

KLASIFIKASI TINGKAT KEMATANGAN SINGKONG MENGGUNAKAN CNN MOBILENETV2 BERBASIS CITRA DAUN DAN BATANG PADA SISTEM PERTANIAN PINTAR

Raja Aditia¹⁾, Perdy Imam Samudra²⁾, dan Sahrul Mahdi Muhammad³⁾

^{1,2,3,4)} Program Studi Teknik Informatika, Universitas Nusa Putra

Jl. Raya Cibolang Cisaat No.21, Sukabumi, Jawa Barat 43152, Indonesia

email: raja.aditia_ti23@nusaputra.ac.id¹⁾, perdy.imam_ti23@nusaputra.ac.id²⁾,
sahrul.mahdi_ti23@nusaputra.ac.id³⁾

* Korespondensi: e-mail: raja.aditia_ti23@nusaputra.ac.id

ABSTRAK

Penentuan tingkat kematangan singkong (Manihot esculenta Crantz) di lapangan secara tradisional masih bergantung pada perkiraan visual dan pengalaman petani. Metode subjektif ini seringkali menyebabkan ketidaktepatan waktu panen, yang berujung pada penurunan kualitas pati dan potensi kerugian. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan sistem klasifikasi otomatis tingkat kematangan singkong (Mentah dan Matang) menggunakan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) MobileNetV2 berdasarkan citra daun dan batang tanaman. Perubahan warna daun menjadi menguning dan perubahan tekstur batang merupakan indikator visual alami yang dijadikan acuan klasifikasi. Dataset yang digunakan terdiri dari 400 citra asli yang telah melalui proses pre-processing dan Augmentasi Data (rotasi, flip horizontal, zoom, dan variasi kecerahan) untuk menghasilkan 800 sampel pelatihan efektif. Augmentasi ini bertujuan memperkaya variasi visual dan mengurangi risiko overfitting. Arsitektur MobileNetV2 dipilih karena sifatnya yang ringan dan efisien, sehingga cocok untuk implementasi pada sistem pertanian pintar (smart farming) berbasis perangkat IoT. Model dilatih selama 40 epoch dengan optimasi menggunakan Adam. Hasil evaluasi model pada data uji menunjukkan akurasi klasifikasi sebesar 80%. Berdasarkan confusion matrix, model menunjukkan performa yang lebih baik dalam mengenali kelas Mentah (Recall 0.87) dibandingkan kelas Matang (Recall 0.73), mengindikasikan bahwa variasi visual pada daun matang lebih kompleks. Secara keseluruhan, model MobileNetV2 terbukti efektif, akurat, dan efisien dalam klasifikasi kematangan singkong, memberikan solusi yang objektif untuk mendukung pengambilan keputusan waktu panen.

Kata Kunci: Augmentasi Data, Klasifikasi Citra, Kematangan Singkong, MobileNetV2, Sistem Pertanian Pintar

ABSTRACT

The traditional determination of cassava (Manihot esculenta Crantz) maturity in the field is often reliant on visual estimation and farmer experience. This subjective method frequently leads to inaccurate harvesting times, resulting in reduced starch quality and potential economic losses. This study aims to implement an automatic classification system for cassava maturity levels (Unripe and Ripe) using the Convolutional Neural Network (CNN) MobileNetV2 architecture based on plant leaf and stem images. Natural visual indicators, such as the yellowing of leaves and changes in stem texture, were used as classification references. The dataset consisted of 400 original images which underwent a pre-processing stage and Data Augmentation (including rotation, horizontal flip, zoom, and brightness variation) to generate 800 effective training samples. This augmentation was intended to enrich visual variations and mitigate the risk of overfitting. The MobileNetV2 architecture was chosen for its lightweight and efficient nature, making it highly suitable for implementation in Smart Farming Systems based on IoT devices. The model was trained for 40 epochs using the Adam optimizer. The model evaluation results on the testing data demonstrated a classification accuracy of 80%. Based on the confusion matrix, the model performed better in recognizing the Unripe class (Recall 0.87) compared to the Ripe class (Recall 0.73), suggesting that the visual variations within mature leaves are more complex. Overall, the MobileNetV2 model proved to be effective, accurate, and efficient in cassava maturity classification, providing an objective solution to support harvesting time decisions.

Keywords: Cassava Maturity, Data Augmentation, Image Classification, MobileNetV2, Smart Farming System

I. PENDAHULUAN

Singkong merupakan komoditas pertanian strategis di Indonesia yang bernilai ekonomi tinggi, namun proses penentuan tingkat kematangannya di lapangan masih didominasi oleh metode manual yang bersifat subjektif. Ketergantungan petani pada perkiraan visual dan pengalaman pribadi sering kali menyebabkan ketidakakuratan dalam menentukan waktu panen karena sangat dipengaruhi oleh kondisi cahaya serta perspektif individu [1][2]. Kesalahan dalam penilaian ini berdampak langsung pada kerugian ekonomi; singkong yang dipanen terlalu dini memiliki kadar pati rendah dan tekstur keras, sementara keterlambatan panen meningkatkan risiko pembusukan. Oleh karena itu, diperlukan sebuah metode penentuan kematangan yang lebih objektif, cepat, dan konsisten guna menjamin kualitas hasil panen yang optimal [3]. Pemanfaatan teknologi pengolahan citra digital menjadi solusi potensial dengan memanfaatkan indikator alami pada tanaman, seperti perubahan warna daun yang menguning serta perubahan tekstur pada batang singkong saat mendekati masa panen [4][5]. Dalam bidang pengenalan pola, *Convolutional Neural Network* (CNN) telah terbukti unggul dalam mengekstraksi fitur visual kompleks secara otomatis. Penelitian ini menggunakan arsitektur MobileNetV2, sebuah varian CNN yang dirancang untuk memberikan performa tinggi dan akurasi maksimal namun tetap efisien dalam penggunaan sumber daya komputasi. Hal ini memungkinkan sistem klasifikasi berjalan optimal tanpa memerlukan perangkat keras berspesifikasi tinggi, sehingga lebih aplikatif untuk digunakan di lingkungan pertanian [6][7].

Untuk mengatasi tantangan variasi kondisi di lapangan, penelitian ini juga menerapkan teknik augmentasi data seperti rotasi, *flipping*, dan manipulasi pencahayaan guna meningkatkan kemampuan generalisasi model [8]. Melalui pendekatan integratif antara MobileNetV2 dan teknik augmentasi citra daun serta batang, diharapkan sistem ini mampu memberikan diagnosis tingkat kematangan singkong secara otomatis dan akurat. Implementasi teknologi ini diharapkan dapat membantu petani dalam menentukan waktu panen yang tepat, sehingga mampu meningkatkan efisiensi proses produksi dan menjaga standar kualitas komoditas singkong secara berkelanjutan [9].

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Penelitian Terdahulu

Penelitian mengenai klasifikasi tingkat kematangan tanaman berbasis citra digital telah banyak dilakukan menggunakan berbagai arsitektur *deep learning*. Pendekatan berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) terbukti efektif untuk mengenali pola visual pada daun maupun batang tanaman sebagai indikator kematangan [10]. Ringkasan penelitian terdahulu yang relevan disajikan pada tabel berikut.

