

Aplikasi Klasifikasi Kualitas Kelapa Lokal Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) MobileNetV2

Application for Local Coconut Quality Classification Using the MobileNetV2 Convolutional Neural Network (CNN) Algorithm

Ferdiansyah*¹, Muh Rasyid Ridha², Dwi Yuli Prasetyo³

^{1,2,3}*Sistem informasi, Teknik dan Ilmu komputer, Universitas Islam Indragiri*

Email: ¹ferdi2004@gmail.com, ²muhasyidridha@gmail.com, ³dwiuliprasetyo@gmail.com.

**Penulis Koresponden*

Received: 02 Juli 2026

Accepted: 25 Juli 2026

Published: 02 Agustus 2026



This work is licensed under
a [Creative Commons Attribution 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)
International License.
Copyright (c) 2026 JUSTINDO

ABSTRAK

Klasifikasi kualitas kelapa lokal berserabut masih banyak dilakukan secara manual sehingga memerlukan ketelitian dan waktu yang relatif lama serta berpotensi menimbulkan ketidakkonsistenan dalam proses penilaian kualitas. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan aplikasi klasifikasi kualitas kelapa lokal berbasis Android menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur MobileNetV2. Penelitian dilakukan melalui tahapan pengumpulan dataset citra kelapa, preprocessing, augmentasi data, pelatihan model, pengujian model, serta implementasi model ke dalam aplikasi Android menggunakan TensorFlow Lite. Model dikembangkan untuk mengklasifikasikan kualitas kelapa ke dalam tiga kategori, yaitu immature, mature, dan reject. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model MobileNetV2 mampu mempelajari karakteristik visual kelapa lokal berserabut dengan baik sehingga menghasilkan performa klasifikasi yang optimal berdasarkan hasil evaluasi menggunakan accuracy, loss, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix. Model yang telah dikembangkan juga berhasil diimplementasikan pada aplikasi Android sehingga mampu melakukan proses klasifikasi secara otomatis melalui citra yang diperoleh dari kamera maupun galeri perangkat. Hasil penelitian menunjukkan bahwa aplikasi yang dikembangkan dapat menjadi solusi yang praktis dan efisien dalam membantu proses identifikasi kualitas kelapa lokal berserabut secara cepat dan konsisten. Berdasarkan penelitian yang Anda unggah, dataset yang digunakan berjumlah 3.000 citra kelapa lokal berserabut, terdiri dari 1.000 citra kelas immature (setengah matang), 1.000 citra kelas mature (matang), dan 1.000 citra kelas reject (rusak). Dataset kemudian dibagi menjadi 70% data training (2.100 citra), 15% data validation (450 citra), dan 15% data testing (450 citra). Setelah proses pelatihan menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur MobileNetV2, model berhasil mencapai nilai test accuracy sebesar 96% dengan test loss sebesar 0,1098, yang menunjukkan bahwa model memiliki performa klasifikasi yang sangat baik dalam membedakan ketiga kelas kualitas kelapa.

Kata kunci: Convolutional Neural Network, MobileNetV2, Klasifikasi Citra, Kelapa Lokal Berserabut, Android.

ABSTRACT

Quality classification of local fibrous coconuts is still largely performed manually, a process that requires precision and significant time, while also potentially leading to inconsistencies in quality assessment. This study aims to develop an Android-based quality classification application for local fibrous coconuts using the Convolutional Neural Network (CNN) algorithm with the MobileNetV2 architecture. The research involved several stages: dataset collection (coconut images), preprocessing, data augmentation, model training, model testing, and implementation of the model into an Android application using TensorFlow Lite. The model was developed to classify coconut quality into three categories: immature, mature, and reject. The results demonstrate that the MobileNetV2 model effectively learned the visual characteristics of local fibrous coconuts, yielding optimal classification performance based on evaluations using accuracy, loss, precision, recall, F1-score, and a confusion matrix. The developed model was successfully implemented in an Android application, enabling automated classification using images captured via the device's camera or selected from its gallery.

The findings indicate that the developed application offers a practical and efficient solution for the rapid and consistent quality identification of local fibrous coconuts. According to the research provided, the dataset consisted of 3,000 images of local fibrous coconuts, comprising 1,000 images each for the immature (semi-ripe), mature (ripe), and reject (damaged) classes. The dataset was split into 70% training data (2,100 images), 15% validation data (450 images), and 15% testing data (450 images). Following the training process using the CNN algorithm with the MobileNetV2 architecture, the model achieved a test accuracy of 96% and a test loss of 0.1098, demonstrating excellent classification performance in distinguishing between the three coconut quality classes.

Keywords: Convolutional Neural Network, MobileNetV2, Image Classification, Local Husked Coconut, Android application.

1. Pendahuluan

Kelapa merupakan salah satu komoditas perkebunan yang memiliki nilai ekonomi tinggi di Indonesia, khususnya di Kabupaten Indragiri Hilir yang dikenal sebagai salah satu sentra produksi kelapa. Kelapa lokal dimanfaatkan untuk berbagai kebutuhan, mulai dari konsumsi rumah tangga hingga industri pengolahan pangan, minyak kelapa, dan berbagai produk turunannya. Dalam rantai produksi tersebut, penentuan kualitas kelapa menjadi aspek penting karena perbedaan kualitas buah akan memengaruhi nilai jual dan tujuan penggunaannya. Namun, proses penentuan kualitas kelapa di tingkat petani maupun pengepul masih dilakukan secara manual melalui pengamatan visual sehingga bersifat subjektif, tidak terstandarisasi, dan berpotensi menimbulkan ketidakonsistenan dalam proses sortasi.

