

Pengembangan Aplikasi Prediksi Tingkat Kematangan Buah Manggis Menggunakan *Hybrid Convolutional Neural Network*

Muhammad Asyrof¹, Muhammad Anwar², Yeka Hendriyani³, Syafrijon⁴

¹Program Studi Informatika, Universitas Negeri Padang, Indonesia

^{2, 3, 4}Departemen Teknik Elektronika, Universitas Negeri Padang, Indonesia

Email: ¹muhammadasyrof79@gmail.com, ²muh_anwar@ft.unp.ac.id, ³yekahendriyani@ft.unp.ac.id,

⁴syafrijon@ft.unp.ac.id

INFORMASI ARTIKEL

Histori artikel:

Naskah masuk, 17 Mei 2025

Direvisi, 12 Juni 2025

Diiterima, 30 Juni 2025

Kata Kunci:

Prediksi Kematangan Manggis,
Deep Learning,
Hybrid CNN,
Aplikasi Web,
Waterfall

ABSTRAK

Abstract- *Mangosteen is Indonesia's leading horticultural commodity with high export potential, however, maturity level determination is still conducted manually and subjectively. This research develops a web-based application using Hybrid Convolutional Neural Network (CNN) to predict mangosteen fruit maturity levels automatically. The system integrates three CNN architectures (InceptionV3, DenseNet201, and ResNet50V2) with a dataset of 1,681 mangosteen images categorized into three classes: ripe, semi-ripe, and unripe. The application was developed using Vue.js and Python Flask. Model evaluation using ROC Curve and AUC metrics demonstrates excellent performance with AUC values of 0.9938 for ripe class, 0.9303 for unripe class, and 0.9108 for semi-ripe class. Micro-Average and Macro-Average AUC values of 0.9516 and 0.9482 confirm model stability. This application is expected to provide an innovative deep learning-based solution for sustainable digital agricultural transformation.*

Abstrak- Manggis merupakan komoditas hortikultura unggulan Indonesia dengan potensi ekspor tinggi, namun penentuan tingkat kematangan masih dilakukan secara manual dan subjektif. Penelitian ini mengembangkan aplikasi web berbasis *Hybrid Convolutional Neural Network* (CNN) untuk memprediksi tingkat kematangan buah manggis secara otomatis. Sistem mengintegrasikan tiga arsitektur CNN (*InceptionV3*, *DenseNet201*, dan *ResNet50V2*) dengan dataset 1.681 gambar manggis yang dikategorikan menjadi tiga kelas, yaitu *ripe*, *semi-ripe*, dan *unripe*. Aplikasi dikembangkan menggunakan *Vue.js* dan *Python Flask*. Evaluasi model menggunakan metrik *ROC Curve* dan *AUC* menunjukkan performa sangat baik dengan nilai *AUC* 0,9938 untuk kelas *ripe*, 0,9303 untuk kelas *unripe*, dan 0,9108 untuk kelas *semi-ripe*. Nilai *Micro-Average* dan *Macro-Average AUC* sebesar 0,9516 dan 0,9482 mengkonfirmasi stabilitas model. Aplikasi ini diharapkan dapat memberikan solusi inovatif berbasis *deep learning* untuk transformasi digital pertanian berkelanjutan.

Copyright © 2025 LPPM - STMIK IKMI Cirebon
This is an open access article under the CC-BY license

Penulis Korespondensi:

