

Klasifikasi Jenis Buah Mangga Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Berbasis Citra Digital

Rahma Aulia[#], Wardatul Husna[#]

[#]Politeknik Negeri Padang, Jurusan Teknologi Informasi, Padang, Sumatera Barat, Indonesia
E-mail: rahma040503[at]gmail.com, wardatulhusna43[at]gmail.com

ABSTRACTS

The Indonesian agricultural and commerce industries rely heavily on the classification of mango varieties. In order to categorize nine different kinds of mangoes using digital photos, this study implements a Convolutional Neural Network (CNN). A smartphone camera was used to directly gather the dataset, yielding primary picture data for every class of mango. Prior to training the model with Google Colab and the TensorFlow framework, the images were preprocessed by scaling and normalizing them. In order to extract features and perform classification, the CNN model was trained using numerous convolutional layers followed by dense layers. The model's potential for reliably recognizing mango kinds was demonstrated by the evaluation results, which revealed that it reached an accuracy of almost 90%. It is anticipated that this approach will promote future advancements in smart agriculture and aid in automatic fruit classification.

Manuscript received Jul 4, 2025;
revised Dec 30, 2025. accepted Dec
30, 2025 Date of publication Dec
31, 2025. International Journal,
JITSI : Jurnal Ilmiah Teknologi
Sistem Informasi licensed under a
Creative Commons Attribution-
Share Alike 4.0 International
License



ABSTRAK

Sektor pertanian dan perdagangan Indonesia sangat dibantu oleh klasifikasi jenis mangga. Studi ini menerapkan Convolutional Neural Network (CNN) untuk mengklasifikasikan sembilan jenis mangga menggunakan gambar digital. Dataset dikumpulkan secara langsung melalui kamera smartphone, yang menghasilkan gambar awal untuk setiap kelas mangga. Sebelum proses pra-pengolahan, resize dan normalisasi dilakukan, dan model CNN dilatih untuk mengekstraksi fitur dan klasifikasi dengan menggunakan lapisan konvolusi dan dense. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki akurasi sekitar 90% dalam mengidentifikasi jenis mangga. Di masa depan, sistem ini diharapkan dapat membantu perkembangan pertanian cerdas dan membantu klasifikasi buah secara otomatis.

Keywords / Kata Kunci — *Mango classification; Convolutional Neural Network; Deep learning; Image dataset; Google Colab*

CORRESPONDING AUTHOR

Rahma Aulia
Politeknik Negeri Padang, Jurusan Teknologi Informasi, Padang, Sumatera Barat, Indonesia
Email: rahma040503[at]gmail.com

1. PENDAHULUAN

Indonesia, negara tropis, memiliki banyak buah lokal, termasuk mangga. Selain memiliki nilai moneter yang tinggi, mangga memiliki banyak varietas yang tersebar di seluruh dunia. Bentuk, warna, dan tekstur mangga berbeda untuk setiap jenis. Namun, identifikasi jenis mangga masih dilakukan secara manual oleh petani atau pedagang di lapangan, yang seringkali subjektif dan kurang akurat.

