bandung*, 9–30.