Tabel I Ringkasan Penelitian Terdahulu

Judul, Tahun, dan Penulis	Batasan Penelitian	Hasil Penelitian
Deteksi Kematangan Buah Tomat Menggunakan CNN Berbasis Citra Warna dan Tekstur	Fokus pada klasifikasi dua tingkat kematangan (mentah dan matang) menggunakan citra warna permukaan buah dan daun.	Model CNN berhasil mencapai akurasi 93,4%, menunjukkan bahwa kombinasi warna dan tekstur daun dapat menjadi indikator kematangan tanaman. [11]
Klasifikasi Kematangan Singkong Berdasarkan Citra Daun Menggunakan CNN	Menggunakan citra daun singkong tanpa mempertimbangkan batang. Dataset terbatas dan dilakukan optimasi <i>learning rate</i> serta <i>dropout</i> .	Model CNN mencapai akurasi 91%. Warna daun yang menguning dan perubahan tekstur menjadi faktor dominan dalam membedakan kematangan singkong. [12]
Klasifikasi Kematangan Buah Pepaya Berdasarkan Citra Daun	Menggunakan arsitektur MobileNetV2 untuk efisiensi	Model mencapai akurasi 95,7%, dengan waktu pelatihan relatif

dan Batang Menggunakan MobileNetV2 [13]	komputasi. Fokus pada buah pepaya, bukan singkong.	singkat dan performa stabil terhadap perubahan pencahayaan.
Pengenalan Kondisi Daun Singkong untuk Deteksi Stres Tanaman Menggunakan CNN [14]	Fokus pada identifikasi stres tanaman, bukan klasifikasi kematangan.	Model CNN mampu mengekstraksi tekstur daun dengan akurasi 92,8%, menunjukkan potensi penggunaan daun untuk mendeteksi fase pertumbuhan singkong.
Klasifikasi Kematangan Ubi dan Singkong Melalui Citra Daun Menggunakan EfficientNet-B0 [15]	Menggunakan pendekatan <i>transfer learning</i> dan <i>data augmentation</i> intensif untuk mengatasi keterbatasan dataset.	Model EfficientNet-B0 mencapai akurasi 96,3%, menunjukkan efektivitas pendekatan <i>deep learning</i> untuk klasifikasi kematangan tanaman berbasis citra daun [15]

Berdasarkan Tabel II, dapat disimpulkan bahwa penerapan arsitektur CNN dan turunannya seperti MobileNetV2 serta EfficientNet sangat potensial untuk mengidentifikasi tingkat kematangan tanaman melalui analisis citra daun dan batang. Namun, penelitian yang secara spesifik membahas klasifikasi tingkat kematangan singkong berdasarkan citra daun dan batang masih terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan penggunaan CNN MobileNetV2 untuk membangun model klasifikasi yang ringan, akurat, dan adaptif terhadap kondisi lingkungan lapangan [16].

B. Singkong (*Manihot esculenta* Crantz)

Singkong merupakan tanaman pangan yang banyak dibudidayakan di Indonesia karena memiliki nilai ekonomi yang tinggi dan berperan penting sebagai sumber karbohidrat alternatif [17]. Kematangan singkong sangat berpengaruh terhadap kualitas hasil panen, terutama pada kadar pati yang terkandung di dalamnya. Dalam proses pertumbuhan, perubahan warna daun dan batang dapat dijadikan indikator visual alami untuk menilai tingkat kematangan tanaman. Daun singkong yang mulai menguning dan batang yang mengalami perubahan tekstur biasanya menunjukkan bahwa singkong telah mendekati masa panen [18]. Oleh karena itu, analisis visual terhadap daun dan batang menjadi salah satu cara yang efektif untuk menentukan kematangan singkong secara non-destruktif atau tanpa harus mencabut umbinya [19].

C. Klasifikasi Citra Digital

Klasifikasi citra digital merupakan proses pengelompokan suatu citra ke dalam kategori tertentu berdasarkan kemiripan fitur visual seperti warna, bentuk, dan tekstur [20]. Dalam penelitian ini, klasifikasi digunakan untuk membedakan tingkat kematangan singkong melalui analisis citra daun dan batangnya. Proses klasifikasi umumnya terdiri dari beberapa tahap, yaitu akuisisi citra, pra-pemrosesan, ekstraksi fitur, pelatihan model, dan pengujian. Dengan bantuan algoritma pembelajaran mendalam (deep learning), proses ini dapat dilakukan secara otomatis dan menghasilkan keputusan yang lebih objektif dibandingkan dengan pengamatan manual [21].

D. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu arsitektur deep learning yang banyak digunakan dalam pengolahan citra digital karena kemampuannya dalam mengekstraksi fitur visual secara otomatis [22]. CNN bekerja dengan menggunakan lapisan konvolusi untuk menangkap pola-pola penting seperti warna, tepi, dan tekstur pada gambar, kemudian meneruskannya ke lapisan pooling untuk mereduksi dimensi data tanpa kehilangan informasi penting [23]. Pada konteks penelitian ini, CNN digunakan untuk mengenali perbedaan warna dan tekstur daun serta batang singkong pada berbagai

tingkat kematangan. Pendekatan ini memungkinkan sistem untuk belajar membedakan citra daun muda dan tua berdasarkan perubahan visual alami yang terjadi selama proses pertumbuhan tanaman [24].

E. Augmentasi Data

Augmentasi data adalah teknik yang digunakan untuk memperbanyak dan memperkaya variasi dataset citra dengan cara melakukan transformasi seperti rotasi, flipping, zooming, atau perubahan pencahayaan [25]. Tujuan dari augmentasi adalah agar model dapat mengenali objek dari berbagai kondisi nyata, seperti arah daun yang berbeda atau intensitas cahaya yang tidak seragam. Dalam penelitian ini, augmentasi diterapkan untuk meningkatkan kemampuan model MobileNetV2 agar tetap akurat dalam mengenali daun dan batang singkong pada berbagai situasi pencahayaan dan latar belakang yang berbeda [26].

F. Arsitektur MobileNetV2

MobileNetV2 merupakan pengembangan dari arsitektur CNN yang dirancang dengan konsep Depthwise Separable Convolution agar proses pelatihan lebih ringan dan efisien [27]. Arsitektur ini juga dilengkapi dengan Inverted Residual Block yang menjaga kualitas ekstraksi fitur meskipun jumlah parameter model lebih sedikit [28].

MobileNetV2 banyak digunakan dalam penelitian pengenalan citra tanaman karena kemampuannya untuk bekerja cepat dan akurat meskipun dijalankan pada perangkat dengan sumber daya terbatas. Dalam penelitian ini, MobileNetV2 dimanfaatkan untuk melakukan klasifikasi tingkat kematangan singkong berdasarkan citra daun dan batang, dengan harapan menghasilkan performa tinggi dan waktu pemrosesan yang efisien [29].

G. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk menilai sejauh mana sistem klasifikasi dapat bekerja dengan baik. Beberapa metrik yang umum digunakan meliputi akurasi, presisi, recall, dan F1-score [30]. Nilai akurasi digunakan untuk melihat persentase prediksi benar dari keseluruhan data uji, sementara presisi dan recall memberikan gambaran sejauh mana model mampu membedakan kelas kematangan secara benar. Dalam konteks penelitian ini, metrik-metrik tersebut digunakan untuk mengevaluasi performa model CNN MobileNetV2 dalam mengenali tingkat kematangan singkong melalui citra daun dan batang [31].

H. Variabel Penelitian

Dalam penelitian ini, variabel yang digunakan terdiri dari variabel independen, variabel dependen, dan variabel kontrol. Ketiga variabel ini memiliki keterkaitan dalam mendukung proses klasifikasi tingkat kematangan singkong berdasarkan citra daun dan batang menggunakan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) MobileNetV2 [32].

I. Variabel Independen

Variabel independen dalam penelitian ini adalah citra digital daun dan batang singkong. Citra ini berfungsi sebagai sumber utama data penelitian yang menjadi objek analisis oleh model MobileNetV2 untuk mengenali pola visual yang menunjukkan tingkat kematangan tanaman.

Fitur-fitur yang dianalisis dari citra daun dan batang meliputi:

1. Fitur warna, menggambarkan perubahan warna daun dari hijau tua menjadi kekuningan, serta batang yang mengalami perubahan warna seiring dengan bertambahnya usia tanaman.
2. Fitur tekstur, mencerminkan permukaan daun dan batang yang berubah dari halus menjadi lebih kasar pada fase kematangan tertentu.
3. Fitur bentuk, menunjukkan perubahan bentuk dan arah pertumbuhan daun atau posisi batang yang dapat menjadi indikator tambahan tingkat kematangan.

Semua fitur tersebut diekstraksi secara otomatis oleh arsitektur CNN MobileNetV2, yang kemudian menghasilkan representasi numerik (feature map) sebagai dasar proses klasifikasi tingkat kematangan singkong.

J. Variabel Dependen

Variabel dependen dalam penelitian ini adalah tingkat kematangan singkong yang dihasilkan dari proses klasifikasi model MobileNetV2. Kematangan singkong dibagi menjadi beberapa kelas berdasarkan kondisi daun dan batang yang diamati, yaitu:

1. Kelas 1 Mentah: Daun berwarna hijau tua dan batang masih segar.
2. Kelas 2 Matang: Daun sebagian besar menguning atau layu dan batang berwarna kecoklatan, menandakan singkong siap panen.

Klasifikasi dilakukan berdasarkan pola warna dan tekstur daun serta batang yang berhasil dikenali oleh model. Nilai akurasi klasifikasi digunakan sebagai indikator utama keberhasilan model dalam membedakan tingkat kematangan singkong secara otomatis.