Kelapa lokal yang telah dipanen umumnya berada dalam kondisi berserabut (semi-husked coconut). Karakteristik visual berupa warna kulit, tingkat kekeringan serabut, tekstur permukaan, serta adanya cacat fisik dapat digunakan sebagai indikator tingkat kematangan dan kualitas buah. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa perubahan warna dan tekstur kulit kelapa memiliki hubungan dengan perubahan karakteristik internal buah, seperti kekerasan daging dan kandungan air, sehingga citra luar kelapa dapat dimanfaatkan sebagai dasar klasifikasi kualitas secara otomatis melalui teknologi pengolahan citra (Faroq et al., 2025).

Seiring perkembangan teknologi, pendekatan berbasis Convolutional Neural Network (CNN) semakin banyak digunakan dalam klasifikasi objek pertanian karena mampu mengenali pola visual yang kompleks, seperti warna, tekstur, dan bentuk objek secara otomatis. Berbagai penelitian telah membuktikan keberhasilan CNN dalam mengklasifikasikan kualitas buah dan tanaman. CNN digunakan untuk mengidentifikasi kesegaran buah dan sayuran berdasarkan kondisi visual permukaan objek (Munfaati & Witanti, 2024), menentukan kualitas tanaman melalui citra daun (Rahman et al., 2023), serta mendeteksi penyakit buah mangga menggunakan arsitektur MobileNetV3 dengan performa yang baik pada citra beresolusi rendah hingga sedang (Yehulu et al., 2025). Selain itu, penelitian komparatif terhadap beberapa arsitektur CNN menunjukkan bahwa MobileNetV2 memiliki performa yang baik dengan kompleksitas model yang rendah sehingga sesuai untuk diimplementasikan pada aplikasi yang ringan dan efisien (Nugroho et al., 2025).

Meskipun CNN telah banyak diterapkan pada klasifikasi objek pertanian, sebagian besar penelitian masih berfokus pada klasifikasi penyakit tanaman, tingkat kematangan sederhana, atau kualitas buah secara umum. Pada komoditas kelapa, penelitian sebelumnya umumnya hanya membahas klasifikasi tingkat kematangan berdasarkan warna kulit luar tanpa mempertimbangkan kondisi kelapa lokal dalam bentuk berserabut secara lebih spesifik (Faroq et al., 2025). Selain itu, klasifikasi berdasarkan tiga kondisi visual, yaitu kelapa setengah tua (immature), kelapa tua (mature), dan kelapa rusak (reject), masih sangat terbatas, padahal ketiga kondisi tersebut memiliki peranan penting dalam proses sortasi dan penentuan nilai ekonomi kelapa.

Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini mengembangkan aplikasi klasifikasi kualitas kelapa lokal menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dengan objek berupa citra kelapa lokal berserabut. Aplikasi yang dikembangkan diharapkan mampu membantu proses klasifikasi kualitas kelapa secara otomatis, cepat, dan konsisten sehingga dapat mengurangi subjektivitas dalam proses sortasi tradisional serta memberikan manfaat bagi petani, pengepul, dan pelaku usaha dalam meningkatkan efisiensi serta nilai ekonomi kelapa lokal.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur MobileNetV2 untuk mengklasifikasikan kualitas kelapa lokal berserabut ke dalam tiga kategori, yaitu immature (setengah tua), mature (tua), dan reject (rusak). Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, anotasi data, preprocessing, pengembangan model, evaluasi model, dan implementasi model ke dalam aplikasi berbasis Android. Pemilihan arsitektur MobileNetV2 didasarkan pada kemampuannya menghasilkan model yang ringan dan efisien sehingga sesuai untuk diterapkan pada perangkat bergerak dengan sumber daya komputasi yang terbatas (Duhan et al., 2025).

2.1. Tahapan Penelitian

Penelitian diawali dengan studi literatur untuk memperoleh landasan teoritis mengenai klasifikasi citra digital menggunakan CNN serta implementasi MobileNetV2 pada berbagai objek klasifikasi. Selanjutnya dilakukan analisis kebutuhan sistem sebagai dasar dalam menentukan ruang lingkup penelitian. Tahapan berikutnya meliputi pengumpulan citra kelapa lokal berserabut, proses anotasi data, preprocessing citra, pengembangan model CNN MobileNetV2, pengujian dan evaluasi model, serta implementasi model pada aplikasi Android. Seluruh tahapan penelitian disusun secara sistematis agar menghasilkan model klasifikasi yang mampu mengidentifikasi kualitas kelapa secara akurat dan konsisten.

2.2. Pengumpulan Data dan Preprocessing

Data penelitian berupa citra digital kelapa lokal dalam kondisi berserabut (semi-husked coconut) yang diperoleh melalui proses pengambilan gambar menggunakan kamera smartphone. Seluruh citra dikelompokkan ke dalam tiga kelas kualitas, yaitu immature, mature, dan reject. Dengan dataset sebanyak 3000 citra kelapa okal yang dibagi 1000 citra kelapa setiap kelasnya. Setiap citra kemudian diberi label sesuai karakteristik visual yang tampak pada permukaan kelapa sebagai dasar proses pelatihan model.

Sebelum digunakan pada proses pelatihan, seluruh citra melalui tahap preprocessing yang meliputi penyesuaian ukuran citra sesuai kebutuhan input MobileNetV2, normalisasi nilai piksel, augmentasi data menggunakan teknik rotasi dan horizontal flip, pembersihan citra yang tidak memenuhi kualitas, validasi label, pembagian dataset menjadi training set, validation set, dan test set, serta penyeimbangan jumlah data pada setiap kelas apabila ditemukan distribusi data yang tidak seimbang. Tahapan tersebut dilakukan untuk meningkatkan kualitas dataset sehingga model memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik pada proses klasifikasi (Khatun et al., 2023).