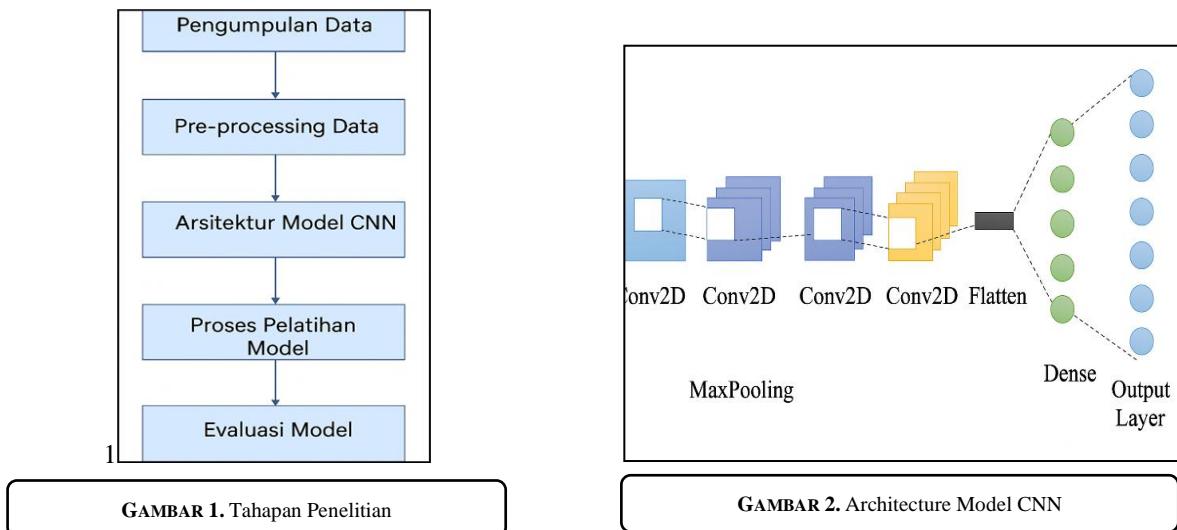
Pengenalan objek seperti buah sekarang dapat dilakukan secara otomatis dan akurat berkat kemajuan teknologi kecerdasan buatan (AI), khususnya dalam bidang pengolahan citra digital. Convolutional Neural Network (CNN) telah banyak digunakan dalam pengenalan objek, pengolahan medis, dan bidang lain yang menggunakan data visual. CNN adalah salah satu metode klasifikasi citra yang paling efektif.

Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Ratha et al. [1] menunjukkan bahwa CNN dapat digunakan untuk klasifikasi jenis mangga dengan tingkat akurasi tinggi. Meskipun demikian, sebagian besar penelitian masih menggunakan dataset publik atau terbatas pada beberapa jenis mangga. Selain itu, belum banyak penelitian yang menggunakan data gambar primer yang diperoleh dari hasil pengambilan langsung di lapangan.

Dengan menggunakan kamera smartphone Realme C53 untuk memotret sembilan jenis mangga, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi otomatis jenis buah mangga menggunakan algoritma CNN. Dataset yang digunakan diperoleh secara langsung. Studi ini diharapkan dapat membantu proses pengembangan sistem klasifikasi buah berbasis kecerdasan buatan yang dapat digunakan dalam aplikasi pertanian cerdas di Indonesia.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Studi ini menggunakan metode deep learning yang menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) untuk mengklasifikasikan sembilan jenis buah mangga yang berbeda berdasarkan gambar digital. Pengumpulan data, preprocessing gambar, perancangan arsitektur CNN, pelatihan model, dan evaluasi performa model adalah semua bagian dari proses penelitian ini seperti pada gambar



2.1. Pengumpulan Data

Data primer yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh langsung dari pengambilan gambar empat jenis mangga menggunakan kamera smartphone. Untuk meningkatkan variasi data, setiap kelas mangga difoto dari berbagai sudut dan pencahayaan. Setiap gambar disimpan dalam format JPG dan dimasukkan ke dalam folder berdasarkan jenisnya.

2.2. Preprocessing Data

Sebelum memastikan kualitas dan keseragaman data, gambar melalui proses preprocessing sebelum pelatihan model. Terlebih dahulu, gambar secara keseluruhan diubah ukurannya menjadi 224 x 224 piksel untuk sesuai dengan dimensi lapisan input pada arsitektur CNN. Kemudian, proses normalisasi dilakukan dengan mengubah nilai piksel menjadi 0 hingga 1, yang membantu proses pelatihan model dan mempercepat konvergensi. Tujuannya adalah untuk menghindari penyesuaian yang berlebihan pada model melalui peningkatan variasi dan jumlah data melalui perubahan gambar seperti rotasi, flipping, dan zooming. Setelah proses preprocessing selesai, dataset dibagi menjadi dua bagian: 80% digunakan sebagai data training dan 20% digunakan sebagai data uji. Pembagian ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja model terhadap data baru.

2.3. Arsitektur model CNN

Untuk penelitian ini, model Convolutional Neural Network (CNN) dibangun dan dirancang menggunakan framework TensorFlow dan library Keras, yang digunakan melalui platform Google Colab. CNN sangat baik dalam mengenali pola dan fitur visual pada gambar, yang sangat penting untuk tugas klasifikasi seperti menemukan jenis buah mangga.