K. Variabel Kontrol

Variabel kontrol digunakan untuk menjaga konsistensi dan validitas data selama proses penelitian. Variabel kontrol yang diterapkan meliputi:

1. Pencahayaan, dijaga agar konstan selama proses pengambilan gambar untuk mencegah perbedaan warna akibat intensitas cahaya yang tidak stabil.
2. Jarak dan posisi kamera terhadap objek, diatur tetap agar ukuran dan sudut pandang citra daun dan batang seragam.
3. Latar belakang citra, diseragamkan untuk menghindari gangguan visual yang dapat memengaruhi proses ekstraksi fitur.
4. Pengendalian terhadap variabel-variabel tersebut dilakukan agar perbedaan hasil klasifikasi benar-benar disebabkan oleh tingkat kematangan daun dan batang singkong, bukan oleh faktor eksternal lainnya seperti pencahayaan atau posisi pengambilan gambar

L. Analisis SWOT

Analisis SWOT (Strengths, Weaknesses, Opportunities, and Threats) digunakan untuk menilai faktor internal dan eksternal yang dapat memengaruhi keberhasilan penerapan sistem klasifikasi tingkat kematangan singkong berbasis citra daun dan batang. Melalui analisis ini, peneliti dapat mengenali potensi kekuatan, kelemahan, peluang, serta ancaman yang perlu diantisipasi dalam proses pengembangan model klasifikasi.

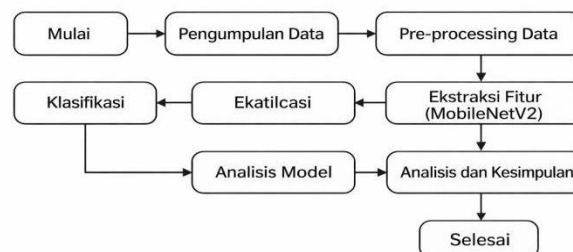
Tabel II SWOT

SWOT	Keterangan
Strengths (Kekuatan)	Arsitektur CNN MobileNetV2 memiliki struktur ringan, efisien, dan mampu melakukan ekstraksi fitur visual dengan cepat, sehingga cocok digunakan untuk klasifikasi citra daun dan batang. Penggunaan citra daun dan batang sebagai indikator kematangan memungkinkan analisis dilakukan secara non-destruktif, tanpa perlu mencabut umbi singkong dari tanah. Model CNN dapat mengenali perbedaan warna dan tekstur daun serta batang dengan akurasi tinggi, membantu petani dalam menentukan waktu panen lebih tepat.
Weaknesses (Kelemahan)	Akurasi model sangat bergantung pada kualitas pencahayaan dan variasi dataset citra daun dan batang, sehingga diperlukan kondisi pengambilan gambar yang konsisten. Keterbatasan jumlah data pelatihan dapat memengaruhi kemampuan model dalam mengenali variasi visual alami tanaman singkong di lapangan. Proses pelatihan model CNN membutuhkan waktu dan sumber daya komputasi yang relatif tinggi dibanding metode konvensional.
Opportunities (Peluang)	Penelitian ini dapat menjadi dasar pengembangan sistem klasifikasi kematangan tanaman lain berbasis citra daun dan batang menggunakan teknologi pembelajaran

	mendalam (deep learning). Hasil penelitian berpotensi membantu petani menentukan waktu panen secara objektif dan efisien, sekaligus meningkatkan kualitas hasil produksi singkong nasional. Dapat dikembangkan menjadi aplikasi pendukung keputusan untuk pertanian modern berbasis pengenalan citra.
Threats (Ancaman)	Variasi kondisi lingkungan, seperti perbedaan intensitas cahaya, latar belakang, atau jenis varietas singkong, dapat memengaruhi performa model. Kesulitan dalam standarisasi data lapangan dapat menghambat proses penerapan sistem klasifikasi secara luas. Risiko overfitting pada model jika augmentasi data tidak dilakukan dengan tepat, sehingga menurunkan kemampuan generalisasi terhadap data baru.

III. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan tanaman singkong dengan memanfaatkan citra daun dan batang menggunakan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) MobileNetV2. Model ini dirancang agar mampu mengenali pola visual, seperti warna, tekstur daun, dan karakteristik batang, sehingga dapat menentukan tingkat kematangan tanaman secara otomatis dan akurat [33]. Adapun tahapan penelitian ditunjukkan pada Gambar I berikut.



Gambar I Metodologi Penelitian

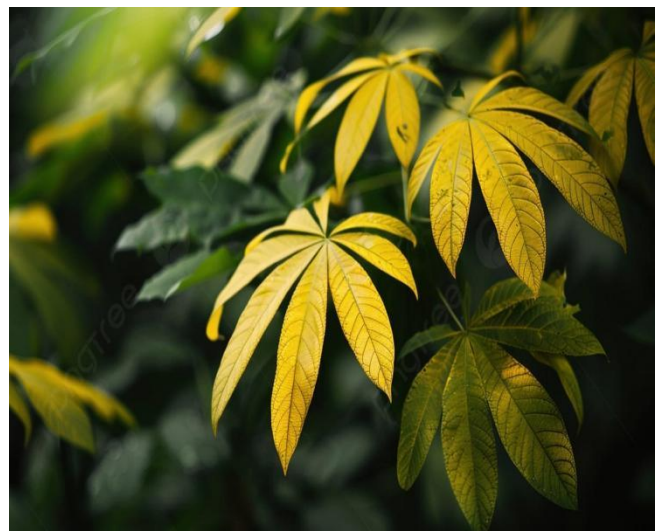
A. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa citra digital daun dan batang tanaman singkong yang diambil secara langsung dari lahan percobaan pertanian singkong. Setiap citra mewakili kondisi tanaman pada dua tingkat kematangan, yaitu:

1. Mentah – daun berwarna hijau tua, tekstur batang masih lembut dan berwarna hijau muda.
2. Matang – daun menguning secara menyeluruh, batang tampak kering dan berwarna kecokelatan.



Gambar II Mentah
(Sumber : Kebun Singkong Pribadi)

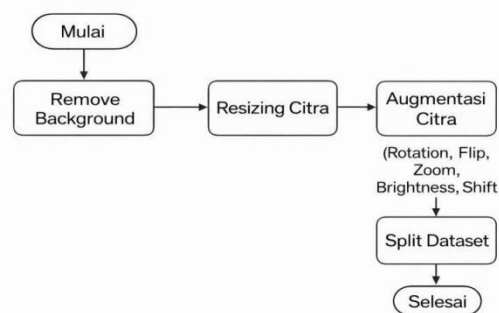


Gambar III Matang [34]
(Sumber: Dataset Klasifikasi Daun Singkong, Kaggle)

Pengambilan citra dilakukan menggunakan kamera digital beresolusi tinggi dengan pencahayaan alami. Proses pengambilan gambar dilakukan pada pagi hingga siang hari untuk meminimalkan perbedaan intensitas cahaya [34]. Setiap gambar diambil dari berbagai sudut dan jarak tetap untuk menjaga konsistensi ukuran, posisi, dan kualitas citra. Jumlah total citra yang dikumpulkan sebanyak 400 gambar, yang kemudian dibagi menjadi dua kategori tingkat kematangan secara seimbang. Selanjutnya, data citra ini akan melalui tahap pre-processing dan augmentasi guna memperbanyak variasi serta meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola visual pada kondisi lingkungan yang berbeda [35].

B. Pre-Processing Data

Alur *pre-processing* yang dilakukan pada penelitian ini mencakup beberapa tahap, yaitu remove background, resizing citra, augmentasi citra, dan split dataset. Tahapan ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas citra agar lebih seragam, bersih, dan siap digunakan dalam proses pelatihan model MobileNetV2. Alur proses *pre-processing* secara umum ditunjukkan pada Gambar 3.3 berikut.



Gambar IV Tahapan Preprocessing Data

1) Resizing Citra

Setelah latar belakang dihapus, seluruh citra diubah ukurannya menjadi 224×224 piksel agar sesuai dengan input standar arsitektur MobileNetV2. Proses *resizing* membantu menjaga konsistensi ukuran data sekaligus mempercepat waktu pelatihan tanpa mengurangi pola visual penting dari daun dan batang singkong.