2.3. Pengembangan dan Evaluasi Model

Model klasifikasi dikembangkan menggunakan arsitektur MobileNetV2 yang disesuaikan dengan kebutuhan klasifikasi tiga kelas kualitas kelapa. Proses pelatihan dilakukan menggunakan dataset yang telah melalui tahap preprocessing sehingga model mampu mempelajari karakteristik visual berupa warna, tekstur, dan kondisi permukaan kelapa pada setiap kelas. Model yang telah dilatih kemudian diuji menggunakan data uji yang tidak terlibat dalam proses pelatihan untuk mengetahui kemampuan model dalam mengklasifikasikan data baru.

Evaluasi performa model dilakukan menggunakan metrik accuracy, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix untuk mengetahui tingkat ketepatan klasifikasi pada setiap kelas kualitas kelapa. Penggunaan metrik tersebut memberikan gambaran yang lebih komprehensif terhadap performa model dalam proses klasifikasi citra berbasis deep learning (Sultana et al., 2024).

2.4. Implementasi Aplikasi

Model CNN MobileNetV2 yang telah memenuhi kriteria performa selanjutnya diimplementasikan ke dalam aplikasi berbasis Android menggunakan TensorFlow Lite. Aplikasi menyediakan fitur pengambilan citra melalui kamera maupun galeri perangkat untuk melakukan klasifikasi kualitas kelapa secara otomatis. Hasil klasifikasi ditampilkan dalam bentuk kategori immature, mature, atau reject, sehingga diharapkan dapat membantu proses sortasi kelapa secara lebih cepat, objektif, dan konsisten.

3. Hasil dan Pembahasan

Bagian ini menyajikan hasil penelitian yang diperoleh dari pengembangan model Convolutional Neural Network (CNN) menggunakan arsitektur MobileNetV2 untuk mengklasifikasikan kualitas kelapa lokal berserabut ke dalam tiga kategori, yaitu immature, mature, dan reject. Proses penelitian meliputi pelatihan model menggunakan dataset citra kelapa yang telah melalui tahap preprocessing, pengujian performa model menggunakan beberapa metrik evaluasi, serta implementasi model ke dalam aplikasi berbasis Android.

Pembahasan dilakukan secara sistematis mulai dari hasil pelatihan model, hasil pengujian model menggunakan data uji, hingga implementasi aplikasi Android yang dikembangkan. Setiap hasil yang diperoleh dianalisis untuk mengetahui kemampuan model dalam mengenali karakteristik visual kelapa lokal berserabut berdasarkan kategori kualitasnya, sehingga dapat memberikan solusi klasifikasi yang lebih cepat, objektif, dan konsisten dibandingkan dengan proses penilaian secara manual.

3.1. Hasil Pelatihan Model

Proses pelatihan model merupakan tahapan penting dalam penelitian ini untuk memperoleh model klasifikasi yang mampu mengenali karakteristik visual kelapa lokal berserabut secara optimal. Pelatihan dilakukan menggunakan arsitektur MobileNetV2 dengan memanfaatkan dataset yang telah melalui proses preprocessing dan pembagian data menjadi training set, validation set, dan test set. Hasil pelatihan disajikan dalam bentuk distribusi dataset, grafik akurasi, grafik loss, serta analisis performa model selama proses pembelajaran.

3.1.1 Dataset dan Kelas Klasifikasi

Dataset yang digunakan pada penelitian ini berupa citra digital kelapa lokal dalam kondisi berserabut (semi-husked coconut) yang diperoleh melalui proses pengumpulan data secara langsung menggunakan kamera smartphone. Seluruh citra dikumpulkan dengan memperhatikan variasi kondisi objek sehingga mampu merepresentasikan karakteristik visual kelapa yang akan digunakan dalam proses pelatihan model klasifikasi. Berikut Gambar 1 contoh dataset kelapa local berserabut:



Gambar 1. Contoh Dataset Kelapa Lokal Berserabut

Dataset pada penelitian ini dikelompokkan ke dalam tiga kelas utama, yaitu kelapa setengah tua (immature), kelapa tua (mature), dan kelapa rusak (reject). Pembagian kelas dilakukan berdasarkan karakteristik visual yang tampak pada permukaan kelapa, seperti warna kulit luar, tekstur serabut, serta kondisi fisik buah. Penetapan tiga kategori tersebut bertujuan agar model mampu mempelajari perbedaan karakteristik visual setiap kelas sehingga proses klasifikasi dapat dilakukan secara lebih akurat dan konsisten.



Gambar 2. Kelas Kelapa Immature, Mature, dan Reject.

Secara keseluruhan, dataset yang digunakan berjumlah sekitar 3.000 citra, yang selanjutnya dibagi menjadi data training, validation, dan testing dengan komposisi masing-masing 70%, 15%, dan 15%. Pembagian dataset tersebut bertujuan untuk memisahkan proses pelatihan, validasi, dan pengujian model sehingga performa yang dihasilkan dapat dievaluasi secara objektif terhadap data yang belum pernah dipelajari sebelumnya.