Arsitektur model terdiri dari beberapa lapisan utama yang disusun secara bertingkat untuk mengekstraksi fitur secara bertahap. Pertama, tiga lapisan konvolusi (Conv2D) menggunakan fungsi aktivasi ReLU. Fungsi aktivasi ReLU sangat penting untuk memperkenalkan non-linearitas ke dalam model dan membantu mengatasi masalah vanishing gradient. Bentuk, tekstur, dan pola warna adalah karakteristik utama gambar mangga yang diambil dari ketiga lapisan konvolusi ini.

Dua lapisan MaxPooling memproses data setelah lapisan konvolusi. Fungsi utama lapisan ini adalah downsampling, yang berarti mengurangi dimensi fitur hasil konvolusi sambil mempertahankan fitur dominan. Tujuan dari proses ini adalah untuk mengurangi kompleksitas komputasi, mempercepat pelatihan model, dan menghindari overfitting.

Selanjutnya, hasil dari lapisan pooling diratakan melalui lapisan Flatten. Ini mengubah struktur data dari dua dimensi atau lebih menjadi satu dimensi, memungkinkan data masuk ke lapisan penuh terhubung (Dense Layer), yang berfungsi sebagai pengambil keputusan akhir.

Dalam penelitian ini, model dirancang untuk mengklasifikasikan 4 kelas jenis buah mangga; lapisan dense pertama memungkinkan penggabungan dan interpretasi semua fitur yang telah diekstraksi sebelumnya; lapisan dense output menghasilkan probabilitas dari masing-masing kelas dengan menggunakan fungsi aktivasi softmax.

2.4. Proses Pelatihan Model

Model Model CNN dilatih dengan data latih selama 25 epoch dan 32 ukuran batch. Parameter epoch menunjukkan jumlah siklus penuh yang dilalui oleh model seluruh dataset selama proses pelatihan, dan ukuran batch menunjukkan jumlah sampel yang diproses sebelum parameter model diperbarui. Hasil uji coba awal menunjukkan kombinasi pelatihan terbaik. Oleh karena itu, nilai-nilai ini dipilih berdasarkan hasilnya.

Untuk mengoptimalkan proses pelatihan, algoritma optimasi Adam (Adaptive Moment Estimation), yang terkenal karena mempercepat konvergensi model pada data gambar, digunakan. Karena tugas klasifikasi multiklas—membedakan sembilan jenis mangga—dilakukan, fungsi kehilangan kategoris crossentropy digunakan. Untuk mengukur perbedaan antara distribusi output model dengan label target yang diinginkan, fitur ini sangat cocok.

Lingkungan Google Colab menjalankan seluruh proses pelatihan, yang mendukung runtime GPU, sehingga pelatihan dapat dilakukan dengan lebih cepat dibandingkan dengan CPU konvensional. Selain itu, Google Colab memungkinkan pengujian model dan pengelolaan dataset tanpa perlu konfigurasi perangkat keras secara lokal. Model terus mengawasi kehilangan dan akurasi selama pelatihan untuk memastikan bahwa proses belajar bergerak secara bertahap menuju konvergensi.

Listing 1. Kode kompilasi model CNN menggunakan optimizer Adam dan fungsi loss categorical crossentropy

```
model.compile(optimizer='adam',
              loss='categorical_crossentropy',
              metrics=['accuracy'])
```

2.5. Evaluasi Model

Model dievaluasi menggunakan metrik akurasi terhadap data uji. Selain itu, digunakan confusion matrix untuk mengidentifikasi distribusi kesalahan klasifikasi antar kelas. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mampu mencapai akurasi sekitar 90%, menunjukkan performa yang cukup baik dalam mengenali jenis mangga dari citra digital.

