



Implementasi MobileNet V2 untuk Klasifikasi Jenis Apel Berdasarkan Citra Digital

Airlangga Marta Farizky, Achmad Noercholis*

Fakultas Teknologi dan Desain, Program Studi Teknik Informatika, Institut Teknologi dan Bisnis Asia Malang, Kota Malang, Indonesia

Email: ¹airlanggafarizky9@gmail.com, ^{2*}anoercholis@edu.asia.ac.id

Email Penulis Korespondensi: anoercholis@edu.asia.ac.id

Abstrak—Klasifikasi varietas apel berdasarkan citra digital merupakan permasalahan yang menantang karena beberapa varietas memiliki karakteristik visual yang mirip, seperti warna, bentuk, dan tekstur permukaan buah. Kemiripan tersebut dapat menyebabkan kesalahan identifikasi apabila dilakukan secara manual. Penelitian ini bertujuan mengembangkan model klasifikasi varietas apel menggunakan arsitektur MobileNetV2 dengan pendekatan transfer learning dan fine-tuning. Dataset yang digunakan terdiri dari 1.237 citra apel yang mewakili empat varietas, yaitu Anna, Manalagi, Rome Beauty, dan Granny Smith. Setelah dilakukan proses pembersihan data untuk menghapus citra duplikat, diperoleh 1.050 citra yang digunakan dalam penelitian. Tahap pra-pemrosesan meliputi resize citra menjadi 224×224 piksel, normalisasi, serta peningkatan tekstur menggunakan kombinasi Unsharp Masking dan operator Sobel. Untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model, diterapkan augmentasi data dan class weighting selama proses pelatihan. Model kemudian dievaluasi menggunakan confusion matrix, accuracy, precision, recall, dan F1-score. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model MobileNetV2 memperoleh accuracy sebesar 99,37%, precision sebesar 99,48%, recall sebesar 99,07%, dan F1-score sebesar 99,27%. Analisis confusion matrix menunjukkan bahwa dari 158 data pengujian hanya terdapat satu kesalahan klasifikasi, yaitu citra Rome Beauty yang diprediksi sebagai Anna. Selain itu, model berhasil diimplementasikan ke dalam aplikasi berbasis web menggunakan Streamlit sehingga dapat digunakan untuk melakukan identifikasi varietas apel secara langsung. Hasil penelitian menunjukkan bahwa MobileNetV2 efektif digunakan untuk klasifikasi varietas apel dengan tingkat akurasi yang tinggi serta efisiensi komputasi yang baik, sehingga berpotensi diterapkan pada sistem identifikasi buah berbasis citra di bidang pertanian.

Kata Kunci: Deep Learning; MobileNetV2; Klasifikasi Citra; Varietas Apel; Transfer Learning; Streamlit

Abstract—Apple variety classification based on digital images is a challenging problem because some varieties have similar visual characteristics, such as color, shape, and surface texture of the fruit. This similarity can lead to misidentification when performed manually. This study aims to develop an apple variety classification model using the MobileNetV2 architecture with a transfer learning and fine-tuning approach. The dataset used consists of 1,237 apple images representing four varieties: Anna, Manalagi, Rome Beauty, and Granny Smith. After data cleaning to remove duplicate images, 1,050 images were obtained for use in the study. The pre-processing stage includes image resizing to 224×224 pixels, normalization, and texture enhancement using a combination of Unsharp Masking and the Sobel operator. To improve the model's generalization capability, data augmentation and class weighting were applied during the training process. The model was then evaluated using a confusion matrix, accuracy, precision, recall, and F1-score. The test results showed that the MobileNetV2 model achieved an accuracy of 99.37%, a precision of 99.48%, a recall of 99.07%, and an F1-score of 99.27%. Confusion matrix analysis showed that out of 158 test data, there was only one misclassification, namely the Rome Beauty image predicted as Anna. In addition, the model was successfully implemented into a web-based application using Streamlit so that it can be used to directly identify apple varieties. The results showed that MobileNetV2 is effective for classifying apple varieties with a high level of accuracy and good computational efficiency, so it has the potential to be applied to image-based fruit identification systems in agriculture.

Keywords: Deep Learning; MobileNetV2; Image Classification; Apple Varieties; Transfer Learning; Streamlit

1. PENDAHULUAN

Kota Batu merupakan salah satu daerah penghasil apel utama di Indonesia. Kondisi wilayah yang memiliki karakteristik dataran tinggi serta iklim yang mendukung menjadikan daerah ini sangat cocok untuk budidaya tanaman apel. Dengan dukungan faktor lingkungan berupa suhu udara dan curah hujan yang sesuai, Kota Batu memiliki potensi besar dalam pengembangan sektor hortikultura, khususnya komoditas apel yang juga berkembang sebagai daya tarik agrowisata daerah (Aprianti & Mubarakah, 2023). Beberapa varietas apel yang banyak dibudidayakan di wilayah ini antara lain Anna, Manalagi, Rome Beauty, dan Granny Smith. Masing-masing varietas memiliki karakteristik tersendiri dari segi warna, bentuk, tekstur, dan cita rasa yang menjadi identitas pembeda antar jenis apel.

Perkembangan teknologi pengolahan citra digital dan kecerdasan buatan telah memberikan kontribusi yang signifikan dalam proses klasifikasi objek berbasis gambar. Salah satu pendekatan yang banyak digunakan adalah deep learning, yaitu cabang machine learning yang mampu melakukan ekstraksi fitur secara otomatis dari data visual tanpa memerlukan proses perancangan fitur secara manual (Astuti et al., 2024). Dalam beberapa tahun terakhir, arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) telah banyak diterapkan pada berbagai bidang, termasuk pertanian, seperti klasifikasi buah, deteksi penyakit tanaman, identifikasi kualitas hasil panen, serta pengenalan objek berbasis citra. Kemampuan CNN dalam mempelajari pola visual yang kompleks menjadikannya salah satu metode yang efektif untuk menyelesaikan berbagai permasalahan klasifikasi citra (Dou et al., 2023).

MobileNetV2 merupakan salah satu arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) yang banyak digunakan dalam berbagai tugas klasifikasi citra karena mampu memberikan keseimbangan antara akurasi dan efisiensi komputasi. Kombinasi MobileNetV2 dengan teknik transfer learning dan fine-tuning telah terbukti mampu meningkatkan performa klasifikasi pada berbagai objek berbasis citra, termasuk pada bidang pertanian dan pangan (Dou et al., 2023; Fauza &

Wahyuni, 2025; Gulzar, 2023). Selain itu, berbagai penelitian menunjukkan bahwa pendekatan deep learning juga efektif digunakan untuk kebutuhan klasifikasi dan deteksi objek berbasis citra dengan tingkat akurasi yang baik (Ananda et al., 2025; Rizka & Noercholis, 2024; Rizky et al., 2025). Meskipun demikian, sebagian besar penelitian tersebut masih berfokus pada klasifikasi kualitas produk, tingkat kematangan buah, maupun deteksi kondisi objek tertentu. Oleh karena itu, penelitian ini difokuskan pada klasifikasi empat varietas apel yang umum dibudidayakan di Kota Batu, yaitu Anna, Manalagi, Rome Beauty, dan Granny Smith, yang memiliki kemiripan karakteristik visual sehingga berpotensi menimbulkan kesalahan identifikasi. Kondisi tersebut menjadi tantangan tersendiri dalam proses klasifikasi citra karena model harus mampu membedakan objek dengan perbedaan visual yang relatif kecil.