2) Augmentasi Citra

Tahap augmentasi citra dilakukan untuk memperbanyak jumlah data dan memperkaya variasi kondisi citra lapangan, seperti perbedaan pencahayaan, arah daun, dan posisi batang.

Teknik augmentasi yang digunakan meliputi:

- Flip horizontal – membalik citra secara mendatar.
- Rotasi 20° – 40° – meniru variasi sudut pengambilan gambar.
- Zoom 10–20% – memperbesar area tertentu dari citra.
- Brightness adjustment – meniru variasi intensitas cahaya alami.
- Random shift – menggeser posisi objek untuk menambah variasi spasial.

Dari total 400 citra asli, proses augmentasi menghasilkan 800 citra (dua kali lipat jumlah awal). Setiap kategori tingkat kematangan, yaitu mentah dan matang, diperbanyak secara seimbang.

Tabel III. Komposisi Dataset Sebelum dan Sesudah Augmentasi

Label	Jumlah Data (Sebelum)	Jumlah Data (Sesudah)
Mentah	200	400
Matang	200	400
Total	400	800

Berdasarkan Tabel III.I, jumlah citra meningkat dua kali lipat setelah dilakukan augmentasi. Dengan data yang lebih bervariasi, model MobileNetV2 diharapkan dapat mengenali pola visual daun dan batang singkong secara lebih akurat serta mengurangi risiko *overfitting*.

3) *Split Dataset*

Tahap split dataset dilakukan untuk membagi dataset hasil augmentasi menjadi tiga bagian, yaitu:

- Data latih (training): 70%
- Data validasi (validation): 15%
- Data uji (testing): 15%

Pembagian dilakukan secara acak menggunakan fungsi *train_test_split* pada library TensorFlow. Dengan total 800 citra hasil augmentasi, diperoleh:

- 560 citra untuk pelatihan,
- 120 citra untuk validasi,
- 120 citra untuk pengujian.

Pembagian ini bertujuan agar model dapat dilatih secara optimal dan diuji menggunakan data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya, sehingga hasil evaluasi mencerminkan performa model yang sesungguhnya pada kondisi lapangan.

C. *Ekstraksi Fitur Menggunakan MobileNetV2*

Tahap ekstraksi fitur dilakukan menggunakan arsitektur MobileNetV2 yang berfungsi sebagai feature extractor untuk memperoleh ciri visual dari citra daun dan batang singkong. MobileNetV2 memanfaatkan konsep depthwise separable convolution, yang memungkinkan proses ekstraksi fitur berlangsung secara efisien dengan jumlah parameter yang lebih sedikit namun tetap mempertahankan tingkat akurasi yang tinggi. Seluruh citra daun dan batang singkong diubah ukurannya menjadi 224×224 piksel agar sesuai dengan format masukan model, kemudian dinormalisasi ke dalam rentang nilai 0 – 1 untuk menyesuaikan skala piksel. Selanjutnya, lapisan fully connected pada arsitektur asli dihapus dan digantikan dengan lapisan Global Average Pooling (GAP), sehingga keluaran yang dihasilkan berupa vektor fitur yang mewakili pola visual penting pada citra. Fitur-fitur tersebut menggambarkan karakteristik warna dan tekstur pada daun serta batang, seperti perubahan warna dari hijau tua ke kekuningan atau permukaan batang yang mulai mengering, yang menjadi indikator utama tingkat kematangan singkong. Melalui tahapan ini, MobileNetV2 dapat secara otomatis mengekstraksi informasi penting dari citra tanpa memerlukan rekayasa fitur manual.

D. *Normalisasi Fitur*

Normalisasi fitur dilakukan untuk menyeragamkan skala antar nilai piksel hasil ekstraksi dari MobileNetV2 agar setiap fitur memiliki pengaruh yang seimbang dalam proses pelatihan. Jika nilai antar fitur memiliki rentang yang berbeda, hal tersebut dapat menyebabkan bias pada model dan memperlambat proses konvergensi. Dalam penelitian ini, normalisasi dilakukan dengan cara membagi setiap nilai piksel dengan nilai maksimum yaitu 255 sehingga seluruh nilai berada pada rentang antara 0 hingga 1. Pendekatan ini tidak hanya mempercepat proses pembelajaran model, tetapi juga membantu menstabilkan pembaruan bobot selama pelatihan berlangsung. Dengan demikian, MobileNetV2 dapat belajar lebih efisien dalam mengenali pola-pola visual pada daun dan batang singkong yang menunjukkan tingkat kematangan tertentu.

E. *Klasifikasi Menggunakan MobileNetV2*

Tahap klasifikasi dilakukan dengan memanfaatkan arsitektur MobileNetV2 secara utuh sebagai model utama untuk mengelompokkan tingkat kematangan singkong. Model yang telah dimodifikasi akan menerima masukan berupa citra daun dan batang singkong yang telah melalui proses normalisasi. Lapisan akhir pada MobileNetV2 diganti dengan lapisan fully connected baru yang disesuaikan dengan jumlah kelas pada penelitian ini, yaitu mentah dan matang. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah softmax, yang berfungsi untuk menghasilkan nilai probabilitas pada setiap kelas kematangan. Proses pelatihan model dilakukan menggunakan optimizer Adam dengan nilai learning rate 0.001 serta fungsi kerugian categorical crossentropy, karena penelitian ini termasuk dalam klasifikasi multikelas. Jumlah epoch

pelatihan ditentukan hingga model mencapai kestabilan akurasi tanpa mengalami overfitting. Melalui tahapan ini, model CNN MobileNetV2 diharapkan mampu mengenali pola visual pada daun dan batang dengan baik sehingga dapat membedakan tingkat kematangan singkong secara otomatis dan akurat.

F. Evaluasi Model

Tahap evaluasi dilakukan untuk menilai performa model MobileNetV2 dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan singkong berdasarkan citra daun dan batang. Evaluasi ini menggunakan data uji yang tidak pernah dilibatkan dalam proses pelatihan agar hasil yang diperoleh dapat menggambarkan kemampuan generalisasi model terhadap data baru. Kinerja sistem dinilai menggunakan empat metrik utama, yaitu akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Akurasi digunakan untuk mengukur sejauh mana prediksi model sesuai dengan data sebenarnya, presisi menggambarkan tingkat ketepatan prediksi terhadap kelas yang benar, recall menunjukkan kemampuan model dalam mengenali seluruh data dari setiap kelas, sedangkan F1-score digunakan untuk menilai keseimbangan antara presisi dan recall. Selain itu, digunakan pula confusion matrix untuk melihat distribusi prediksi dari setiap kelas, sehingga dapat diketahui kelas mana yang memiliki tingkat kesalahan tertinggi. Melalui kombinasi metrik evaluasi ini, performa model dapat dinilai secara menyeluruh, baik dari segi ketepatan, sensitivitas, maupun konsistensi dalam mengidentifikasi tingkat kematangan singkong berdasarkan citra daun dan batang di kondisi lapangan yang bervariasi.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

1) Hasil Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh sepenuhnya dari platform Kaggle[34], yang menyediakan himpunan citra singkong dalam berbagai kondisi kematangan. Dataset tersebut telah melalui proses kurasi dan pelabelan oleh penyusunnya, sehingga dapat langsung dimanfaatkan untuk pelatihan model klasifikasi berbasis deep learning tanpa memerlukan proses anotasi tambahan. Dataset terdiri dari 400 citra singkong yang terbagi ke dalam dua kelas utama, yaitu mentah dan matang. Setiap kelas memiliki jumlah sampel yang seimbang, seperti ditunjukkan pada Tabel IV

Tabel IV. Hasil Pengumpulan Data

Kelas	Jumlah Citra
Mentah	200
Matang	200
Total	400

2) Hasil Preprocessing

Tahap *preprocessing* merupakan langkah awal yang dilakukan untuk memastikan setiap citra berada dalam kondisi yang konsisten sebelum digunakan pada proses pelatihan model MobileNetV2. Proses ini bertujuan untuk menyeragamkan karakteristik citra, meningkatkan kualitas representasi visual, serta memperluas variasi data sehingga model dapat belajar secara lebih efektif. Adapun tahapan *preprocessing* yang diterapkan dalam penelitian ini mencakup proses *resize* untuk menyamakan dimensi citra, normalisasi nilai piksel agar berada pada rentang tertentu, serta penerapan *data augmentation* guna meningkatkan keragaman sampel dan meminimalkan risiko *overfitting*. Melalui rangkaian tahapan tersebut, citra yang digunakan dalam pelatihan diharapkan memiliki kualitas dan konsistensi yang optimal untuk mendukung kinerja model MobileNetV2.