Muhammad Asyrof

Program Studi Informatika,
Universitas Negeri Padang

Jln. Prof. Dr. Hamka, Air Tawar, Padang, Sumatera Barat, Indonesia

Email: muhammadasyrof79@gmail.com

1. Pendahuluan

Manggis (*Garcinia mangostana* L.), yang sering disebut sebagai “ratu buah”, adalah buah tropis asli Asia Tenggara yang termasuk dalam keluarga *Clusiaceae*. Buah ini dikenal luas karena aroma harum, rasa khas, dan kandungan gizi yang tinggi. Dengan kulit berwarna ungu gelap dan daging buah putih, manggis tidak hanya dihargai karena rasanya yang lezat tetapi juga manfaat kesehatannya, yang menjadikannya komoditas bernilai tinggi di pasar internasional [1]. Di Indonesia, manggis merupakan salah satu komoditas hortikultura unggulan dengan prospek ekspor yang menjanjikan [2]. Menurut Badan Karantina Pertanian (BARANTAN), pada Juli 2023 ekspor manggis Indonesia mencapai 6,3 ribu ton dengan tujuan utama seperti Tiongkok, Malaysia, Uni Emirat Arab, Hong Kong, dan Prancis. Sementara itu, BPS Sumatera Barat mencatat produksi manggis daerah tersebut pada 2022 mencapai 97.269 ton, menegaskan posisinya sebagai komoditas hortikultura unggulan.

Keberhasilan produksi dan distribusi manggis sangat bergantung pada ketepatan penentuan tingkat kematangan sebelum panen, di mana warna kulit menjadi indikator utama karena berpengaruh terhadap rasa, tekstur, dan umur simpan buah. Pemanenan yang terlalu dini menghasilkan buah asam dan keras, sementara pemanenan yang terlalu dini membuat buah terlalu lunak dan mudah rusak, yang berdampak pada kualitas dan nilai pasar, khususnya untuk ekspor yang menuntut standar tinggi [3]. Saat ini, penilaian kematangan masih dilakukan secara manual melalui observasi visual, namun metode ini bersifat subjektif dan bergantung pada pengalaman individu, sehingga berisiko menimbulkan ketidakonsistenan. Oleh karena itu, dibutuhkan pendekatan teknologi yang lebih objektif, akurat, dan dapat diandalkan untuk meningkatkan efisiensi dan konsistensi dalam penentuan tingkat kematangan buah.

Tingkat kematangan manggis dapat diklasifikasikan ke dalam beberapa indeks warna kulit, mulai dari indeks 1 (hijau kekuningan) hingga indeks 6 (ungu kehitaman), masing-masing mewakili tahap kematangan buah yang berbeda. Pendekatan pemrosesan citra digital, khususnya melalui *artificial intelligence*, memungkinkan proses klasifikasi ini dilakukan secara otomatis dan lebih konsisten. Salah satu teknologi dengan potensi signifikan di bidang ini adalah *deep learning*, khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN), yang telah terbukti efektif dalam mengidentifikasi objek dan menganalisis data visual [4].

CNN dapat mengenali pola visual kompleks dalam gambar, bahkan dalam kondisi lingkungan yang bervariasi seperti pencahayaan tidak merata,

objek kecil, dan oklusi [5]. Beberapa arsitektur CNN, seperti *ResNet50V2*, *DenseNet201*, dan *InceptionV3*, telah banyak digunakan dalam berbagai penelitian untuk klasifikasi gambar karena kelebihan masing-masing dalam efisiensi komputasi dan akurasi klasifikasi. *ResNet50V2* unggul dalam pelatihan model jaringan dalam yang stabil dan cepat [6], *DenseNet201* memungkinkan pemanfaatan fitur yang lebih optimal melalui koneksi padat antar lapisan [7], sedangkan *InceptionV3* secara efektif menangkap informasi multiskala melalui konvolusi paralel [8].

Penelitian ini bertujuan mengembangkan aplikasi *web* untuk memprediksi tingkat kematangan manggis menggunakan pendekatan *Hybrid CNN* yang menggabungkan tiga arsitektur CNN, guna meningkatkan akurasi klasifikasi dibandingkan model tunggal. Aplikasi ini dirancang agar dapat digunakan oleh petani dan pelaku industri pertanian dalam proses seleksi buah secara efisien dan sesuai standar kualitas internasional. Pengembangan ini diharapkan menjadi solusi inovatif berbasis *deep learning* bagi transformasi digital pertanian Indonesia yang lebih tepat dan berkelanjutan.