Temuan tersebut sejalan dengan penelitian (Chen et al., 2024; Khalid et al., 2025; Zárate & Hernández, 2024) yang menunjukkan bahwa MobileNetV2 tetap menjadi salah satu arsitektur ringan yang efektif untuk berbagai tugas klasifikasi citra pertanian dan buah-buahan karena mampu menghasilkan performa yang tinggi dengan kebutuhan komputasi yang relatif rendah.

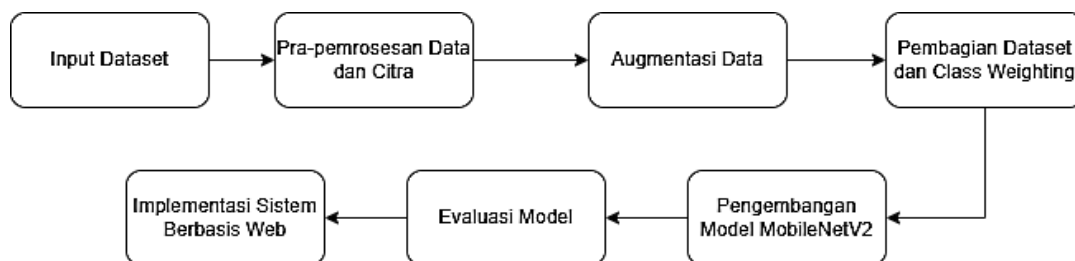
Klasifikasi varietas apel memiliki tingkat kompleksitas yang berbeda dibandingkan klasifikasi kualitas atau kematangan buah. Beberapa varietas apel memiliki karakteristik visual yang saling tumpang tindih sehingga sulit dibedakan hanya berdasarkan fitur warna sederhana. Sebagai contoh, apel Manalagi dan Granny Smith sama-sama memiliki dominasi warna hijau, sedangkan apel Anna dan Rome Beauty menunjukkan karakteristik warna kemerahan yang serupa. Selain warna, bentuk dan tekstur permukaan buah juga memiliki variasi yang relatif kecil antar varietas. Kondisi tersebut menyebabkan proses klasifikasi memerlukan kemampuan ekstraksi fitur yang mampu menangkap pola visual yang lebih spesifik agar setiap varietas dapat dikenali secara akurat.

Berbagai penelitian menunjukkan bahwa model deep learning dengan arsitektur yang lebih kompleks umumnya mampu menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi, tetapi membutuhkan sumber daya komputasi yang besar. Sebaliknya, MobileNetV2 menawarkan efisiensi komputasi yang baik dengan jumlah parameter yang relatif lebih sedikit dibandingkan banyak arsitektur CNN lainnya. Karakteristik tersebut memungkinkan model menghasilkan performa klasifikasi yang kompetitif dengan kebutuhan sumber daya komputasi yang lebih rendah, sehingga sesuai untuk diterapkan pada berbagai aplikasi pengolahan citra, termasuk pada bidang pertanian dan klasifikasi objek berbasis gambar (Hafiz et al., 2025; Sakka et al., 2025). Beberapa penelitian terbaru juga menunjukkan bahwa MobileNetV2 tetap mampu memberikan performa yang kompetitif pada berbagai tugas klasifikasi citra pertanian dan buah-buahan ketika dipadukan dengan teknik transfer learning, meskipun memiliki kompleksitas model yang lebih rendah dibandingkan arsitektur yang lebih besar (Fauza & Wahyuni, 2025; Hafiz et al., 2025). Oleh karena itu, MobileNetV2 dipilih dalam penelitian ini karena mampu memberikan keseimbangan antara akurasi klasifikasi, efisiensi komputasi, dan kemudahan implementasi pada aplikasi berbasis web, sehingga sesuai untuk pengembangan sistem identifikasi varietas apel yang dapat digunakan secara praktis pada lingkungan nyata.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini berfokus pada pengembangan sistem klasifikasi empat varietas apel yang banyak dibudidayakan di Kota Batu, yaitu Anna, Manalagi, Rome Beauty, dan Granny Smith, menggunakan arsitektur MobileNetV2. Penelitian ini menerapkan pendekatan transfer learning dan fine-tuning untuk meningkatkan kemampuan model dalam membedakan varietas apel yang memiliki kemiripan visual tinggi. Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang lebih banyak berfokus pada klasifikasi kualitas atau kondisi objek, penelitian ini secara khusus mengevaluasi kemampuan MobileNetV2 dalam melakukan klasifikasi varietas apel berdasarkan karakteristik visualnya. Kontribusi penelitian ini terletak pada pengembangan model klasifikasi untuk membedakan empat varietas apel yang memiliki kemiripan visual tinggi dengan memanfaatkan transfer learning dan fine-tuning pada arsitektur MobileNetV2, serta implementasinya ke dalam aplikasi berbasis web yang dapat digunakan secara langsung untuk proses identifikasi varietas apel. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya menghasilkan model klasifikasi yang akurat, tetapi juga menyediakan implementasi praktis yang dapat mendukung proses identifikasi varietas apel secara lebih efisien.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Kerangka Penelitian



Gambar 1. Alur Penelitian

Gambar 1 menjelaskan bahwa penelitian ini diawali dengan pengumpulan dataset citra apel yang kemudian melalui tahap pra-pemrosesan data dan citra, meliputi pembersihan data, penyeragaman ukuran citra menjadi 224×224 piksel, normalisasi, serta peningkatan kualitas citra menggunakan teknik Unsharp Masking dan deteksi tepi Sobel.



Selanjutnya dilakukan augmentasi data untuk meningkatkan variasi citra pelatihan, kemudian dataset dibagi menjadi data pelatihan, validasi, dan pengujian serta diterapkan class weighting untuk mengatasi ketidakseimbangan jumlah data antar kelas. Tahap berikutnya adalah pengembangan model MobileNetV2 menggunakan pendekatan transfer learning dan fine-tuning untuk melakukan klasifikasi empat varietas apel. Model yang dihasilkan kemudian dievaluasi menggunakan confusion matrix, accuracy, precision, recall, dan F1-score, serta diimplementasikan ke dalam aplikasi berbasis web yang dapat digunakan untuk melakukan prediksi jenis apel secara otomatis berdasarkan citra masukan (Sandler et al., 2018; Shorten & Khoshgoftaar, 2019; Sokolova & Lapalme, 2009).

2.2 Input Dataset

Kumpulan gambar buah apel digunakan sebagai dataset dalam penelitian ini yang terbagi ke dalam empat kelas, yaitu Anna, Manalagi, Rome Beauty, dan Granny Smith. Dataset yang digunakan berjumlah 1.237 citra yang diperoleh melalui proses dokumentasi langsung di area perkebunan apel sehingga data yang dikumpulkan dapat merepresentasikan kondisi nyata di lapangan. Akuisisi gambar dilakukan dengan memperhatikan variasi sudut pengambilan, kondisi pencahayaan, dan latar belakang untuk meningkatkan keragaman data yang digunakan (Sellitasari et al., 2013). Variasi kondisi pengambilan citra tersebut bertujuan agar model mampu mempelajari karakteristik visual buah apel secara lebih menyeluruh dan tidak hanya terbatas pada kondisi tertentu. Dataset yang diperoleh selanjutnya digunakan sebagai masukan dalam proses pengembangan model klasifikasi berbasis MobileNetV2 untuk membedakan empat varietas apel berdasarkan karakteristik visual yang dimiliki masing-masing kelas.

2.3 Pra-pemrosesan Data dan Citra

Tahap pra-pemrosesan dilakukan untuk mempersiapkan data sebelum digunakan dalam proses pelatihan model. Proses ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas data, menyeragamkan format citra, serta menonjolkan karakteristik visual yang relevan sehingga model dapat melakukan proses klasifikasi dengan lebih baik (Astuti et al., 2024). Pada tahap awal dilakukan pembersihan data untuk menghapus citra duplikat dan data yang memiliki ketidaksesuaian label. Proses ini bertujuan untuk menjaga kualitas dataset sehingga data yang digunakan pada proses pelatihan lebih konsisten dan tidak mengandung redundansi.