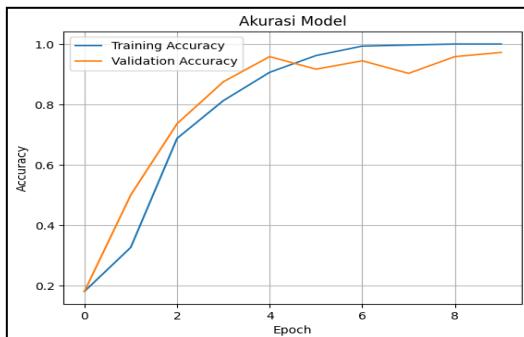
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Model CNN yang dibangun dalam penelitian ini menunjukkan kinerja yang sangat baik dalam melakukan klasifikasi sembilan jenis buah mangga setelah melalui proses pelatihan selama 25 epoch dengan batch size 32. Dataset terdiri dari dua bagian: dua puluh persen untuk data latihan dan dua puluh persen untuk data uji. Untuk mempercepat proses komputasi dan iterasi, Google Colab digunakan bersama dengan GPU Runtime.

Data uji yang belum pernah digunakan selama pelatihan digunakan untuk evaluasi. Hasilnya, model menunjukkan akurasi rata-rata sekitar 90%, yang menunjukkan bahwa itu mampu mengidentifikasi pola visual dari semua jenis mangga. Hal ini menunjukkan bahwa sifat yang diekstraksi oleh lapisan konvolusi cukup representatif terhadap atribut tiap kelas.

Untuk mendukung hasil evaluasi, juga digunakan kurva akurasi, yang menunjukkan nilai akurasi dari data latih dan data validasi selama proses pelatihan. Gambar 3 menunjukkan kurva ini. Gambar 3 menunjukkan pola peningkatan yang signifikan pada nilai akurasi pelatihan dan validasi. Kurva-kurva keduanya menunjukkan pola peningkatan yang serupa, dengan jarak antar kurva yang kecil. Nilai akurasi menstabil pada titik hampir sempurna mendekati akhir periode. Ini menunjukkan bahwa tidak ada overfitting yang signifikan, dan model dapat diterapkan dengan baik ke data baru.

Tabel 1 berikut merangkum parameter utama yang digunakan dalam pelatihan model CNN untuk memperjelas proses pelatihan:



GAMBAR 3. grafik Kurva Akurasi

TABEL 1. Tabel Parameter Pelatihan

Parameter	Nilai
Otimizer	Adam
Loss Function	Categorical Crossentropy
Epoch	25
Batch Size	32
Activation (Output)	Softmax
Dataset Split	80% train / 20% test
Platform	Google Colab + GPU Runtime

Secara keseluruhan, hasil dan visualisasi yang diperoleh menunjukkan bahwa model CNN yang dikembangkan dapat secara akurat dan stabil mengklasifikasikan jenis mangga. Kualitas dataset yang cukup representatif meskipun diperoleh secara primer (difoto sendiri) dan struktur arsitektur model yang ideal mendukung keberhasilan ini.

4. KESIMPULAN

Dengan menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN), penelitian ini telah mengembangkan model klasifikasi otomatis yang berhasil untuk membedakan sembilan jenis buah mangga yang berbeda. Model ini memiliki arsitektur sederhana namun efektif yang terdiri dari tiga lapisan konvolusi, dua lapisan pooling, satu lapisan flatten, dan dua lapisan yang semuanya terhubung sepenuhnya dengan aktivasi softmax pada lapisan output.

Pelatihan dilakukan di platform Google Colab dengan bantuan GPU Runtime, menggunakan dataset gambar primer yang dikumpulkan sendiri melalui kamera smartphone realme C53. Model dapat mencapai tingkat akurasi sekitar 90% pada data uji dengan jumlah epoch sebanyak 25 dan ukuran batch sebesar 32. Hasil evaluasi, yang ditunjukkan oleh grafik akurasi pelatihan dan validasi yang stabil dan berdekatan, menunjukkan bahwa model dapat mengenali jenis mangga dengan baik tanpa gejala overfitting yang signifikan.

Pertanian cerdas (smart agriculture), khususnya proses identifikasi dan klasifikasi buah secara otomatis, dapat digunakan sebagai sistem pendukung. Penelitian ini dapat diperluas untuk pengembangan masa depan dengan menambahkan jumlah data, melakukan pelatihan model dengan arsitektur CNN yang lebih kompleks seperti MobileNet atau ResNet, dan memasukkan sistem ini ke dalam aplikasi ponsel berbasis Android.