a. Resize Citra

Seluruh citra pada dataset memiliki ukuran serta rasio aspek yang bervariasi. Untuk memastikan konsistensi input sesuai kebutuhan arsitektur MobileNetV2, setiap citra diubah ukurannya menjadi 224×224 piksel, yang merupakan standar dimensi input model tersebut, dengan mempertahankan format warna RGB (3 kanal). Proses *resize* dilakukan sedemikian rupa agar tidak mengubah proporsi visual objek secara signifikan, sehingga karakteristik citra tetap terjaga dan mampu merepresentasikan kondisi

singkong secara akurat. Melalui tahapan ini, seluruh 400 citra berhasil diseragamkan ukurannya sehingga memenuhi standar preprocessing dan siap digunakan pada proses normalisasi serta tahap pelatihan model berikutnya.

b. Normalisasi

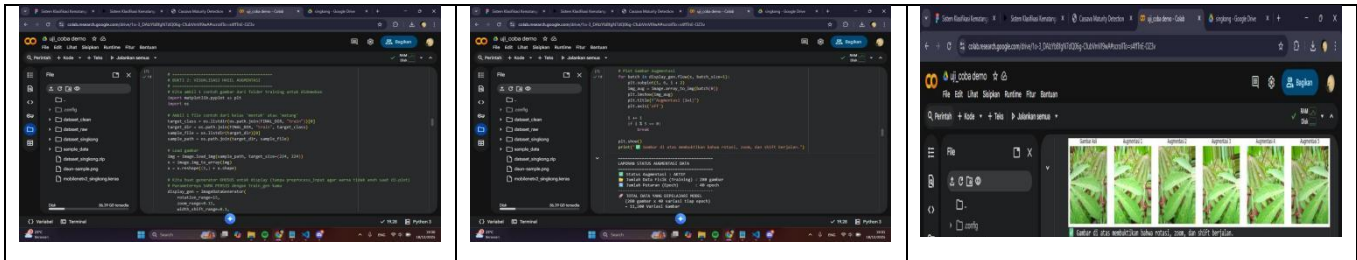
Nilai piksel pada citra yang semula berada pada rentang 0 – 255 diubah menjadi rentang 0 – 1 melalui proses pembagian dengan 255. Tahap normalisasi ini dilakukan untuk meningkatkan kualitas proses pelatihan dengan tujuan utama sebagai berikut:

1. Mempercepat proses pelatihan model melalui penyesuaian skala data,
2. Mencegah terjadinya *gradient exploding* pada saat pembaruan bobot,
3. Meningkatkan stabilitas dan konvergensi model selama proses optimasi.

Proses normalisasi ini diterapkan secara otomatis oleh ImageDataGenerator pada tahap pemuatan dan pengolahan citra, sehingga seluruh data yang masuk ke model telah berada dalam rentang nilai yang seragam dan sesuai standar preprocessing jaringan CNN.

c. Data Augmentation

Untuk meningkatkan keragaman data serta mengurangi risiko *overfitting*, dilakukan proses data augmentation menggunakan Google Collab. Proses ini menghasilkan variasi citra baru yang merepresentasikan kondisi visual singkong dalam berbagai situasi, seperti perubahan sudut, pencahayaan, serta skala objek. Pratinjau hasil augmentasi menunjukkan bahwa setiap transformasi berhasil diterapkan secara konsisten pada sampel citra.



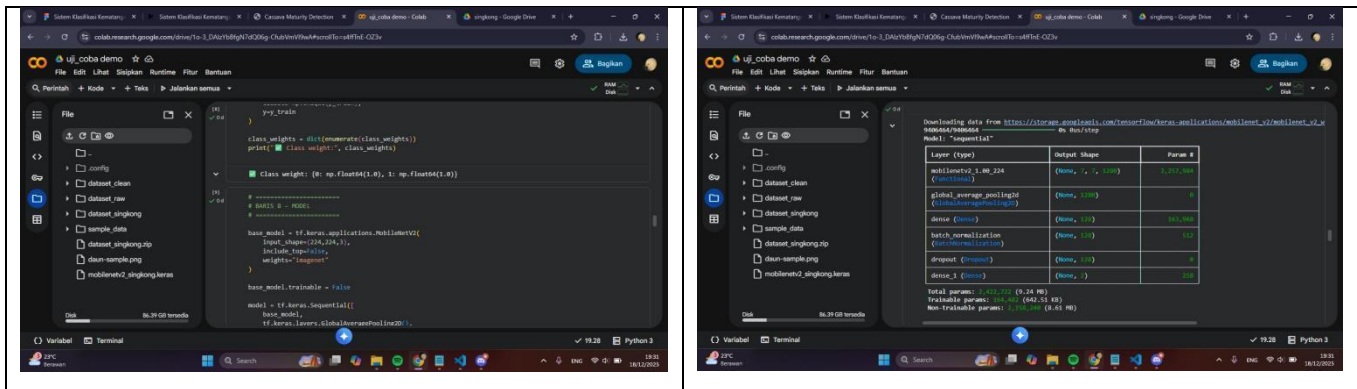
Gambar V. Hasil Data Augmentation
Sumber: Hasil Pengolahan Data Oleh Penulis.

Berdasarkan hasil visualisasi *batch* augmentasi, teknik augmentasi yang digunakan dalam penelitian ini meliputi:

1. Rotasi (Rotation)
Beberapa citra mengalami perputaran ke kiri maupun kanan pada rentang sekitar $\pm 20^\circ$ hingga $\pm 40^\circ$. Variasi sudut ini membantu model mengenali bentuk singkong dari berbagai orientasi.
2. Pembalikan Horizontal (Horizontal Flip)
Sejumlah citra tampak terbalik seperti *mirror*, menandakan bahwa *horizontal flipping* diaktifkan untuk menambah variasi arah orientasi objek
3. Perbesaran dan Pengecilan (Zoom In/Out)
Citra yang terlihat lebih dekat atau lebih jauh menunjukkan penggunaan zoom range sekitar 10–20%, sehingga posisi dan proporsi objek dalam bingkai menjadi lebih bervariasi.
4. Variasi Kecerahan (Brightness Augmentation)
Beberapa citra tampak lebih terang atau lebih gelap. Hal ini mengindikasikan penerapan *brightness range* untuk mensimulasikan kondisi pencahayaan yang berbeda pada saat pengambilan data.
5. Shear Transformation (Distorsi Ringan)
Terlihat citra mengalami kemiringan atau perubahan bentuk ringan, yang menunjukkan bahwa transformasi shear digunakan untuk menciptakan variasi geometri pada objek.

3) Training Model MobileNetV2

Pelatihan model dilakukan menggunakan arsitektur MobileNetV2 dengan jumlah epoch yang ditetapkan sebanyak 40 epoch. Untuk mengoptimalkan proses pelatihan serta mencegah terjadinya overfitting, digunakan mekanisme EarlyStopping dengan parameter *patience* sebesar 5. Dengan konfigurasi ini, proses pelatihan akan dihentikan secara otomatis apabila nilai *validation loss* tidak menunjukkan penurunan selama lima epoch berturut-turut. Selain itu, digunakan opsi `restore_best_weights=True`, sehingga model akan mengembalikan bobot terbaik yang diperoleh selama proses pelatihan. Berdasarkan hasil *console output* pada Google Colab, proses pelatihan dimulai dari Epoch 1/40 dan menunjukkan tren peningkatan akurasi secara bertahap pada epoch-epoch berikutnya. Hal ini mengindikasikan bahwa model mampu mempelajari pola visual dengan baik, sesuai dengan fitur yang dihasilkan melalui proses preprocessing dan data augmentation.