Tabel 1. Distribusi Dataset Training, Validation, dan Testing]

No	Kelas	Jumlah Data
1	Setengah Matang (Immature)	1000
2	Matang (Mature)	1000
3	Rusak (Reject)	1000
Total		3000

3.1.2 Proses Pelatihan Model

Proses pelatihan model dilakukan setelah seluruh dataset melalui tahapan preprocessing dan augmentasi data. Tahapan ini bertujuan untuk menghasilkan data yang lebih seragam serta meningkatkan variasi citra sehingga model mampu mempelajari karakteristik visual kelapa lokal berserabut secara lebih optimal. Pada tahap ini dilakukan normalisasi nilai piksel, penyesuaian ukuran citra sesuai kebutuhan masukan MobileNetV2, serta augmentasi data menggunakan teknik rotasi dan horizontal flip untuk meningkatkan keragaman data pelatihan (Khatun et al., 2023).

```

40 train_datagen = ImageDataGenerator(
41     rescale=1./255,
42     rotation_range=20,
43     horizontal_flip=True
44 )
45
46 val_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1./255)
47 test_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1./255)
48
49 train_data = train_datagen.flow_from_directory(
50     train_dir,
51     target_size=img_size,
52     batch_size=batch_size,
53     class_mode="categorical"
54 )
55
56 val_data = val_datagen.flow_from_directory(
57     val_dir,
58     target_size=img_size,
59     batch_size=batch_size,
60     class_mode="categorical"
61 )

```

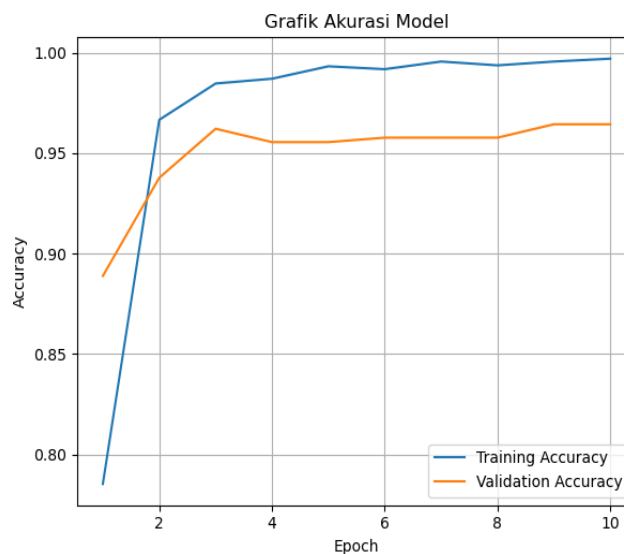
Gambar 3. Preprocessing dan Augmentasi Data.

Berdasarkan Gambar 3, proses preprocessing dilakukan menggunakan ImageDataGenerator dengan parameter rescale sebesar 1/255, rotation_range sebesar 20°, dan horizontal_flip=True pada data pelatihan. Sementara itu, data validasi dan data pengujian hanya melalui proses normalisasi menggunakan parameter rescale=1./255. Tahapan tersebut bertujuan untuk menyamakan rentang nilai piksel sekaligus menambah variasi citra sehingga model memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik terhadap data yang belum pernah dikenali sebelumnya.

Selanjutnya, dataset yang telah diproses digunakan pada tahap pelatihan model menggunakan arsitektur MobileNetV2. Proses pelatihan dilakukan dengan memanfaatkan data training sebagai data pembelajaran dan data validation sebagai acuan untuk memantau performa model pada setiap epoch. Selama proses pelatihan, model mempelajari karakteristik visual berupa warna, tekstur serabut, dan kondisi permukaan kelapa sehingga mampu membedakan kelas immature, mature, dan reject secara lebih akurat.

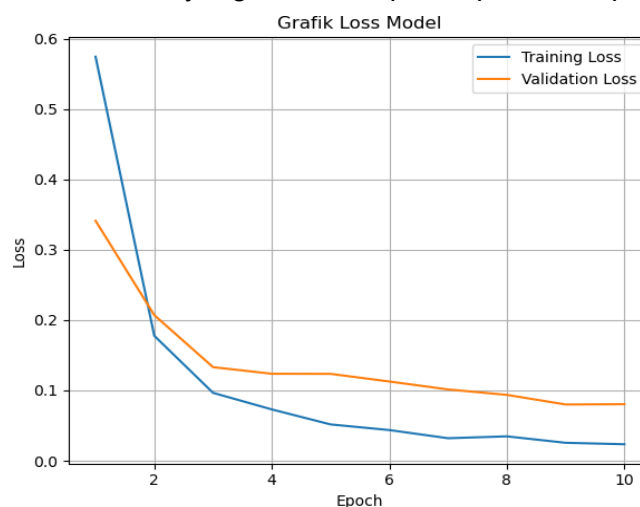
3.1.3 Hasil Pelatihan Model

Setelah proses pelatihan selesai dilakukan, model MobileNetV2 menunjukkan kemampuan yang baik dalam mempelajari karakteristik visual kelapa lokal berserabut berdasarkan dataset yang digunakan pada penelitian ini. Performa model selama proses pelatihan diamati melalui perubahan nilai accuracy dan loss pada setiap epoch sebagai indikator kemampuan model dalam mempelajari pola data. Penggunaan grafik accuracy dan loss pada proses pelatihan CNN merupakan salah satu cara yang umum digunakan untuk mengevaluasi perkembangan performa model selama proses pembelajaran (Kobiela et al., 2024).



Gambar 4. Grafik Accuracy Model

Berdasarkan Gambar 4, nilai training accuracy dan validation accuracy mengalami peningkatan secara bertahap selama proses pelatihan berlangsung. Peningkatan tersebut menunjukkan bahwa model mampu mempelajari karakteristik visual dari setiap kelas kelapa dengan baik sehingga menghasilkan kemampuan klasifikasi yang semakin optimal pada setiap iterasi pelatihan.



Gambar 5. Grafik Loss Model

Gambar 5 menunjukkan perubahan nilai training loss dan validation loss selama proses pelatihan model. Nilai loss yang semakin menurun hingga mencapai kondisi stabil mengindikasikan bahwa model semakin mampu meminimalkan kesalahan prediksi terhadap data pelatihan maupun data

validasi. Pola tersebut menunjukkan bahwa proses pelatihan berjalan dengan baik dan model memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap dataset yang digunakan.