Selanjutnya seluruh citra diubah ukurannya menjadi 224×224 piksel sesuai dengan ukuran masukan yang digunakan oleh arsitektur MobileNetV2. Penyeragaman ukuran dilakukan agar setiap citra memiliki dimensi yang sama sehingga dapat diproses secara konsisten oleh model. Setelah proses resize, nilai piksel citra dinormalisasi ke rentang 0–1 untuk menyeragamkan distribusi data dan mempermudah proses pembelajaran model. Selanjutnya, data diproses menggunakan fungsi `preprocess_input` untuk menyesuaikan karakteristik masukan dengan konfigurasi MobileNetV2 yang telah dilatih menggunakan dataset ImageNet.

Selain resize dan normalisasi, penelitian ini menerapkan teknik peningkatan tekstur (texture enhancement) menggunakan kombinasi Unsharp Masking dan deteksi tepi Sobel. Unsharp Masking digunakan untuk meningkatkan ketajaman citra dengan memperjelas detail tekstur pada permukaan buah apel, sedangkan operator Sobel digunakan untuk menonjolkan informasi tepi sehingga bentuk dan kontur objek dapat terlihat lebih jelas. Hasil dari kedua teknik tersebut kemudian dikombinasikan untuk menghasilkan citra yang memiliki detail tekstur dan batas objek yang lebih informatif. Dengan demikian, karakteristik visual yang membedakan setiap varietas apel dapat direpresentasikan dengan lebih baik sehingga membantu model MobileNetV2 dalam mengekstraksi fitur yang relevan selama proses pelatihan dan klasifikasi (Dou et al., 2023; Gulzar, 2023).

2.4 Augmentasi Data

Augmentasi data dilakukan untuk meningkatkan keragaman data pelatihan tanpa menambah jumlah citra secara manual. Teknik ini bertujuan untuk membantu model mengenali objek pada berbagai kondisi pengambilan gambar sehingga dapat meningkatkan kemampuan generalisasi dan mengurangi risiko overfitting selama proses pelatihan (Gulzar, 2023; Shorten & Khoshgoftaar, 2019).

Pada penelitian ini, augmentasi data diterapkan secara dinamis selama proses pelatihan menggunakan beberapa transformasi citra, yaitu horizontal flip, rotation, zoom, translation, contrast adjustment, dan Gaussian noise. Transformasi horizontal flip digunakan untuk menghasilkan variasi orientasi objek, sedangkan rotation digunakan untuk mensimulasikan perubahan sudut pengambilan gambar. Selanjutnya, zoom dan translation diterapkan untuk menghasilkan variasi ukuran serta posisi objek pada citra. Penyesuaian kontras (contrast adjustment) dilakukan untuk meningkatkan kemampuan model dalam menghadapi perbedaan kondisi pencahayaan, sementara Gaussian noise ditambahkan untuk meningkatkan ketahanan model terhadap gangguan visual pada citra (Istighosah et al., 2023).

Efektivitas augmentasi data dalam meningkatkan kemampuan generalisasi model telah dibuktikan pada berbagai penelitian klasifikasi citra. Augmentasi mampu memperluas variasi data pelatihan secara sintetis sehingga model menjadi lebih robust terhadap perubahan posisi objek, pencahayaan, dan orientasi citra. Dengan demikian, risiko overfitting dapat dikurangi dan performa model pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya dapat ditingkatkan (Khan et al., 2024). Penerapan augmentasi secara dinamis memungkinkan variasi citra baru dihasilkan pada setiap epoch tanpa menambah jumlah file dataset yang disimpan. Dengan demikian, model dapat mempelajari karakteristik visual buah apel dari berbagai kondisi pengamatan sehingga performa klasifikasi diharapkan menjadi lebih stabil ketika dihadapkan pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya (Husen, 2024).



2.5 Pembagian Dataset dan Class Weighting

Dataset yang telah melalui tahap pra-pemrosesan selanjutnya dibagi menjadi tiga kelompok, yaitu data pelatihan (training), data validasi (validation), dan data pengujian (testing) dengan rasio 70%, 15%, dan 15%. Data pelatihan digunakan untuk proses pembelajaran model, data validasi digunakan untuk memantau performa model selama pelatihan, sedangkan data pengujian digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam melakukan klasifikasi terhadap data yang belum digunakan sebelumnya (Mienye, 2024).

Ketidakseimbangan distribusi data antar kelas dapat menyebabkan model cenderung mempelajari pola dari kelas mayoritas secara lebih dominan dibandingkan kelas minoritas. Oleh karena itu, penerapan class weighting menjadi salah satu pendekatan yang efektif untuk meningkatkan sensitivitas model terhadap kelas dengan jumlah data yang lebih sedikit sehingga proses pembelajaran dapat berlangsung secara lebih seimbang (Ali et al., 2022).

Untuk mengurangi pengaruh ketidakseimbangan jumlah data antar kelas, penelitian ini menerapkan teknik class weighting pada proses pelatihan model. Teknik ini memberikan bobot yang berbeda pada setiap kelas berdasarkan jumlah data yang dimiliki, sehingga kelas dengan jumlah data lebih sedikit memperoleh perhatian yang lebih besar selama proses pembelajaran. Penerapan class weighting bertujuan untuk mengurangi kecenderungan model dalam mempelajari kelas mayoritas secara berlebihan dan meningkatkan kemampuan model dalam mengenali seluruh kelas secara lebih seimbang (Frimpong et al., 2025). Bobot kelas dihitung menggunakan metode balanced class weight yang dirumuskan sebagai berikut:

$$w_i = \frac{N}{k \times n_i} \quad (1)$$

Pada perhitungan ini, w_i menyatakan bobot untuk kelas ke- i . N menunjukkan jumlah total data pelatihan yang digunakan dalam proses analisis. k merepresentasikan jumlah seluruh kelas yang tersedia, sedangkan n_i adalah jumlah data yang terdapat pada kelas ke- i , sehingga menggambarkan distribusi data pada setiap kelas.

Bobot kelas yang diperoleh kemudian diterapkan pada proses pelatihan dan fine-tuning MobileNetV2 melalui parameter class weight. Dengan pendekatan ini, kesalahan prediksi pada kelas yang memiliki jumlah data lebih sedikit akan diberikan penalti yang lebih besar sehingga model dapat mempelajari karakteristik setiap kelas secara lebih seimbang.

2.6 Model MobileNetV2

Pada penelitian ini, model klasifikasi dikembangkan menggunakan arsitektur MobileNetV2 yang telah dilatih sebelumnya pada dataset ImageNet (pre-trained weights). Penggunaan model pra-latih bertujuan untuk memanfaatkan fitur visual yang telah dipelajari dari dataset berskala besar sehingga proses pelatihan menjadi lebih efisien dan mampu meningkatkan performa klasifikasi pada dataset yang memiliki jumlah data terbatas (Sandler et al., 2018). Selain MobileNetV2, keluarga MobileNet terus dikembangkan untuk meningkatkan efisiensi dan performa klasifikasi citra. Pengembangan tersebut menunjukkan bahwa konsep arsitektur ringan tetap menjadi pendekatan yang relevan untuk berbagai tugas klasifikasi citra karena mampu memberikan keseimbangan antara akurasi dan kebutuhan komputasi yang rendah (Zhuang et al., 2019).