Gambar VI. Hasil Training Model
Sumber: Diolah oleh penulis menggunakan Google Colab.

a. Parameter Pelatihan

Parameter pelatihan yang digunakan dalam penelitian ini disesuaikan dengan konfigurasi pada lingkungan Google Colab, sebagaimana tergambar pada hasil *screenshot* proses training. Adapun parameter yang digunakan adalah sebagai berikut:

```
early_stop = tf.keras.callbacks.EarlyStopping(
    monitor='val_loss',
    patience=5,
    restore_best_weights=True
)

history = model.fit(
    train_data,
    validation_data=val_data,
    epochs=40,
    callbacks=[early_stop],
    class_weight=class_weights
)
```

```
... /usr/local/lib/python3.12/dist-packages/keras/src/trainers/data_adapters/py_dataset_adapter.py:121: UserWarning: Your 'PyDataset' class should call 'super().__init__(**kwargs)' in its constructor
self.warn_if_super_not_called()
Epoch 1/40
9/9 25s/step - accuracy: 0.6298 - loss: 0.8785 - val_accuracy: 0.6667 - val_loss: 0.7402
Epoch 2/40
9/9 20s/step - accuracy: 0.7432 - loss: 0.6681 - val_accuracy: 0.6333 - val_loss: 0.8833
Epoch 3/40
9/9 17s/step - accuracy: 0.7735 - loss: 0.5820 - val_accuracy: 0.5833 - val_loss: 0.9794
Epoch 4/40
9/9 17s/step - accuracy: 0.7387 - loss: 0.5314 - val_accuracy: 0.5667 - val_loss: 0.8108
Epoch 5/40
9/9 19s/step - accuracy: 0.7510 - loss: 0.4775 - val_accuracy: 0.6167 - val_loss: 0.6939
Epoch 6/40
9/9 17s/step - accuracy: 0.7802 - loss: 0.4756 - val_accuracy: 0.6500 - val_loss: 0.6572
Epoch 7/40
9/9 17s/step - accuracy: 0.7806 - loss: 0.4588 - val_accuracy: 0.6333 - val_loss: 0.6704
```

Gambar VII Hasil Parameter Pelatihan
Sumber: Diolah oleh penulis menggunakan Google Colab.

b. Pembagian Data

Pembagian dataset pada penelitian ini tetap mengikuti proporsi standar yang telah ditetapkan sebelumnya. Dataset dibagi menjadi tiga subset utama, yaitu:

i. Data Training : 70%

Digunakan untuk melatih model dan membangun pola dasar klasifikasi.

ii. Data Validation : 15%

Digunakan untuk memantau kinerja model selama proses pelatihan dan mendeteksi gejala overfitting.

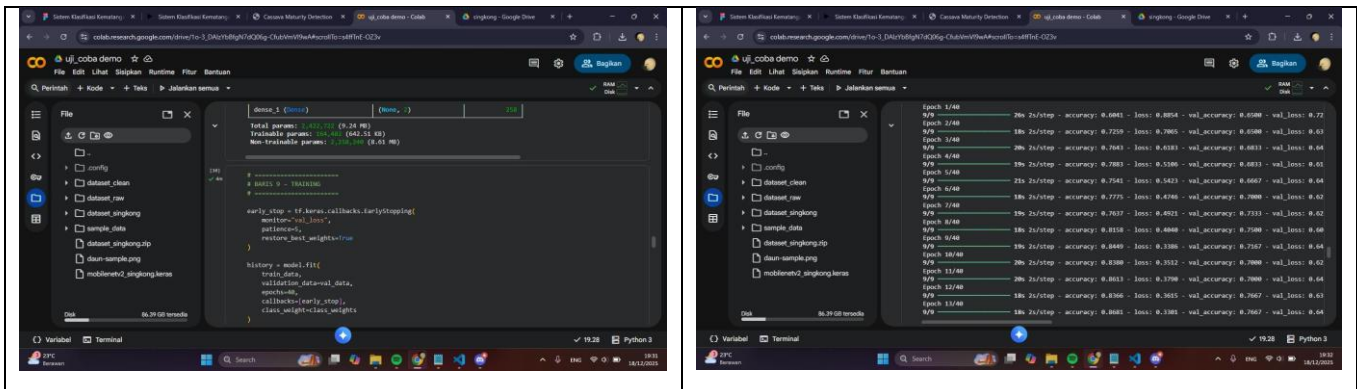
iii. Data Testing : 15%

Digunakan untuk mengevaluasi performa akhir model secara objektif setelah pelatihan selesai.

Proporsi ini dipilih untuk menjaga keseimbangan antara kebutuhan pelatihan yang optimal dan evaluasi yang representatif.

4) Hasil Pelatihan (Training Results)

Pelatihan model dilakukan dalam dua tahap, yaitu training awal selama 40 epoch dan fine-tuning selama 15 epoch. Pada kedua tahap tersebut, proses pelatihan dipantau menggunakan metrik accuracy dan loss pada data training dan validation. Mekanisme EarlyStopping diterapkan pada kedua tahap pelatihan, sehingga proses berhenti secara otomatis apabila nilai *validation loss* tidak menunjukkan perbaikan dalam beberapa epoch berturut-turut. Teknik ini bertujuan untuk mencegah overfitting dan memastikan model menyimpan bobot terbaik. Secara keseluruhan, model memperlihatkan peningkatan performa yang konsisten pada metrik accuracy dan penurunan loss seiring berjalannya epoch. Setelah kedua tahap pelatihan selesai, model kemudian dievaluasi menggunakan data uji (test data) untuk memperoleh gambaran performa akhir secara objektif.

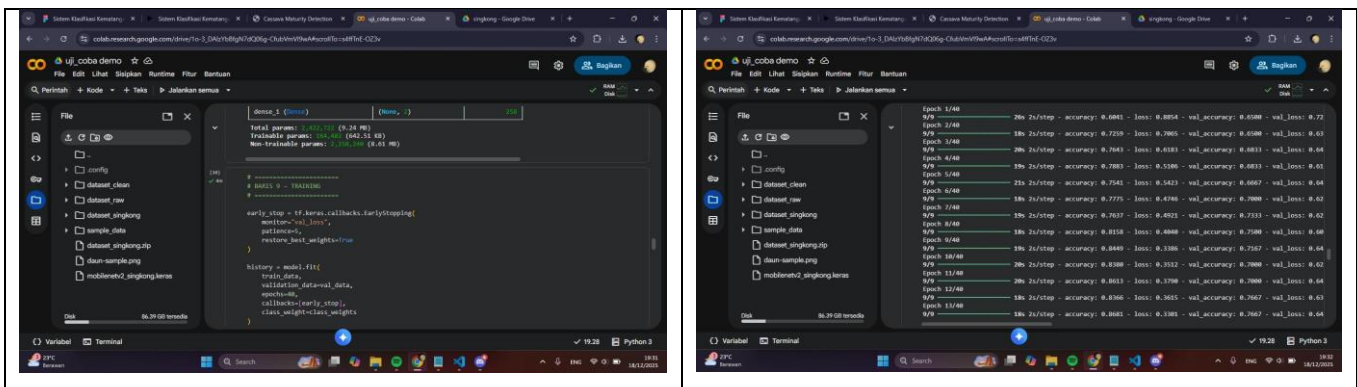


Gambar VIII. Hasil Pelatihan

Sumber: Diolah oleh penulis menggunakan Google Colab.

a. Loss Training dan Validasi

- Tahap 1 Training 40 Epoch



Gambar IX. Tahap 1 Training

Sumber: Diolah oleh penulis menggunakan Google Colab.

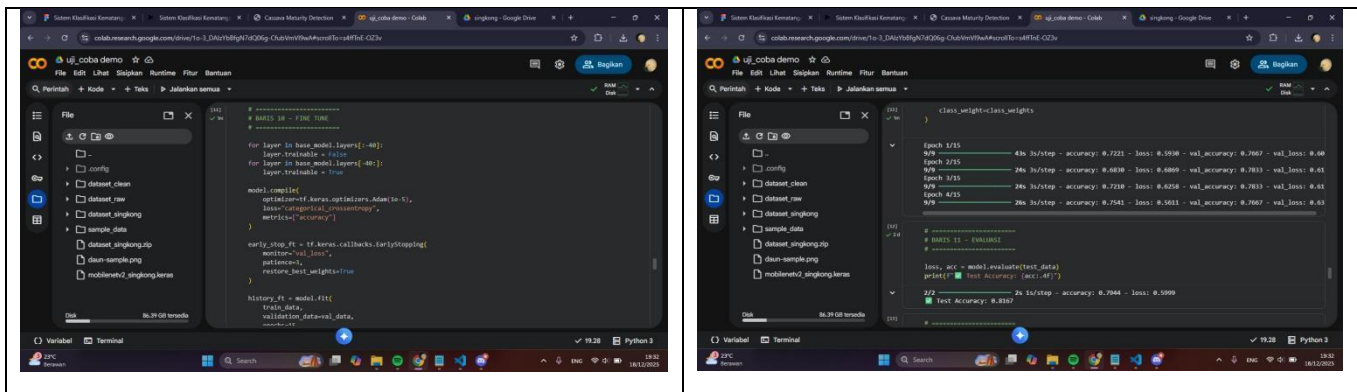
Beberapa hasil penting pada epoch-epoch awal:

Tabel V. Hasil Tahap 1 Training

Epoch	Train Accuracy	Train Loss	Val	Val Loss
-------	----------------	------------	-----	----------

			Accuracy	
10 - 40	0.6298	0.8785	0.6667	0.7402
20 - 40	0.7387	0.5314	0.5667	0.8108
30 - 40	0.8586	0.3371	0.7333	0.5673

- Tahap 2 Fine-tuning 15 Epoch



Gambar X. Tahap 2 Fine Tuning

Sumber: Diolah oleh penulis menggunakan Google Colab.