3.2. Hasil Pengujian Model

Setelah proses pelatihan model selesai dilakukan, tahap selanjutnya adalah pengujian model menggunakan data uji (test set) yang tidak terlibat dalam proses pelatihan. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui kemampuan model MobileNetV2 dalam mengklasifikasikan kualitas kelapa lokal berserabut terhadap data baru secara objektif. Performa model dievaluasi menggunakan beberapa metrik pengukuran, seperti accuracy, precision, recall, F1-score, serta confusion matrix untuk memberikan gambaran menyeluruh mengenai kemampuan klasifikasi yang dihasilkan (Sultana et al., 2024).

3.2.1 Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengetahui tingkat performa MobileNetV2 dalam mengklasifikasikan kualitas kelapa lokal berserabut berdasarkan data uji (test set) yang tidak digunakan selama proses pelatihan. Pengujian terhadap data yang belum pernah dipelajari sebelumnya bertujuan untuk mengukur kemampuan generalisasi model dalam melakukan prediksi secara objektif. Pada penelitian ini, evaluasi dilakukan menggunakan metrik accuracy dan loss yang umum digunakan untuk menilai performa model klasifikasi berbasis deep learning (Sultana et al., 2024).

Tabel 2. Hasil Evaluasi Model

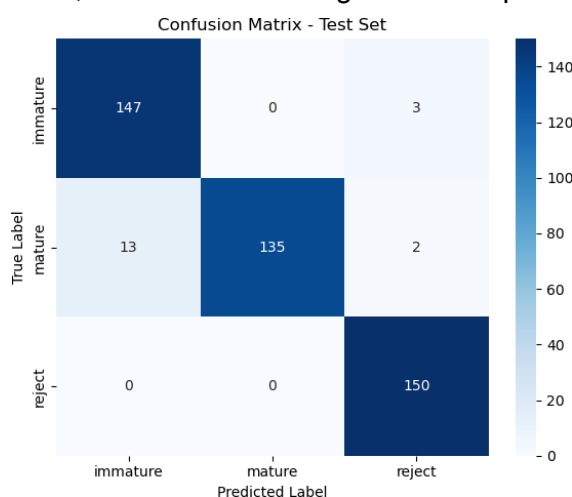
Metrik Evaluasi	Nilai
Test Accuracy	96%
Test Loss	0,1098

Berdasarkan Tabel 2, model MobileNetV2 memperoleh nilai test accuracy dan test loss yang menunjukkan kemampuan model dalam mengenali karakteristik visual kelapa lokal berserabut dengan baik. Nilai accuracy yang tinggi mengindikasikan bahwa sebagian besar data uji berhasil diklasifikasikan sesuai dengan kelas sebenarnya, sedangkan nilai loss yang rendah menunjukkan bahwa tingkat kesalahan prediksi model relatif kecil selama proses pengujian.

Hasil evaluasi tersebut menunjukkan bahwa model yang telah dilatih memiliki performa yang baik dalam membedakan tiga kategori kualitas kelapa, yaitu immature, mature, dan reject. Performa tersebut menunjukkan bahwa proses pelatihan dan preprocessing yang dilakukan sebelumnya mampu menghasilkan model klasifikasi yang stabil dan siap digunakan pada tahap evaluasi yang lebih rinci melalui analisis confusion matrix dan metrik klasifikasi lainnya.

3.2.2 Confusion Matrix

Selain menggunakan nilai accuracy dan loss, performa model pada penelitian ini juga dievaluasi menggunakan confusion matrix untuk mengetahui kemampuan model dalam mengklasifikasikan setiap kelas secara lebih rinci. Confusion matrix memberikan informasi mengenai jumlah prediksi yang benar maupun prediksi yang salah pada masing-masing kelas sehingga dapat digunakan untuk menghitung nilai precision, recall, dan F1-score sebagai indikator performa klasifikasi model.



Gambar 6. Confusion Matrix

Berdasarkan Gambar 6, hasil confusion matrix menunjukkan bahwa sebagian besar data uji berhasil diklasifikasikan sesuai dengan kelas sebenarnya. Nilai pada diagonal utama menunjukkan jumlah prediksi yang benar untuk masing-masing kelas, sedangkan nilai di luar diagonal menunjukkan terjadinya kesalahan klasifikasi pada beberapa sampel uji. Kesalahan klasifikasi pada beberapa sampel uji terjadi karena masih terdapat kemiripan karakteristik visual antar kelas kelapa, seperti warna kulit, tekstur serabut, dan kondisi permukaan, sehingga model MobileNetV2 terkadang sulit membedakan kelas immature, mature, dan reject secara sempurna. Secara umum, model mampu membedakan kelas immature, mature, dan reject dengan tingkat ketepatan yang tinggi sehingga menghasilkan performa klasifikasi yang baik.

Tabel 3. Classification Report

Kelas	Precision	Recall	F1-Score
Immature	0.92	0.98	0.95
Mature	1.00	0.90	0.95
Reject	0.97	1.00	0.98
Macro Average	0.96	0.96	0.96
Weighted Average	0.96	0.96	0.96

Hasil classification report menunjukkan nilai precision, recall, dan F1-score pada masing-masing kelas yang digunakan dalam penelitian. Nilai precision menggambarkan tingkat ketepatan prediksi model terhadap suatu kelas, sedangkan recall menunjukkan kemampuan model dalam mengenali seluruh data pada kelas tersebut. Sementara itu, nilai F1-score merupakan rata-rata harmonis antara precision dan recall yang digunakan untuk memberikan gambaran keseimbangan performa klasifikasi pada setiap kategori.