Model dibangun dengan menggunakan MobileNetV2 sebagai feature extractor dan menerima masukan citra berukuran 224×224 piksel. Keluaran dari MobileNetV2 selanjutnya diproses menggunakan lapisan GlobalAveragePooling2D untuk mereduksi dimensi fitur yang dihasilkan. Setelah itu ditambahkan lapisan Dense sebanyak 256 neuron dengan fungsi aktivasi ReLU untuk mempelajari representasi fitur yang lebih spesifik terhadap varietas apel. Untuk mengurangi risiko overfitting, diterapkan lapisan Dropout sebesar 0,45. Pada lapisan akhir digunakan Dense Output Layer dengan fungsi aktivasi softmax yang menghasilkan prediksi empat kelas, yaitu Anna, Manalagi, Rome Beauty, dan Granny Smith.

Proses pelatihan dilakukan menggunakan pendekatan transfer learning. Pada tahap awal, seluruh lapisan MobileNetV2 dibekukan (freeze) sehingga hanya lapisan klasifikasi yang dilatih menggunakan dataset apel. Setelah model mencapai performa yang stabil, dilakukan proses fine-tuning dengan membuka sebagian lapisan akhir MobileNetV2 untuk dilatih kembali menggunakan learning rate yang lebih kecil. Strategi ini bertujuan untuk menyesuaikan fitur yang telah dipelajari model dengan karakteristik visual varietas apel sehingga kemampuan klasifikasi dapat ditingkatkan sebelum dilakukan proses evaluasi.

2.7 Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengukur kemampuan MobileNetV2 dalam mengklasifikasikan varietas apel berdasarkan citra yang diberikan. Pada penelitian ini, performa model dievaluasi menggunakan metrik accuracy, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix. Penggunaan beberapa metrik evaluasi diperlukan untuk memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai kemampuan model dalam melakukan klasifikasi pada setiap kelas serta mengidentifikasi kesalahan prediksi yang terjadi selama proses pengujian.

Accuracy digunakan untuk mengukur proporsi jumlah prediksi yang benar terhadap seluruh data pengujian. Nilai accuracy yang tinggi menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi dengan baik pada sebagian besar data yang diuji. Accuracy dihitung menggunakan Persamaan (2).

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (2)$$

Precision digunakan untuk mengukur ketepatan prediksi model, rumus yang digunakan berdasarkan persamaan 3. Selain itu, penelitian ini juga mengukur kemampuan model menemukan seluruh data pada kelas yang benar dengan persamaan 4 dan menghitung rata-rata harmonis antara precision dan recall menggunakan persamaan 5.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (5)$$

Confusion matrix digunakan untuk menggambarkan distribusi hasil prediksi model pada setiap kelas. Melalui confusion matrix, dapat diketahui jumlah prediksi yang benar maupun kesalahan klasifikasi yang terjadi pada masing-masing kelas sehingga performa model dapat dianalisis secara lebih rinci.

2.8 Implementasi Sistem Berbasis Web

Implementasi sistem berbasis web dilakukan untuk mempermudah penggunaan model klasifikasi yang telah dikembangkan sehingga dapat diakses melalui antarmuka yang lebih mudah digunakan. Pada penelitian ini, model MobileNetV2 yang telah melalui proses pelatihan dan evaluasi diintegrasikan ke dalam aplikasi berbasis web. Sistem memungkinkan pengguna melakukan proses identifikasi varietas apel dengan cara mengunggah citra buah apel melalui halaman web yang telah disediakan.

Proses klasifikasi dimulai ketika pengguna mengunggah citra apel ke dalam sistem. Citra tersebut kemudian melalui tahapan pra-pemrosesan yang sama dengan data saat pelatihan, meliputi *resize* menjadi 224×224 piksel, normalisasi, serta peningkatan tekstur menggunakan kombinasi *Unsharp Masking* dan deteksi tepi Sobel. Selanjutnya citra diproses oleh model MobileNetV2 untuk menghasilkan prediksi kelas beserta nilai probabilitas setiap varietas apel.

Hasil prediksi yang diperoleh kemudian ditampilkan kepada pengguna dalam bentuk informasi varietas apel yang terdeteksi. Dengan implementasi berbasis web, model yang telah dikembangkan dapat digunakan secara langsung tanpa memerlukan proses pelatihan ulang sehingga mendukung proses identifikasi varietas apel secara lebih cepat, praktis, dan mudah diakses melalui perangkat yang terhubung ke jaringan internet.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Dataset Penelitian

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas empat varietas apel, yaitu Anna, Granny Smith, Manalagi, dan Rome Beauty. Seluruh citra diperoleh melalui proses dokumentasi langsung di area perkebunan apel di Kota Batu dengan memperhatikan variasi kondisi pencahayaan, sudut pengambilan gambar, serta latar belakang yang beragam. Variasi tersebut bertujuan untuk merepresentasikan kondisi nyata di lapangan sehingga model dapat mempelajari karakteristik visual setiap varietas apel secara lebih baik.



Gambar 2. Buah Apel Jenis Anna



Gambar 3. Buah Apel Jenis Granny Smith



Gambar 4. Buah Apel Jenis Manalagi



Gambar 5. Buah Apel Rome Beauty

Pada tahap pengumpulan data diperoleh sebanyak 1.237 citra yang terdiri atas empat kelas varietas apel. Dataset tersebut kemudian melalui proses pembersihan data untuk menghilangkan citra duplikat dan memastikan konsistensi data sebelum digunakan pada tahap pra-pemrosesan dan pelatihan model.

3.2 Hasil Pembersihan dan Distribusi Dataset

Pada tahap awal dilakukan proses pembersihan dataset untuk menghilangkan citra duplikat dan memastikan konsistensi data yang digunakan dalam penelitian. Dataset awal yang dikumpulkan berjumlah **1.237 citra** yang terdiri atas empat kelas varietas apel, yaitu Anna, Granny Smith, Manalagi, dan Rome Beauty. Proses pembersihan dilakukan dengan membandingkan nilai hash setiap citra untuk mendeteksi duplikasi data. Berdasarkan hasil proses tersebut tidak ditemukan konflik label antar kelas ($\text{conflict hash} = 0$), sedangkan citra yang teridentifikasi sebagai duplikat dihapus dari dataset. Setelah proses pembersihan selesai, jumlah dataset yang digunakan dalam penelitian menjadi **1.050 citra**. Distribusi data pada masing-masing kelas ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Distribusi Dataset Setelah Pembersihan

Kelas	Jumlah Citra
Anna	312
Granny Smith	233
Manalagi	324
Rome Beauty	181
Total	1050

3.3 Hasil Pra-pemrosesan Citra

Tahap pra-pemrosesan dilakukan untuk meningkatkan kualitas citra sebelum digunakan pada proses pelatihan model MobileNetV2. Pada penelitian ini, proses pra-pemrosesan meliputi peningkatan ketajaman citra menggunakan metode Unsharp Masking dan ekstraksi informasi tepi menggunakan operator Sobel. Hasil dari setiap tahapan ditunjukkan pada Gambar 6 yang terdiri atas citra asli, hasil Unsharp Masking, hasil deteksi tepi Sobel, dan citra hasil kombinasi kedua metode.



Gambar 6. Hasil Tahapan Pra-pemrosesan Citra



Berdasarkan Gambar 6, citra asli masih memperlihatkan beberapa detail visual yang kurang menonjol, terutama pada bagian tekstur permukaan buah dan batas objek terhadap latar belakang. Setelah diterapkan Unsharp Masking, tekstur kulit apel terlihat lebih jelas yang ditandai dengan meningkatnya visibilitas bercak-bercak kecil pada permukaan buah. Selain itu, perbedaan antara area terang dan gelap pada citra menjadi lebih tegas sehingga detail karakteristik kulit apel lebih mudah diamati. Peningkatan ketajaman ini penting karena tekstur permukaan merupakan salah satu ciri visual yang dapat digunakan untuk membedakan varietas apel.