2. Metode

Metode yang digunakan dalam pengembangan ini adalah metode *System Development Life Cycle* (SDLC) dengan model *Waterfall*. Metode SDLC adalah metodologi yang sering digunakan dalam proses pengembangan sistem informasi. Konsep SDLC ini menjadi dasar pengembangan berbagai sistem informasi, menyediakan kerangka kerja terorganisasi untuk merencanakan dan mengelola proyek sistem informasi [9]. Model *Waterfall* sendiri adalah salah satu pendekatan dalam SDLC yang bersifat linear dan berurutan, di mana setiap tahap pengembangan diselesaikan secara bertahap sebelum melanjutkan ke tahap berikutnya [10].

2.1 Analisis Kebutuhan (Requirements Analysis)

Tahap analisis kebutuhan bertujuan mengidentifikasi komponen penting yang harus dimiliki aplikasi agar berfungsi optimal. Secara fungsional, aplikasi harus memungkinkan pengguna mengambil atau mengunggah gambar buah manggis dari kamera atau galeri, yang kemudian dianalisis menggunakan model *Hybrid CNN* untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan (*ripe*, *semi-ripe*, *unripe*) dan ditampilkan melalui antarmuka yang sederhana dan mudah dipahami.

Dari sisi non-fungsional, sistem dituntut memiliki pemrosesan cepat dari berbagai perangkat dan browser, serta kemudahan penggunaan tanpa

pelatihan teknis. Secara teknis, aplikasi harus responsif di berbagai ukuran layar, menggunakan teknologi *Hybrid CNN* sebagai inti prediksi, dan menyediakan fitur unggah gambar yang fleksibel.

2.2 Desain (Design)

a. Arsitektur *Hybrid CNN*

Sistem mengimplementasikan pendekatan *hybrid learning* dengan menggabungkan tiga model CNN dasar, yaitu *InceptionV3*, *DenseNet201*, dan *ResNet50V2*. Pendekatan ini diharapkan dapat meningkatkan akurasi klasifikasi karena setiap model memiliki karakteristik unik dalam menangkap fitur gambar. Arsitektur sistem memproses data gambar secara paralel melalui ketiga model, kemudian menggabungkan *output* untuk menghasilkan prediksi akhir tingkat kematangan [11].

b. Dataset

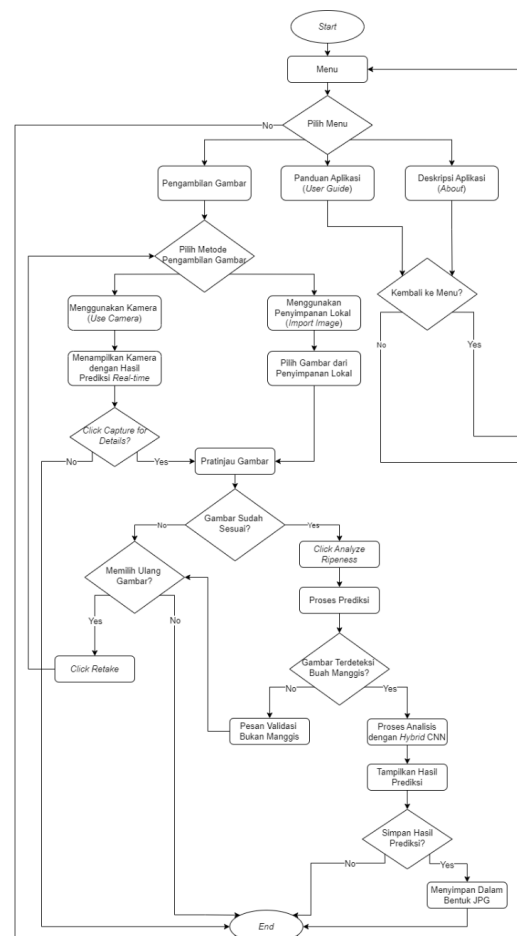
Model dilatih menggunakan dataset gambar buah manggis yang dikategorikan berdasarkan tiga tingkat kematangan. Dataset dirancang mencakup variasi pencahayaan, sudut pengambilan, dan kondisi lingkungan yang beragam untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model dalam kondisi penggunaan nyata.