Model kemudian di-fine-tune dengan membuka 40 layer terakhir MobileNetV2 dan menggunakan learning rate kecil ($1e-5$). Hasil penting:

Tabel VI. Hasil Tahap 2 Fine Tuning

Epoch	Train Accuracy	Train Loss	Val Accuracy	Val Loss
1 - 15	0.7066	0.6376	0.7167	0.5681
5 - 15	0.7734	0.5583	0.7333	0.5812
6 - 15	0.7519	0.5766	0.7500	0.5928

Validation accuracy meningkat hingga 0.75, sementara training dan validation loss stabil di sekitar rentang 0.55–0.60.

b. Interpretasi Grafik Loss dan Accuracy

- Accuracy Training dan Validation

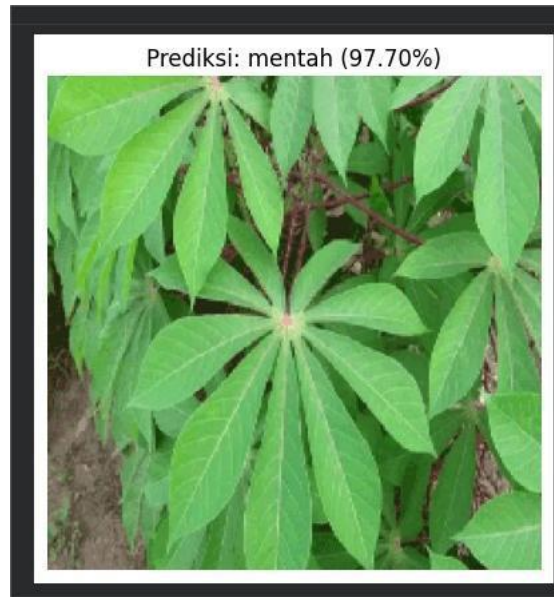
Training accuracy menunjukkan peningkatan yang stabil, dari sekitar 0,62 pada awal pelatihan menjadi 0,85 pada akhir tahap pertama. Sementara itu, validation accuracy terlihat berfluktuasi, namun tetap menunjukkan tren peningkatan dan mencapai nilai maksimum 0,75 pada tahap fine-tuning. Model mampu mempelajari fitur visual yang relevan untuk membedakan singkong mentah dan matang. Fluktuasi pada validation accuracy mengindikasikan adanya variasi pada sampel validasi, seperti perbedaan pencahayaan, latar belakang, dan orientasi objek. Namun demikian, pola kenaikan accuracy secara keseluruhan menunjukkan bahwa kemampuan generalisasi model tetap baik.

- Loss Training dan Validation

Training loss menurun secara signifikan dari 0,87 menjadi sekitar 0,33, menandakan bahwa model semakin baik mempelajari pola pada data pelatihan. Validation loss juga menurun, meskipun cenderung lebih fluktuatif dengan rentang nilai 0,56–0,74. Pada tahap fine-tuning, nilai

validation loss terlihat lebih stabil di kisaran 0,57–0,59. Fluktuasi validation loss merupakan hal yang wajar pada dataset dengan variasi visual yang cukup tinggi. Namun karena validation loss tidak meningkat secara drastis dan tetap berada dalam rentang stabil, dapat disimpulkan bahwa model tidak mengalami overfitting yang signifikan. Tahap fine-tuning turut membantu menstabilkan performa model dan memperbaiki kemampuan generalisasinya.

5) Hasil Pengujian (Testing)



Gambar XI. Hasil Pengujian

Sumber: Diolah oleh penulis menggunakan Google Colab.

Pada tahap pengujian, model dievaluasi menggunakan dataset testing yang terdiri atas 60 citra, masing-masing 30 citra kelas Mentah dan 30 citra kelas Matang. Data ini sepenuhnya terpisah dari data pelatihan dan validasi, sehingga mampu memberikan gambaran objektif mengenai kemampuan generalisasi model. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model MobileNetV2 memperoleh nilai akurasi sebagai berikut: Akurasi Testing: 80%.

Nilai akurasi tersebut mengindikasikan bahwa model mampu mengklasifikasikan tingkat kematangan singkong dengan cukup baik berdasarkan citra daun. Selain itu, hasil ini juga menunjukkan bahwa proses pelatihan, termasuk penggunaan teknik augmentasi, berhasil meningkatkan kemampuan model dalam mengenali fitur visual yang relevan pada kedua kelas.

6) Confusion Matrix

Confusion matrix digunakan untuk melihat distribusi prediksi model pada masing-masing kelas. Hasil pengujian terhadap 60 citra uji menghasilkan matriks sebagai berikut:

```
# =====
# BARIS 12 - CONFUSION MATRIX
# =====

y_true = test_data.classes
y_pred = np.argmax(model.predict(test_data), axis=1)

print(confusion_matrix(y_true, y_pred))
print(classification_report(y_true, y_pred))
```

	precision	recall	f1-score	support
0	0.76	0.87	0.81	30
1	0.85	0.73	0.79	30
accuracy			0.80	60
macro avg	0.81	0.80	0.80	60
weighted avg	0.81	0.80	0.80	60

Gambar XII. Confusion Matrix

Sumber: Hasil Eksperimen Penulis.

Matriks ini menunjukkan bahwa:

- a. Model benar memprediksi 26 citra Mentah dan 22 citra Matang.
- b. Model salah memprediksi 4 citra Mentah sebagai Matang.
- c. Model salah memprediksi 8 citra Matang sebagai Mentah.

Berdasarkan confusion matrix yang diperoleh, nilai True Positive (TP), False Positive (FP), dan False Negative (FN) untuk masing-masing kelas adalah sebagai berikut:

1. True Positive (TP)
 - Kelas Mentah yang diprediksi benar sebagai Mentah: 26
 - Kelas Matang yang diprediksi benar sebagai Matang: 22
2. False Positive (FP)
 - Kelas Matang yang salah diprediksi sebagai Mentah: 8
3. False Negative (FN)
 - Kelas Mentah yang salah diprediksi sebagai Matang: 4

Interpretasi

1. Model menunjukkan kemampuan yang cukup baik dalam mengenali kelas Mentah, dengan nilai recall sekitar 0,87, yang berarti sebagian besar citra singkong mentah berhasil diklasifikasikan dengan benar.
2. Untuk kelas Matang, recall berada pada kisaran 0,73, menunjukkan bahwa model sedikit lebih sulit membedakan ciri-ciri singkong matang, kemungkinan karena beberapa citra memiliki kemiripan tekstur atau warna dengan kelas mentah.
3. Secara keseluruhan, hasil ini menggambarkan bahwa model MobileNetV2 mampu melakukan klasifikasi dengan cukup baik, namun performa pada kelas Matang masih dapat ditingkatkan melalui penambahan data, augmentasi yang lebih tepat, atau penyesuaian hyperparameter.