Berdasarkan hasil evaluasi tersebut, model MobileNetV2 menunjukkan kemampuan yang baik dalam mengenali karakteristik visual kelapa lokal berserabut pada ketiga kelas yang digunakan. Tingginya nilai precision, recall, dan F1-score menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang konsisten dengan tingkat kesalahan prediksi yang relatif rendah. Hasil ini memperkuat bahwa model yang dikembangkan layak digunakan sebagai dasar implementasi sistem klasifikasi kualitas kelapa lokal berbasis Android.

3.3. Implementasi Aplikasi Android

Setelah model MobileNetV2 menunjukkan performa yang baik pada tahap pelatihan dan pengujian, tahap selanjutnya adalah mengimplementasikan model tersebut ke dalam aplikasi berbasis Android. Implementasi dilakukan untuk mempermudah proses klasifikasi kualitas kelapa lokal berserabut secara otomatis melalui perangkat bergerak, sehingga pengguna dapat melakukan identifikasi kualitas kelapa dengan lebih cepat dan praktis. Model yang telah dilatih dikonversi ke dalam format TensorFlow Lite (TensorFlow Lite Model) sehingga dapat dijalankan pada perangkat Android dengan kebutuhan komputasi yang lebih ringan tanpa mengurangi kemampuan klasifikasi yang dimiliki (Duhan et al., 2025).

Melalui implementasi ini, aplikasi mampu menerima citra kelapa yang diperoleh dari kamera maupun galeri perangkat, kemudian melakukan proses klasifikasi secara otomatis dan menampilkan hasil prediksi sesuai kategori immature, mature, atau reject. Implementasi aplikasi menjadi tahap akhir dalam penelitian ini yang bertujuan untuk menguji penerapan model klasifikasi pada kondisi penggunaan secara nyata.

3.3.1 Integrasi Model CNN ke Aplikasi Android

Implementasi model klasifikasi pada aplikasi Android diawali dengan proses integrasi model Convolutional Neural Network (CNN) yang telah selesai dilatih menggunakan arsitektur MobileNetV2. Integrasi dilakukan dengan mengonversi model hasil pelatihan ke dalam format TensorFlow Lite (.tflite) sehingga dapat dijalankan pada perangkat Android dengan kebutuhan memori dan komputasi yang lebih efisien. Penggunaan TensorFlow Lite memungkinkan model deep learning diimplementasikan secara optimal pada perangkat bergerak tanpa memerlukan proses komputasi berbasis server (Duhan et al., 2025).

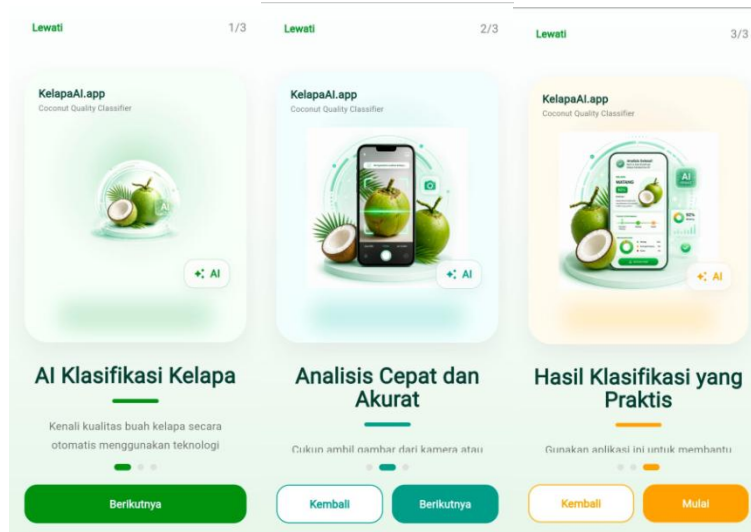


Gambar 7. Integrasi Model CNN ke Aplikasi Android

Berdasarkan Gambar 7, proses integrasi dimulai dari model hasil pelatihan yang kemudian dikonversi menjadi format TensorFlow Lite menggunakan TensorFlow Lite Converter. Melalui proses integrasi tersebut, aplikasi mampu menerima citra kelapa yang diperoleh dari kamera maupun galeri perangkat, kemudian melakukan proses klasifikasi menggunakan model MobileNetV2 yang telah tertanam di dalam aplikasi. Hasil klasifikasi ditampilkan dalam bentuk kategori immature, mature, atau reject sehingga pengguna dapat mengetahui kualitas kelapa secara otomatis tanpa memerlukan proses identifikasi manual.

3.3.2 Integrasi Antarmuka Aplikasi

Implementasi antarmuka aplikasi dilakukan untuk memberikan kemudahan bagi pengguna dalam melakukan proses klasifikasi kualitas kelapa lokal berserabut melalui perangkat Android. Antarmuka dirancang dengan tampilan yang sederhana dan mudah digunakan sehingga pengguna dapat melakukan proses identifikasi objek secara cepat melalui kamera maupun galeri perangkat.



Gambar 8. Splash Screen Dan Onboarding

Splash Screen merupakan tampilan awal yang muncul ketika aplikasi dijalankan. Halaman ini berfungsi sebagai identitas aplikasi sekaligus memberikan proses inisialisasi sistem sebelum pengguna diarahkan ke halaman berikutnya.