Hasil deteksi tepi menggunakan operator Sobel menunjukkan bahwa kontur buah apel dapat diidentifikasi dengan baik. Pada citra Sobel terlihat bahwa batas antara objek apel dan latar belakang menjadi lebih jelas dibandingkan citra asli. Selain menonjolkan bentuk objek, operator Sobel juga mampu menampilkan pola perubahan intensitas pada permukaan apel yang berkaitan dengan tekstur dan struktur visual buah. Informasi tepi tersebut dapat membantu model dalam mengenali bentuk dan karakteristik objek secara lebih akurat.

Setelah kedua metode dikombinasikan, citra hasil pra-pemrosesan tetap mempertahankan informasi warna asli sekaligus memiliki detail tekstur dan batas objek yang lebih jelas. Kondisi ini menunjukkan bahwa proses pra-pemrosesan berhasil meningkatkan kualitas informasi visual tanpa menghilangkan karakteristik utama dari objek yang diamati. Dengan tekstur permukaan yang lebih tajam dan kontur objek yang lebih tegas, citra yang dihasilkan menjadi lebih representatif untuk digunakan sebagai masukan model MobileNetV2.

Secara keseluruhan, hasil pra-pemrosesan menunjukkan bahwa kombinasi *Unsharp Masking* dan operator Sobel mampu memperkuat fitur-fitur visual penting pada citra apel, seperti tekstur kulit, pola bercak, dan bentuk objek. Fitur-fitur tersebut merupakan informasi yang berpotensi membantu model dalam membedakan karakteristik antar varietas apel sehingga dapat mendukung peningkatan kinerja klasifikasi pada tahap pelatihan dan pengujian model.

3.4 Pembagian Dataset dan Class Weighting

Setelah melalui tahap pembersihan data dan pra-pemrosesan citra, dataset kemudian dibagi menjadi tiga kelompok data, yaitu data pelatihan (training), data validasi (validation), dan data pengujian (testing). Pembagian dataset dilakukan dengan rasio 70% untuk data pelatihan, 15% untuk data validasi, dan 15% untuk data pengujian. Tujuan pembagian ini adalah agar model dapat mempelajari pola data pada tahap pelatihan, memantau performa selama proses pembelajaran melalui data validasi, serta mengukur kemampuan generalisasi model menggunakan data pengujian yang belum pernah digunakan sebelumnya.

Tabel 2. Pembagian Dataset

Dataset	Jumlah Citra
Training	735
Validation	157
Testing	158
Total	1050

Berdasarkan Tabel 2 sebanyak 735 citra digunakan sebagai data pelatihan, 157 citra digunakan sebagai data validasi, dan 158 citra digunakan sebagai data pengujian. Pembagian data dilakukan secara stratified sehingga proporsi setiap kelas tetap terjaga pada masing-masing kelompok data. Pendekatan ini bertujuan untuk memastikan bahwa setiap varietas apel memiliki representasi yang seimbang pada data pelatihan, validasi, maupun pengujian sehingga hasil evaluasi yang diperoleh dapat menggambarkan kemampuan model secara lebih objektif.

Meskipun demikian, hasil distribusi dataset setelah proses pembersihan menunjukkan bahwa jumlah citra pada setiap kelas tidak sepenuhnya seimbang. Kelas Manalagi memiliki jumlah data terbanyak dengan 324 citra, sedangkan kelas Rome Beauty memiliki jumlah data paling sedikit yaitu 181 citra. Perbedaan jumlah data tersebut berpotensi menyebabkan model lebih sering mempelajari karakteristik kelas mayoritas dibandingkan kelas minoritas. Akibatnya, model dapat menghasilkan performa yang baik pada kelas tertentu namun kurang optimal dalam mengenali kelas yang memiliki jumlah data lebih sedikit.

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, penelitian ini menerapkan teknik class weighting pada proses pelatihan model. Teknik ini memberikan bobot yang berbeda pada setiap kelas berdasarkan jumlah data yang dimiliki. Semakin sedikit jumlah data pada suatu kelas, semakin besar bobot yang diberikan sehingga kesalahan prediksi pada kelas tersebut akan memiliki pengaruh yang lebih besar terhadap proses pembelajaran model.

Tabel 3. Nilai Class Weight

Kelas	Bobot
Anna	0.8429
Granny Smith	1,1273
Manalagi	0,8095
Rome Beauty	1,4469

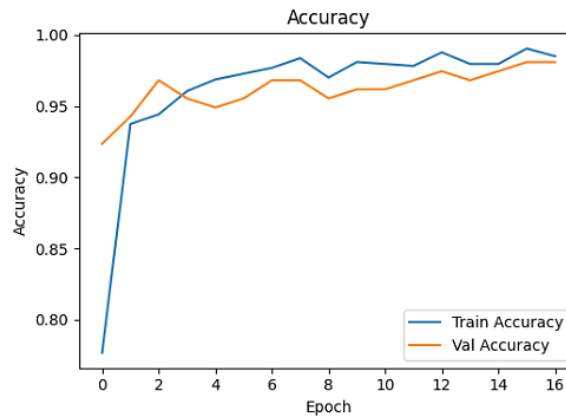
Berdasarkan Tabel 3 kelas Rome Beauty memperoleh bobot terbesar yaitu 1,4469 karena memiliki jumlah data paling sedikit dibandingkan kelas lainnya. Sebaliknya, kelas Manalagi memperoleh bobot terkecil sebesar 0,8095 karena memiliki jumlah data terbanyak. Pemberian bobot yang berbeda pada setiap kelas bertujuan untuk

menyeimbangkan kontribusi masing-masing kelas selama proses pelatihan sehingga model tidak cenderung memihak kelas mayoritas.

Penerapan *class weighting* diharapkan mampu meningkatkan kemampuan model dalam mempelajari karakteristik seluruh varietas apel secara lebih proporsional. Dengan demikian, proses pembelajaran tidak hanya berfokus pada kelas yang memiliki jumlah data besar, tetapi juga memberikan perhatian yang cukup terhadap kelas dengan jumlah data yang lebih sedikit. Strategi ini penting untuk menghasilkan model klasifikasi yang memiliki performa yang baik pada seluruh kelas serta mampu memberikan hasil prediksi yang lebih konsisten pada tahap pengujian.

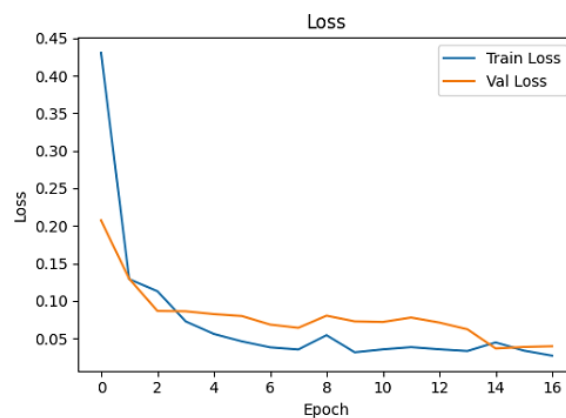
3.5 Hasil Pelatihan Model MobileNetV2

Setelah melalui tahap pembagian dataset dan penerapan class weighting, proses selanjutnya adalah pelatihan model menggunakan arsitektur MobileNetV2 dengan pendekatan transfer learning dan fine-tuning. Pada tahap awal, seluruh lapisan backbone MobileNetV2 dibekukan (freeze) sehingga proses pembelajaran hanya dilakukan pada lapisan klasifikasi yang ditambahkan pada bagian akhir model. Setelah model mencapai performa yang stabil, dilakukan proses fine-tuning dengan membuka 20 lapisan terakhir MobileNetV2 untuk menyesuaikan bobot model terhadap karakteristik visual varietas apel yang digunakan dalam penelitian. Selain itu, diterapkan pula mekanisme Early Stopping, Reduce Learning Rate on Plateau, dan Model Checkpoint untuk meningkatkan efisiensi pelatihan serta mencegah terjadinya overfitting.