7) Pembahasan Per Kelas

a. Kelas Mentah

Hasil:

- Precision: 0.76
- Recall: 0.87
- F1-score: 0.81

Nilai recall yang tinggi (0.87) menunjukkan bahwa sebagian besar daun singkong yang benar-benar *mentah* berhasil dikenali oleh model. Artinya, model cukup sensitif terhadap ciri khas daun mentah. Namun nilai precision sebesar 0.76 mengindikasikan masih terdapat sejumlah citra daun matang yang salah diklasifikasikan sebagai mentah. Kesalahan ini biasanya terjadi karena beberapa daun matang masih memiliki warna hijau cerah atau tekstur yang menyerupai daun mentah. Secara keseluruhan, performa model pada kelas mentah tergolong baik, dengan kecenderungan model cukup kuat menangkap pola warna yang lebih cerah dan tekstur daun yang lebih mengkilap pada kondisi mentah.

b. Kelas Matang

Hasil:

- Precision: 0.85
- Recall: 0.73
- F1-score: 0.79

Nilai precision yang tinggi (0.85) menunjukkan bahwa prediksi daun matang oleh model cukup akurat. Ketika model menyatakan bahwa daun tersebut matang, besar kemungkinan prediksi tersebut benar. Namun nilai recall yang lebih rendah (0.73) menunjukkan bahwa model masih sering gagal mengenali daun matang, sehingga beberapa daun matang malah diprediksi sebagai mentah. Hal ini menggambarkan bahwa kelas matang sedikit lebih sulit dibedakan dibandingkan kelas mentah. Penyebab utama:

- Warna daun matang yang masih mirip dengan daun mentah pada beberapa sampel.
- Variasi pencahayaan pada dataset menyebabkan fitur visual berubah.

- Perbedaan bentuk dan tekstur daun yang tidak terlalu signifikan pada kondisi matang.
- Beberapa sampel daun matang memiliki kontras rendah sehingga lebih sulit dipetakan oleh fitur CNN.

8) Kelebihan dan Keterbatasan Model

- a. Akurasi model tergolong baik (80%)
Dengan jumlah dataset yang relatif terbatas (2 kelas, sekitar 400 gambar), capaian akurasi 80% menunjukkan bahwa model dapat mempelajari pola visual dasar daun mentah dan matang dengan cukup efektif.
- b. Arsitektur MobileNetV2 ringan dan efisien
MobileNetV2 dirancang untuk kebutuhan komputasi rendah, sehingga proses pelatihan berlangsung cepat dan penggunaan memorinya lebih kecil. Hal ini menjadikan model sangat cocok untuk deployment pada perangkat IoT, edge device, atau aplikasi mobile.
- c. Model stabil antar kelas
Nilai F1-score pada kedua kelas relatif seimbang, menandakan bahwa model tidak terlalu bias ke salah satu kelas. Stabilitas ini penting dalam klasifikasi dua kelas yang memiliki kemiripan visual.
- d. Tingkat kepercayaan prediksi tinggi pada data uji
Pada beberapa pengujian citra baru, model mampu memberikan confidence score yang tinggi, misalnya mencapai 94.57%, menunjukkan kepercayaan model dalam mengenali fitur daun.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

A. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian mengenai klasifikasi tingkat kematangan singkong menggunakan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) MobileNetV2, dapat disimpulkan bahwa:

1. Model MobileNetV2 mampu melakukan klasifikasi tingkat kematangan singkong dengan akurasi pengujian sebesar 80%. Evaluasi menggunakan 60 citra uji (masing-masing 30 citra kelas Mentah dan Matang) menunjukkan bahwa model dapat membedakan kedua kelas dengan tingkat akurasi yang cukup baik.
2. Berdasarkan confusion matrix, model lebih optimal dalam mengenali kelas Mentah dibandingkan kelas Matang. Hal ini terlihat dari nilai recall kelas Mentah sebesar 0.87, sedangkan recall kelas Matang sebesar 0.73. Citra daun matang memiliki variasi visual yang lebih kompleks sehingga lebih mudah tertukar dengan citra daun mentah.
3. Penerapan data augmentation berkontribusi dalam meningkatkan keragaman dataset, melalui transformasi seperti rotasi, zoom, perubahan kecerahan, shear, dan horizontal flip. Teknik ini efektif dalam mengurangi risiko overfitting pada dataset yang relatif terbatas.
4. MobileNetV2 terbukti efisien dan ringan, sehingga sangat potensial untuk diterapkan pada perangkat berbasis IoT atau platform mobile dalam sistem pertanian pintar (*smart farming*).
5. Kualitas generalisasi model tergolong baik, terlihat dari nilai precision, recall, dan F1-score yang relatif seimbang pada kedua kelas. Namun, performa pada kelas Matang masih memerlukan peningkatan lebih lanjut agar model lebih stabil pada kondisi lapangan yang bervariasi.

B. Saran

Berdasarkan hasil penelitian dan analisis performa model, beberapa saran untuk penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut:

1. Menggunakan dataset yang lebih besar dan lebih bervariasi
Penambahan jumlah data dengan kondisi pencahayaan, sudut pengambilan gambar, serta bentuk daun yang lebih beragam akan membantu model dalam menangkap lebih banyak pola visual, terutama pada kelas Matang.
2. Melakukan segmentasi objek sebelum klasifikasi

Penggunaan teknik seperti GrabCut, Mask R-CNN, atau U²-Net untuk memisahkan daun dari latar belakang dapat mengurangi noise visual dan meningkatkan akurasi prediksi.

3. Menerapkan fine-tuning lebih dalam pada layer awal MobileNetV2
Hal ini bertujuan untuk menyesuaikan fitur dasar seperti edge, tekstur, dan pola permukaan daun secara lebih spesifik terhadap karakteristik daun singkong.
4. Membandingkan performa dengan arsitektur CNN lain
Model seperti EfficientNet-B0, ResNet50, atau MobileNetV3 dapat digunakan sebagai pembandingan untuk mengetahui arsitektur mana yang paling optimal untuk klasifikasi kematangan singkong.
5. Menambahkan kelas baru seperti setengah matang atau daun rusak/busuk
Penambahan kategori dapat membuat sistem lebih realistis dan relevan untuk penerapan pada proses sortasi dan grading di lapangan.
6. Mengembangkan prototipe berbasis IoT atau aplikasi mobile
Implementasi model pada perangkat seperti Raspberry Pi, ESP32-CAM, atau smartphone dapat memberikan manfaat langsung bagi petani, UMKM pengolahan hasil tani, maupun sistem pertanian otomatis.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Abdulrahman, M. Mohammed, and R. Hassan, "Deep learning-based plant disease detection using convolutional neural networks: A review," *Journal of Agricultural Informatics*, vol. 12, no. 3, pp. 45–58, 2021.
- [2] S. Albawi, T. Mohammed, and S. Al-Zawi, "Understanding of a convolutional neural network," in *Proc. International Conference on Engineering and Technology (ICET)*, 2020, pp. 1–6.
- [3] A. Howard, M. Sandler, B. Chen, W. Wang, and M. Tan, "Searching for MobileNetV3," in *Proc. IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2020, pp. 1314–1324.
- [4] S. Kaur, S. Pandey, and S. Goel, "Plants disease identification and classification through leaf images: A survey," *Archives of Computational Methods in Engineering*, vol. 28, no. 3, pp. 1429–1468, 2021.
- [5] Y. Liu and M. Tanaka, "Adaptive data augmentation for improving robustness in image classification," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 31, pp. 2214–2227, 2022.
- [6] A. Loya and S. Hussain, "MobileNetV2-based lightweight deep model for agricultural product classification," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 205, p. 107684, 2023.
- [7] S. Minaee, Y. Boykov, F. Porikli, A. Plaza, and N. Kehtarnavaz, "Image segmentation using deep learning: A survey," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 44, no. 7, pp. 3523–3542, 2022.
- [8] M. M. Rahman, M. S. Hossain, and M. K. Hasan, "Fruit classification using deep learning for smart agriculture," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 177, p. 105707, 2020.
- [9] C. Shorten and T. M. Khoshgoftaar, "A survey on image data augmentation for deep learning," *Journal of Big Data*, vol. 8, no. 1, pp. 1–48, 2021.
- [10] M. Tan and Q. Le, "EfficientNet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks," in *Proc. International Conference on Machine Learning (ICML)*, 2020, pp. 6105–6114.
- [11] M. Uddin, S. Rehman, and S. Bae, "Entropy-based adaptive augmentation for deep image classification," *Expert Systems with Applications*, vol. 223, p. 119958, 2023.
- [12] H. Zhang, M. Cisse, Y. Dauphin, and D. Lopez-Paz, "mixup: Beyond empirical risk minimization," in *Proc. International Conference on Learning Representations (ICLR)*, 2020.
- [13] H. Zhao, Z. Zhou, and X. Zhang, "A lightweight CNN model for crop maturity detection under real-field conditions," *Agricultural Engineering International*, vol. 26, no. 1, pp. 12–25, 2024.