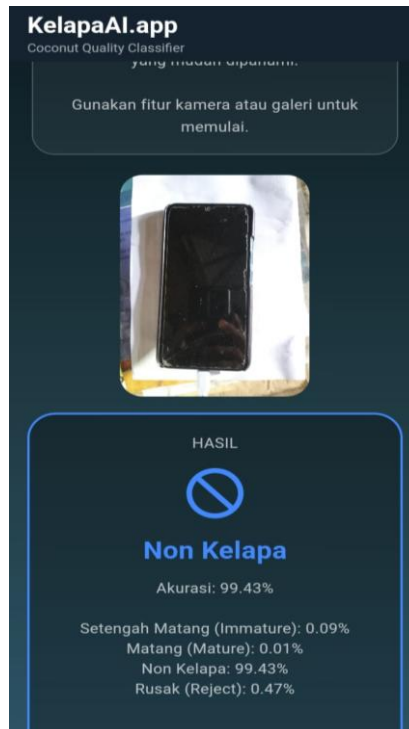


Gambar 9. Halaman Utama

Halaman utama merupakan pusat navigasi aplikasi yang menyediakan beberapa menu utama, seperti pengambilan citra melalui kamera dan pemilihan citra melalui galeri perangkat. Melalui halaman ini, pengguna dapat memilih metode yang akan digunakan untuk melakukan proses klasifikasi kualitas kelapa.

3.3.3 Pengujian Aplikasi

Pengujian aplikasi dilakukan untuk memastikan seluruh fungsi yang tersedia pada aplikasi Android dapat berjalan dengan baik sesuai dengan rancangan sistem. Pengujian meliputi proses pengambilan citra menggunakan kamera, pemilihan citra melalui galeri, proses klasifikasi menggunakan model MobileNetV2, serta penampilan hasil prediksi pada aplikasi.



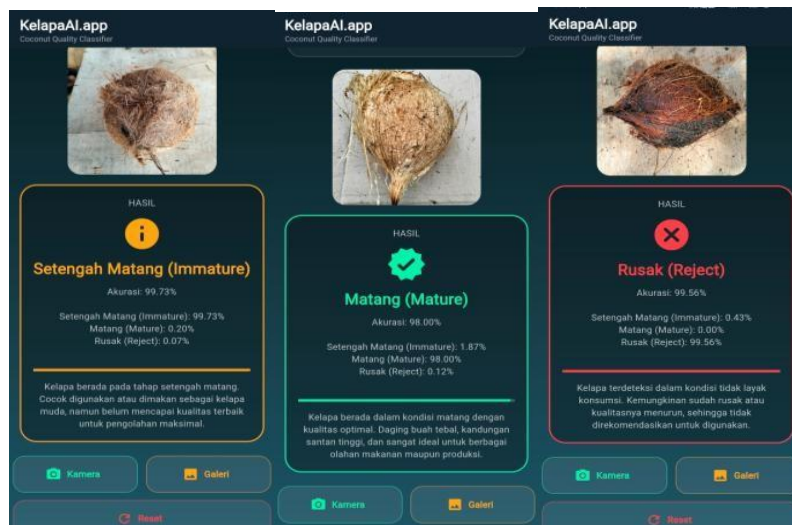
Gambar 10. Pengujian Menggunakan Kamera

Berdasarkan Gambar 10, aplikasi mampu mengenali mana yang non kelapa dengan menggunakan fitur kamera dan melakukan proses pengambilan citra secara langsung menggunakan kamera perangkat Android.



Gambar 11. Pengujian Menggunakan Galeri

Selain melalui kamera, aplikasi juga mampu melakukan klasifikasi menggunakan citra yang dipilih dari galeri perangkat. Fitur ini memberikan alternatif bagi pengguna untuk melakukan identifikasi kualitas kelapa menggunakan gambar yang telah tersimpan sebelumnya tanpa harus melakukan pengambilan citra secara langsung.



Gambar 12. Hasil Pengujian Klasifikasi

Hasil pengujian menunjukkan bahwa aplikasi dapat menampilkan kategori klasifikasi berupa immature, mature, atau reject sesuai dengan hasil prediksi model yang telah diintegrasikan. Proses klasifikasi berlangsung secara otomatis setelah citra diproses oleh model sehingga pengguna dapat memperoleh informasi mengenai kualitas kelapa dengan cepat dan mudah.

Secara keseluruhan, hasil pengujian aplikasi menunjukkan bahwa seluruh fitur utama berjalan sesuai dengan fungsinya. Integrasi model MobileNetV2 ke dalam aplikasi Android berhasil dilakukan dengan baik sehingga aplikasi mampu digunakan sebagai media klasifikasi kualitas kelapa lokal berserabut secara praktis dan efisien. Pengujian aplikasi dilakukan menggunakan perangkat Android dengan spesifikasi yang mendukung implementasi model MobileNetV2 berbasis TensorFlow Lite. Perangkat yang digunakan memiliki sistem operasi Android, prosesor yang mendukung pemrosesan aplikasi, RAM yang memadai, serta kamera untuk mengambil citra kelapa.

3.4. Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan arsitektur MobileNetV2 pada model Convolutional Neural Network (CNN) mampu memberikan performa yang baik dalam mengklasifikasikan kualitas kelapa lokal berserabut ke dalam tiga kategori, yaitu immature, mature, dan reject. Performa tersebut didukung oleh proses preprocessing dan augmentasi data yang mampu meningkatkan keragaman dataset sehingga model dapat mempelajari karakteristik visual objek secara lebih optimal. Penggunaan MobileNetV2 sebagai model klasifikasi juga memberikan keuntungan dari sisi efisiensi komputasi sehingga sesuai untuk diterapkan pada perangkat bergerak berbasis Android (Duhan et al., 2025).

Hasil pelatihan model memperlihatkan peningkatan nilai accuracy dan penurunan nilai loss yang relatif stabil selama proses pelatihan berlangsung. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola data dengan baik tanpa mengalami penyimpangan yang signifikan antara data pelatihan dan data validasi. Selain itu, hasil evaluasi menggunakan data uji menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik dalam mengklasifikasikan citra kelapa lokal berserabut berdasarkan karakteristik visual yang dimiliki.