c. Desain Antarmuka Pengguna

Antarmuka aplikasi dirancang dengan fokus pada pengalaman pengguna yang intuitif, terdiri dari halaman menu utama dengan opsi pengambilan gambar dan navigasi ke panduan serta deskripsi aplikasi, halaman pengambilan gambar dengan dua metode *input* yaitu dengan menggunakan kamera dan galeri, halaman pratinjau untuk konfirmasi pemilihan gambar, halaman proses prediksi dengan indikator *loading* dan validasi objek, halaman hasil prediksi yang menampilkan kategori kematangan dengan tingkat akurasi, serta halaman panduan dan deskripsi aplikasi.

d. Alur Kerja Aplikasi

Alur kerja aplikasi dimulai dari menu utama yang menyediakan tiga opsi, yaitu Pengambilan Gambar, *User Guide*, dan *About*. Untuk opsi Pengambilan Gambar, pengguna dapat menggunakan kamera secara langsung atau mengimpor gambar dari penyimpanan lokal. Setelah gambar dipilih, pengguna melihat pratinjau dan dapat melanjutkan dengan proses analisis. Sistem memverifikasi gambar sebagai buah manggis, kemudian melakukan analisis menggunakan model *Hybrid CNN* dan menampilkan hasil prediksi tingkat kematangan. Gambar berikut memvisualisasikan alur kerja aplikasi dari awal hingga akhir penggunaan.



Gambar 1. Diagram Alur Kerja Aplikasi

2.3 Implementasi (Implementation)

Dalam pengembangan aplikasi, bagian implementasi dilakukan melalui beberapa tahapan, meliputi:

a. Pengembangan Model *Hybrid CNN*

Model dikembangkan dengan merancang arsitektur CNN *hybrid* yang mengintegrasikan tiga model *pre-trained* menggunakan *TensorFlow*, *Keras*, dan *PyTorch*. Tujuannya adalah mengoptimalkan ekstraksi fitur gambar buah manggis melalui keunggulan masing-masing arsitektur.

b. Data Preprocessing

Preprocessing dilakukan dengan *ImageDataGenerator* dari *TensorFlow*, mencakup *data augmentation* dan normalisasi nilai piksel ke rentang [0,1] untuk memperluas distribusi data dan menjaga konsistensi input.

c. Model Training and Evaluation

Model *hybrid* dilatih dengan membekukan lapisan awal menggunakan bobot *ImageNet* dan *fine-tuning* lapisan lainnya. Proses pelatihan dioptimalkan menggunakan *EarlyStopping*, *ModelCheckpoint*, *ReduceLROnPlateau*, serta *class weights*.

Evaluasi dilakukan menggunakan akurasi, *loss*, *Confusion Matrix*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*.

d. Implementasi Aplikasi Web

Aplikasi dikembangkan secara *full-stack*, menggunakan *HTML*, *CSS*, *JavaScript*, dan *Vue.js* di sisi *frontend*. *Backend* dikembangkan dengan *Python* dan *Flask* sebagai *REST API* yang menghubungkan antarmuka pengguna dengan model *machine learning*.

2.4 Pengujian (Testing)

Pengujian difokuskan pada evaluasi antarmuka pengguna (UI/UX) dan akurasi model prediksi. Pengujian UI/UX mengevaluasi kemudahan navigasi, proses unggah gambar, dan kejelasan penyajian hasil melalui pendekatan eksploratif untuk memastikan pengalaman pengguna yang intuitif. Pengujian akurasi menggunakan metrik *ROC Curve* dan *AUC* dengan pendekatan *One-vs-Rest* untuk klasifikasi *multi-class*, mengukur performa prediksi melalui perbandingan dengan label sebenarnya [12].