Gambar 7. Hasil Accuracy

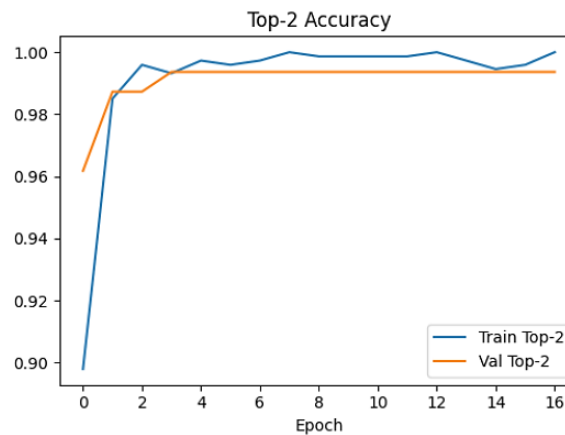
Berdasarkan Gambar 7, nilai training accuracy mengalami peningkatan yang signifikan sejak awal pelatihan. Pada epoch pertama, model memperoleh training accuracy sebesar 77,69%, kemudian meningkat secara bertahap hingga mendekati 99% pada akhir proses pelatihan. Kurva validation accuracy juga menunjukkan pola peningkatan yang serupa dan mencapai nilai sekitar 98–99%. Kedekatan antara kurva training accuracy dan validation accuracy menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola data dengan baik tanpa mengalami penurunan performa pada data validasi. Kondisi ini mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik dan tidak hanya menghafal data pelatihan.



Gambar 8. Hasil Loss

Berdasarkan Gambar 8, nilai training loss mengalami penurunan yang cukup signifikan selama proses pelatihan. Pada awal pelatihan, nilai loss berada di atas 0,40 kemudian terus menurun hingga berada pada kisaran di bawah 0,05 pada akhir pelatihan. Pola yang serupa juga terlihat pada validation loss yang mengalami penurunan dari sekitar 0,20 hingga mendekati 0,04. Penurunan nilai loss menunjukkan bahwa kesalahan prediksi model semakin berkurang seiring bertambahnya proses pembelajaran. Selain itu, jarak antara kurva training loss dan validation loss relatif kecil sehingga

menunjukkan bahwa model mampu mempertahankan performa yang stabil pada data validasi dan tidak mengalami overfitting yang signifikan.



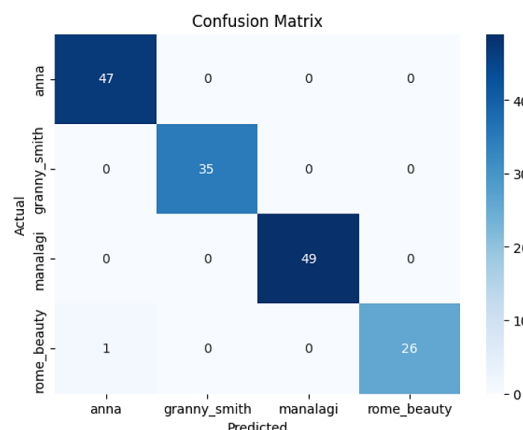
Gambar 9. Hasil Top-2 Accuracy

Selain accuracy dan loss, penelitian ini juga mengevaluasi Top-2 Accuracy untuk melihat kemampuan model dalam menempatkan kelas yang benar pada dua prediksi dengan probabilitas tertinggi. Berdasarkan Gambar 9, nilai Top-2 Accuracy meningkat dengan sangat cepat dan mencapai nilai di atas 99% pada beberapa epoch awal pelatihan. Pada akhir pelatihan, nilai Top-2 Accuracy mendekati 100%, yang menunjukkan bahwa kelas yang benar hampir selalu berada pada dua prediksi dengan probabilitas tertinggi yang dihasilkan model. Hasil ini menunjukkan bahwa fitur-fitur visual yang dipelajari oleh MobileNetV2 mampu merepresentasikan karakteristik masing-masing varietas apel dengan sangat baik.

Tabel 4. Hasil Evaluasi Model

Metrik	Nilai
Accuracy	99,37%
Precision	99,48%
Recall	99,07%
F1-Score	99,27%

Setelah proses pelatihan selesai, model terbaik kemudian dievaluasi menggunakan data pengujian yang tidak pernah digunakan selama proses pelatihan maupun validasi. Berdasarkan Tabel 4, model berhasil memperoleh nilai accuracy sebesar 99,37%, precision sebesar 99,48%, recall sebesar 99,07%, dan F1-score sebesar 99,27%. Tingginya nilai pada seluruh metrik evaluasi menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi empat varietas apel dengan tingkat ketepatan yang sangat baik. Nilai precision yang tinggi menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi yang dihasilkan model sesuai dengan kelas sebenarnya, sedangkan nilai recall yang tinggi menunjukkan bahwa model mampu mengenali data dari setiap kelas secara efektif. Selain itu, nilai F1-score yang mendekati 100% menunjukkan keseimbangan yang baik antara precision dan recall.



Gambar 10. Confusion Matrix Hasil Pengujian

Analisis lebih lanjut dilakukan menggunakan confusion matrix untuk mengetahui distribusi hasil prediksi pada setiap kelas. Berdasarkan hasil pengujian, sebanyak 47 citra apel Anna, 35 citra Granny Smith, 49 citra Manalagi, dan 26 citra Rome Beauty berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh model. Dari total 158 data pengujian, hanya terdapat satu kesalahan klasifikasi, yaitu satu citra Rome Beauty yang diprediksi sebagai Anna.

Hasil tersebut menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang sangat baik dalam membedakan karakteristik visual dari masing-masing varietas apel. Kesalahan klasifikasi yang terjadi kemungkinan disebabkan oleh kemiripan karakteristik visual antara varietas Rome Beauty dan Anna pada kondisi pengambilan gambar tertentu, seperti warna kulit buah, tekstur permukaan, maupun pencahayaan yang memengaruhi tampilan objek pada citra. Meskipun demikian, jumlah kesalahan yang hanya mencapai 1 data atau sekitar 0,63% dari total data pengujian menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang sangat baik terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

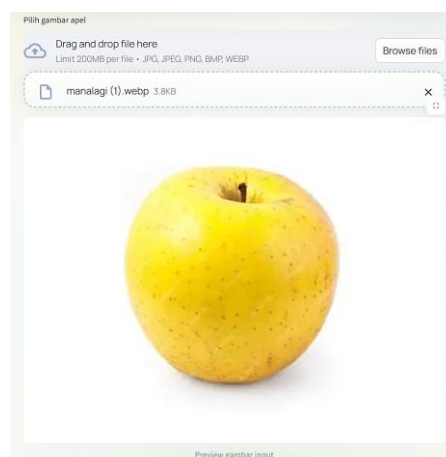
Secara keseluruhan, hasil pelatihan dan evaluasi menunjukkan bahwa kombinasi MobileNetV2, transfer learning, fine-tuning, augmentasi data, dan class weighting mampu menghasilkan model klasifikasi dengan performa yang sangat baik. Hal ini ditunjukkan oleh meningkatnya nilai accuracy selama proses pelatihan, menurunnya nilai loss secara konsisten, tingginya nilai Top-2 Accuracy, serta hasil evaluasi yang mencapai accuracy di atas 99%. Dengan tingkat kesalahan yang sangat rendah, model yang dikembangkan mampu mengenali karakteristik visual setiap varietas apel secara efektif dan konsisten.