Berdasarkan hasil confusion matrix dan classification report, sebagian besar data uji berhasil diklasifikasikan sesuai dengan kelas sebenarnya. Nilai precision, recall, dan F1-score yang diperoleh pada setiap kelas menunjukkan bahwa model memiliki tingkat ketepatan dan konsistensi yang baik dalam melakukan proses klasifikasi. Penggunaan metrik evaluasi tersebut memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai performa model dibandingkan hanya menggunakan nilai accuracy saja (Sultana et al., 2024).

Secara keseluruhan, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi metode Convolutional Neural Network dengan arsitektur MobileNetV2 mampu menjadi solusi yang efektif dalam proses klasifikasi kualitas kelapa lokal berserabut. Hasil yang diperoleh juga sejalan dengan beberapa penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa MobileNetV2 memiliki kemampuan yang baik dalam tugas klasifikasi citra dengan kompleksitas komputasi yang relatif rendah (Kobiela et al., 2024). Dengan demikian, model yang dikembangkan berpotensi untuk diterapkan sebagai sistem pendukung dalam proses sortasi kelapa secara otomatis guna meningkatkan efisiensi dan konsistensi proses penilaian kualitas kelapa.

4. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengembangkan aplikasi klasifikasi kualitas kelapa lokal berserabut berbasis Android menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur MobileNetV2. Model yang dikembangkan mampu mengklasifikasikan kualitas kelapa ke dalam tiga kategori, yaitu immature, mature, dan reject, berdasarkan karakteristik visual yang terdapat pada citra kelapa. Hasil pelatihan dan pengujian menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik dalam melakukan klasifikasi, yang ditunjukkan melalui nilai evaluasi yang optimal serta kemampuan model dalam mengenali setiap kelas dengan tingkat ketepatan yang tinggi. Berdasarkan hasil tersebut, aplikasi yang dikembangkan berpotensi menjadi solusi yang praktis dan efisien dalam membantu proses identifikasi kualitas kelapa lokal berserabut secara cepat dan konsisten. Penelitian selanjutnya diharapkan dapat menggunakan dataset yang lebih beragam serta mengembangkan model dengan arsitektur yang lebih kompleks untuk meningkatkan akurasi dan kemampuan generalisasi sistem pada berbagai kondisi pengambilan citra.

Ucapan Terima Kasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada semua pihak yang telah memberikan dukungan, bimbingan, dan bantuan selama proses penelitian hingga penyusunan artikel ini, khususnya kepada dosen pembimbing atas arahan dan masukan yang sangat bermanfaat. Penulis juga menyampaikan apresiasi kepada seluruh pihak yang telah membantu dalam proses pengumpulan data dan pelaksanaan penelitian sehingga artikel ini dapat diselesaikan dengan baik

Daftar Pustaka

- Duhan, S., Gulia, P., Singh, N. dan Narwal, E., 2025. RTR-Lite-MobileNetV2: A lightweight and efficient model for plant disease detection and classification. **Current Plant Biology**, 42, p.100459. <https://doi.org/10.1016/j.cpb.2025.100459>.
- Faroq, S. *et al*., 2025. Klasifikasi buah kelapa berdasarkan warna kulit untuk mengidentifikasi ketebalan daging pada berbagai tingkat kematangan menggunakan jaringan saraf tiruan (JST). **Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer**, 12(4), pp.747–758.
- Khan, Z. A., Waqar, M., Cheema, K., Mahmood, A. A. B., Ain, Q., Chaudhary, N. I., Alshehri, A., Alshamrani, S. S., & Raja, M. Z. A. (2024). EA-CNN: Enhanced attention-CNN with explainable AI for fruit and vegetable classification. *Heliyon*, 10. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e40820>
- Khatun, T., Razzak, A., Islam, S. dan Uddin, M.S., 2023. An extensive real-world in field tomato image dataset involving maturity classification and recognition of fresh and defect tomatoes. **Data in Brief**, 51, p.109688. <https://doi.org/10.1016/j.dib.2023.109688>.
- Kobiela, D., Groth, J., Hajdasz, M. dan Erezman, M., 2024. Vehicle type recognition: A case study of MobileNetV2 for an image classification task. **Procedia Computer Science**, 246, pp.3947–3956. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.09.169>.

- Li, Y., Feng, X., Liu, Y., & Han, X. (2021). Apple quality identification and classification by image processing based on convolutional neural networks. *Scientific Reports*, 11. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-96103-2>
- Munfaati, E.A.N. dan Witanti, A., 2024. Klasifikasi buah dan sayuran segar atau busuk menggunakan Convolutional Neural Network. **JISKA (Jurnal Informatika Sunan Kalijaga)**, 9(1), pp.27–38.
- Rahman, M., Asriyani dan Pambudi, A., 2023. Identifikasi citra daun selada dalam menentukan kualitas tanaman menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN). **JITET (Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan)**, 11(3), pp.851–858.
- Rohman, R.A. et al. (2024) 'Penerapan Algoritma Convolution Neural Network untuk Klasifikasi Jenis Cabai Berdasarkan Warna dan Bentuk buah', *Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak*, 6(2), pp. 345–351. doi: <https://doi.org/10.36499/jinrpl.v6i2>.
- Nugroho, A.M., Mustafidah, H., Fitriani, M.A. dan Supriyono, 2025. Perbandingan MobileNetV2, DenseNet121, InceptionV3, dan Xception pada klasifikasi citra panel surya bersih dan berdebu. **JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)**, 12(4), pp.433–442. <https://doi.org/10.30865/jurikom.v12i4.8688>.
- Sultana, S., Moon, A., Nobel, S.M.N., Kabir, M. dan Mridha, M.F., 2024. XAI-FruitNet: An explainable deep model for accurate fruit classification. **Journal of Agriculture and Food Research**, 18, pp.1–13.