2.5 Pemeliharaan (Maintenance)

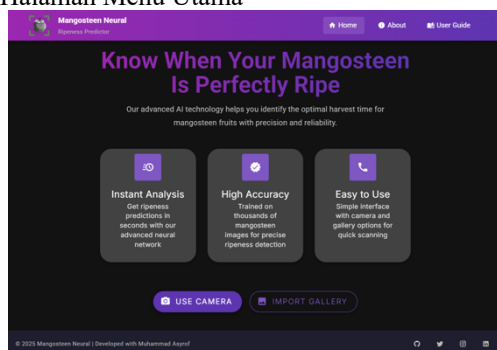
Tahap akhir melibatkan pemeliharaan aplikasi dengan mempertimbangkan umpan balik pengguna untuk terus meningkatkan performa dan akurasi sistem. Manual pengguna disediakan sebagai panduan untuk penggunaan dan pemeliharaan aplikasi.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Antarmuka Pengguna

Berikut ini adalah hasil rancangan antarmuka aplikasi yang terdiri dari beberapa halaman utama sebagai berikut:

a. Halaman Menu Utama

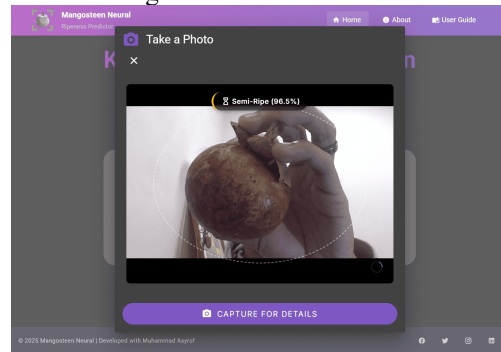


Gambar 2. Tampilan Halaman Menu Utama

Tampilan awal yang berfungsi sebagai pusat navigasi, dengan dua tombol utama yaitu “*Use Camera*” untuk pengambilan gambar langsung dan “*Import Gallery*” untuk memilih gambar dari penyimpanan perangkat. Di bagian atas, terdapat navbar dengan logo dan nama

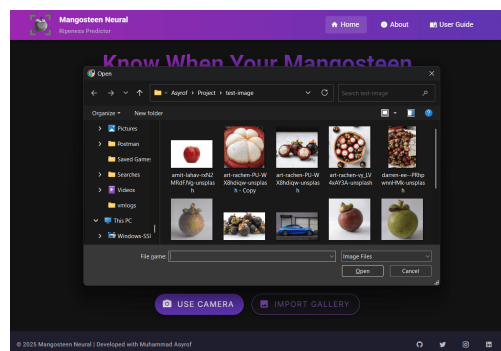
aplikasi serta tiga tombol navigasi, yaitu *Home*, *About*, dan *User Guide*.

b. Halaman Pengambilan Gambar



Gambar 3. Tampilan Halaman Menu “*Use Camera*”

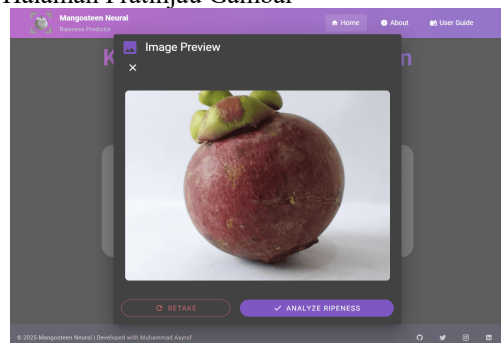
Gambar 3 menampilkan saat pengguna memilih “*Use Camera*”, di mana buah manggis terlihat langsung melalui kamera, disertai prediksi tingkat kematangan dan skor *confidence*. Tersedia tombol “*Capture for Details*” untuk mengambil gambar.