3.6 Implementasi Sistem Berbasis Web



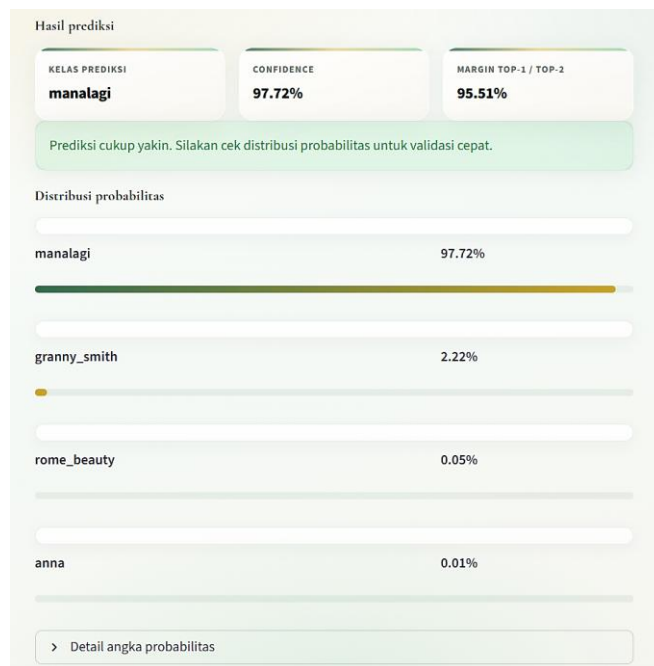
Gambar 11. Tampilan Utama Website

Gambar 11 menunjukkan tampilan utama aplikasi klasifikasi jenis buah apel yang dikembangkan menggunakan framework Streamlit. Halaman utama menyediakan informasi mengenai aplikasi serta fasilitas untuk mengunggah gambar apel yang akan diproses oleh sistem. Tampilan aplikasi dibuat sesederhana mungkin sehingga dapat digunakan oleh berbagai pengguna tanpa harus memahami konsep deep learning secara mendalam.



Gambar 12. Input Gambar Apel

Gambar 12 menunjukkan proses pengunggahan citra buah apel ke dalam sistem. Pengguna dapat memilih file gambar dari perangkat yang digunakan, kemudian sistem akan menampilkan citra yang diunggah sebagai input sebelum dilakukan proses klasifikasi. Proses unggah gambar menjadi tahapan awal sebelum data citra dianalisis oleh model MobileNetV2. Setelah citra diunggah, sistem melakukan tahap preprocessing yang meliputi konversi citra ke format RGB, perubahan ukuran menjadi 224×224 piksel, serta normalisasi menggunakan fungsi `preprocess_input` agar sesuai dengan kebutuhan input model MobileNetV2. Setelah seluruh tahapan prapemrosesan selesai, gambar akan dianalisis oleh model hasil pelatihan untuk menentukan kategori apel yang sesuai.



Gambar 13. Hasil Prediksi

Sebagai salah satu contoh pengujian, digunakan citra apel Manalagi yang diunggah melalui aplikasi. Berdasarkan hasil pengujian, sistem berhasil mengenali citra yang diunggah sebagai varietas Manalagi dengan tingkat keyakinan prediksi mencapai 97,72%. Nilai probabilitas terbesar diperoleh pada kategori Manalagi dibandingkan kelas lainnya, yang menunjukkan bahwa keputusan klasifikasi yang dihasilkan model cukup meyakinkan.

Secara umum, pengujian implementasi memperlihatkan bahwa sistem dapat menghasilkan prediksi yang stabil dengan tingkat ketepatan yang tinggi. Hal ini membuktikan bahwa model yang telah dilatih tidak hanya bekerja dengan baik pada tahap pelatihan tetapi juga dapat diaplikasikan secara langsung dalam sistem berbasis web untuk membantu proses identifikasi jenis buah apel secara praktis.

3.7 Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model MobileNetV2 yang dikembangkan mampu mencapai accuracy sebesar 99,37%, dengan precision sebesar 99,48%, recall sebesar 99,07%, dan F1-score sebesar 99,27%. Performa tersebut menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang sangat baik dalam membedakan empat varietas apel berdasarkan karakteristik visualnya. Tingginya nilai evaluasi ini tidak hanya dipengaruhi oleh penggunaan arsitektur MobileNetV2, tetapi juga oleh tahapan preprocessing menggunakan Unsharp Masking dan Sobel yang mampu memperjelas tekstur dan tepi objek, penerapan data augmentation untuk meningkatkan keragaman data pelatihan, serta penggunaan class weighting yang membantu mengurangi pengaruh ketidakseimbangan jumlah data pada setiap kelas. Meskipun masih terdapat satu kesalahan klasifikasi pada kelas Rome Beauty yang diprediksi sebagai Anna, hasil tersebut menunjukkan bahwa model tetap memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data uji.

Hasil penelitian ini memiliki kesesuaian dengan penelitian (Dou et al., 2023) yang menunjukkan bahwa penerapan MobileNetV2 dengan pendekatan transfer learning mampu menghasilkan performa klasifikasi yang tinggi melalui kemampuan model dalam mengekstraksi fitur-fitur penting dari citra secara efektif. Pada penelitian tersebut, MobileNetV2 digunakan untuk klasifikasi penyakit jeruk, sedangkan penelitian ini menerapkan MobileNetV2 untuk mengklasifikasikan empat varietas apel berdasarkan karakteristik visualnya. Meskipun objek yang digunakan berbeda, kedua penelitian menunjukkan bahwa pendekatan transfer learning mampu meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola visual yang memiliki tingkat kemiripan tertentu. Temuan penelitian ini juga konsisten dengan (Gulzar, 2023) yang menyatakan bahwa MobileNetV2 memiliki keseimbangan yang baik antara akurasi dan efisiensi komputasi pada tugas klasifikasi citra. Perbedaannya, penelitian ini memanfaatkan tahapan preprocessing menggunakan Unsharp Masking dan Sobel, serta menerapkan class weighting untuk mengatasi ketidakseimbangan data, sehingga model mampu mencapai accuracy sebesar 99,37% dan berhasil diimplementasikan ke dalam aplikasi berbasis web untuk identifikasi varietas apel secara otomatis.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem klasifikasi varietas apel menggunakan arsitektur MobileNetV2 untuk membedakan empat jenis apel yang umum dibudidayakan di Kota Batu, yaitu Anna, Manalagi, Rome Beauty, dan Granny Smith. Permasalahan klasifikasi varietas apel memiliki tingkat kompleksitas yang cukup tinggi karena beberapa varietas memiliki karakteristik visual yang mirip, baik dari segi warna, bentuk, maupun tekstur permukaan buah. Oleh