REFERENSI

- [1] A. K. Ratha, N. K. Barpanda, P. K. Sethy, dan S. K. Behera, “Automated Classification of Indian Mango Varieties Using Machine Learning and MobileNet-v2 Deep Features,” *Traitemet du Signal*, vol. 41, no. 2, pp. 345–353, 2024.
- [2] C. Unigarro, J. Hernandez, dan H. Florez, “Artificial Neural Networks for Image Processing in Precision Agriculture: A Systematic Literature Review on Mango, Apple, Lemon, and Coffee Crops,” *Informatics*, vol. 12, no. 2, pp. 46, 2025.
- [3] L. Chuquimarca, B. Vintimilla, dan S. Velastin, “Classifying Healthy and Defective Fruits with a Multi-Input Architecture and CNN Models,” *arXiv preprint*, arXiv:2410.11108, 2024.
- [4] S.-L. Wu, H.-Y. Tung, dan Y.-L. Hsu, “Deep Learning for Automatic Quality Grading of Mangoes: Methods and Insights,” *arXiv preprint*, arXiv:2011.11378, 2020.
- [5] Z. G. Mursalin, A. Taqwa, dan I. Salamah, “Design and Development of Mango Ripeness Classification Tool using CNN Android-based Platform,” *SISTEMASI*, vol. 12, no. 1, 2023.
- [6] A. K. Pathak, P. Saikia, dan S. Dutta, “Development of a Robust CNN Model for Mango Leaf Disease Detection and Classification: A Precision Agriculture Approach,” *ACS Agricultural Science & Technology*, vol. 4, no. 8, pp. 806–817, 2024.
- [7] Hidra Amnur, Vadreas, A. K., & Ridwan, M. (2024). Aplikasi Pendekripsi Kematangan Tanaman Menggunakan Metode Transformasi Ruang Warna HSI (Hue, Saturation, Intensity) dan K-NN (K- Nearest

- Neighbor). JITSI : Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi, 5(4), 161 -167. <https://doi.org/10.62527/jitsi.5.4.318>
- [8] M. Rahat, et al., “Deep CNN-Based Mango Insect Classification,” in Computer Vision and Machine Learning in Agriculture, Springer, 2021.
 - [9] N. M. Trieu dan N. T. Thinh, “Mango Panicle Stage Classification Using YOLOv3-Rotated, MangoYOLO, and R²CNN,” Agronomy, vol. 10, no. 1, pp. 143, 2021.
 - [10] S. Srivastava et al., “Mango Varieties Classification-Based Optimization with Transfer Learning and Deep Learning Approaches,” dalam Advances in Machine Learning and Data Science, Springer, pp. 33–44, 2022.
 - [11] Hidayat, R., Nuryana, Z., Erianda, A., Alanda, A., Rasyidah, Amnur, H. (2026). Visual Analysis and Scientometric Mapping of Deep Learning Techniques for Grapevine Disease Classification. In: Badioze Zaman, H., et al. Advances in Visual Informatics. IVIC 2025. Lecture Notes in Computer Science, vol 16215. Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-95-3808-9_18
 - [12] F. Handayani, R. Cahyani, dan E. Prasetyo, “Analisis CNN LeNet-5 dalam Klasifikasi Daun Mangga,” Jurnal CoSciTech, vol. 6, no. 2, 2024.
 - [13] S. Ali, M. A. Raza, dan H. Zafar, “Computer Vision System for Mango Fruit Defect Detection Using Deep CNN,” Foods, vol. 11, no. 21, pp. 3483, 2021.
 - [14] V. A. Gurumurthy, R. Kestur, dan O. Narasipura, “Mango Tree Net – Semantic Segmentation of Mango Trees,” arXiv preprint, arXiv:1907.06915, 2019.
 - [15] P. Borianne, F. Borne, dan J. Sarron, “Deep Mangoes: Detection and Cultivar Identification with Faster R-CNN,” arXiv preprint, arXiv:1909.10939, 2019.
 - [16] K. Simonyan dan A. Zisserman, “Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition,” arXiv preprint, arXiv:1409.1556, 2015.
 - [17] A. Krizhevsky, I. Sutskever, dan G. E. Hinton, “ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks,” in Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS), vol. 25, 2012