karena itu, penelitian ini menerapkan pendekatan deep learning berbasis transfer learning dan fine-tuning pada MobileNetV2 untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengenali perbedaan karakteristik visual antar varietas apel. Dataset yang digunakan pada penelitian ini berjumlah 1.237 citra dan setelah melalui proses pembersihan data diperoleh 1.050 citra yang digunakan dalam proses pelatihan, validasi, dan pengujian model. Tahap pra-pemrosesan yang meliputi resize citra menjadi 224×224 piksel, normalisasi, peningkatan tekstur menggunakan Unsharp Masking, serta deteksi tepi Sobel berhasil menghasilkan citra yang memiliki detail tekstur dan kontur objek yang lebih jelas. Selain itu, penerapan augmentasi data dan class weighting membantu meningkatkan kemampuan model dalam mempelajari karakteristik setiap kelas secara lebih seimbang. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model MobileNetV2 mampu memberikan performa klasifikasi yang sangat baik dengan nilai accuracy sebesar 99,37%, precision sebesar 99,48%, recall sebesar 99,07%, dan F1-score sebesar 99,27%. Berdasarkan confusion matrix, dari total 158 data pengujian hanya terdapat satu kesalahan klasifikasi, yaitu satu citra Rome Beauty yang diprediksi sebagai Anna. Kesalahan tersebut diduga disebabkan oleh kemiripan karakteristik visual antara kedua varietas pada kondisi pencahayaan dan tampilan permukaan buah tertentu. Hasil ini menunjukkan bahwa kombinasi MobileNetV2, transfer learning, fine-tuning, augmentasi data, dan class weighting efektif digunakan untuk melakukan klasifikasi varietas apel dengan tingkat ketepatan yang tinggi. Model yang telah dikembangkan juga berhasil diimplementasikan ke dalam aplikasi berbasis web menggunakan Streamlit sehingga proses identifikasi varietas apel dapat dilakukan secara langsung melalui unggahan citra oleh pengguna. Implementasi ini menunjukkan bahwa model tidak hanya memiliki performa yang baik pada tahap pengujian, tetapi juga dapat diterapkan secara praktis untuk membantu proses identifikasi varietas apel secara otomatis. Meskipun memperoleh performa yang sangat baik, penelitian ini masih memiliki keterbatasan karena dataset yang digunakan berasal dari jumlah varietas yang terbatas dan sebagian besar citra diperoleh pada kondisi buah yang masih dalam keadaan baik. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya dapat dilakukan dengan menambahkan jumlah data yang lebih besar, menggunakan kondisi pencahayaan yang lebih beragam, serta membandingkan performa MobileNetV2 dengan arsitektur lain seperti EfficientNet, ResNet, atau Vision Transformer untuk memperoleh model yang lebih robust pada kondisi nyata di lapangan.

REFERENCES

- Ananda, D. N., Dalimajun, S. D., Bere, Y. R., Talo, G. R., Wahyuni, I., Studi, P., Informatika, T., Teknologi, F., Teknologi, I., & Malang, A. (2025). *Perbandingan Kinerja Densnet dan Mobilenetv2 Dalam Pengembangan Model Deep Learning Untuk Deteksi Tanaman Kacang Tanah Sehat dan Terserang Penyakit*. 63–71.
- Aprianti, C. S., & Mubarakah, N. Y. (2023). *Strategi Pengembangan Kawasan Agrowisata Petik Apel Kelompok Tani Makmur Abadi (KTMA) Kota Batu*. 14(2), 144–157.
- Astiti, S., Novrian, W., & Putra, Y. P. (2024). *Penerapan Deep Learning pada Pengolahan Data Citra dan Klasifikasi Udang Vaname Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network*. 6(1), 490–498. <https://doi.org/10.47065/bits.v6i1.5418>
- Chen, H., Zhou, G., He, W., Duan, X., & Jiang, H. (2024). Classification and identification of agricultural products based on improved MobileNetV2. *Scientific Reports*, 14(1), 3454. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-53349-w>
- Dou, S., Zhang, J., Wang, H., & Li, Y. (2023). *Classification of Citrus Huanglongbing Degree Based on CBAM-MobileNetV2 and Transfer Learning*. 1–18.
- Fauza, N. R., & Wahyuni, A. S. K. A. I. (2025). *MobileNetV2 untuk Deteksi Kualitas Tempe di Sentra Industri Tempe Sanan*. 15–29.
- Frimpong, S. A., Han, M., Zheng, W., Li, X., Akpaku, E., & Obeng, A. P. (2025). *Machine and Deep Learning in Agricultural Engineering: A Comprehensive Survey and Meta-Analysis of Techniques, Applications, and Challenges*. 1, 1–33.
- Gulzar, Y. (2023). *Fruit Image Classification Model Based on MobileNetV2 with Deep Transfer Learning Technique*.
- Hafiz, M., Pratama, R., Akrom, M., Santosa, A. P., & Reesa, M. (2025). *Klasifikasi Otomatis Korosi Menggunakan Convolutional Neural Network dan Transfer Learning dengan Model MobileNetV2*. 138–148. <https://doi.org/10.33364/algoritma/v.22-1.2182>
- Husen, D. (2024). *(Performance Evaluation Of Cnn Models With Various Data Augmentation)*. 219–227.
- Istighosah, M., Sunyoto, A., & Hidayat, T. (2023). *Image Augmentation for BreKHis Medical Data using Convolutional Neural Networks*. 7(4), 2381–2392.
- Khalid, S., Ali, R. H., & Khalid, H. Bin. (2025). Fruit and Vegetable Recognition Using MobileNetV2: An Image Classification Approach. *Engineering Proceedings*, 87(1). <https://doi.org/10.3390/engproc2025087108>
- Mienye, I. D. (2024). *A Comprehensive Review of Deep Learning: Architectures, Recent Advances, and Applications*.
- Produksi, P., & Apel, T. (2013). Agroklimat Yang Berbeda (Studi Kasus Pada Sentra Produksi Tanaman Apel Di Kota Batu Dan Kabupaten Malang) Differences In The Production Of Apple Crop (Malus Sylvestris Mill.) In *Differents Agro-Climatic (Case Studies On The Apple Crop Center Production In Batu City And Malang Regency)*. 1(1), 1–8.
- Rizka, S. Y., & Noercholis, A. (2024). Performance Comparison Of Faster R-Convolutional Neural Network (Cnn) And Efficientnet For Train Detection Under Perbandingan Performa Faster R-Convolutional Neural Network (Cnn) Dan Efficientnet Untuk Deteksi Kereta Api Pada Beragam. 5(6), 1811–1821.
- Rizky, A., Ivani, R., Kurniadi, A. Z., Belia, A., Andira, A., Wahyuni, I., Studi, P., Informatika, T., Teknologi, F.,



- Teknologi, I., & Malang, B. A. (2025). *Perbandingan VGG16 dan MobileNetV2 untuk Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Apel*. 30–39.
- Sakka, M. El, Ivanovici, M., & Chaari, L. (2025). *A Review of CNN Applications in Smart Agriculture Using Multimodal Data*. 0, 1–34.
- Sandler, M., Howard, A., Zhu, M., & Zhmoginov, A. (2018). *MobileNetV2 : Inverted Residuals and Linear Bottlenecks*. 4510–4520.
- Shorten, C., & Khoshgoftaar, T. M. (2019). A survey on Image Data Augmentation for Deep Learning. *Journal of Big Data*. <https://doi.org/10.1186/s40537-019-0197-0>
- Sokolova, M., & Lapalme, G. (2009). A systematic analysis of performance measures for classification tasks. *Information Processing and Management*, 45(4), 427–437. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2009.03.002>
- Zárate, V., & Hernández, D. C. (2024). Simplified Deep Learning for Accessible Fruit Quality Assessment in Small Agricultural Operations. *Applied Sciences*, 14(18). <https://doi.org/10.3390/app14188243>
- Zhuang, F., Qi, Z., Duan, K., Xi, D., Zhu, Y., Zhu, H., & Member, S. (n.d.). *A Comprehensive Survey on Transfer Learning*. 1–31.