Gambar 4. Tampilan Halaman Menu “*Import Gallery*”

Sedangkan pada Gambar 4 menunjukkan tampilan saat pengguna memilih opsi “*Import Gallery*”, di mana sistem membuka penyimpanan perangkat untuk memilih gambar manggis yang akan diproses lebih lanjut untuk analisis tingkat kematangan.

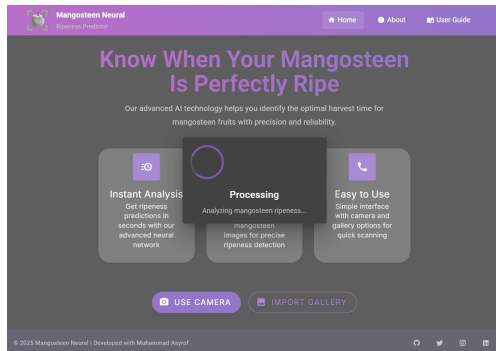
c. Halaman Pratinjau Gambar



Gambar 5. Tampilan Halaman Pratinjau Gambar

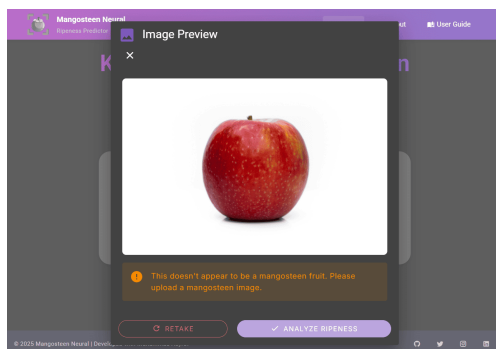
Gambar 5 menampilkan gambar yang dipilih oleh pengguna sebelum proses prediksi dilakukan. Pengguna dapat menekan “*Analyze Ripeness*” untuk melanjutkan, “*Retake*” untuk memilih ulang gambar.

d. Halaman Proses Prediksi



Gambar 6. Tampilan Halaman Proses Prediksi Gambar

Gambar 6 menampilkan animasi loading dengan teks “*Processing analyzing mangosteen ripeness*” sebagai indikator bahwa sistem sedang menganalisis gambar menggunakan model *Hybrid CNN*.

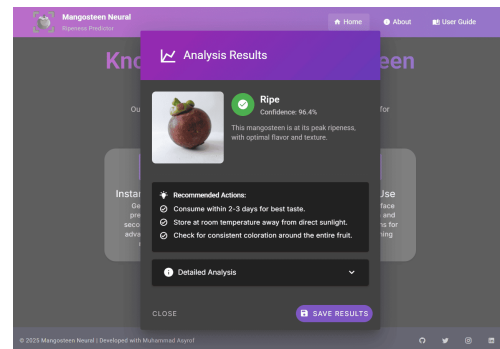


Gambar 7. Tampilan Halaman Validasi gambar bukan manggis

Setelah analisis selesai, sistem akan menampilkan hasil prediksi atau pesan peringatan “*This doesn't appear to be a mangosteen fruit*” jika gambar yang diunggah tidak teridentifikasi sebagai buah manggis, disertai tombol “*Retake*” untuk mengunggah gambar baru seperti pada Gambar 7.

e. Halaman Hasil Prediksi

Halaman hasil prediksi menampilkan gambar buah beserta hasil klasifikasi (*Ripe*, *Semi-Ripe*, atau *Unripe*) disertai dengan skor *confidence*. Selain itu, informasi mengenai tindakan yang direkomendasikan, analisis warna dan tekstur, serta estimasi umur simpan juga disediakan, memberikan pemahaman yang lebih komprehensif kepada pengguna seperti yang ditampilkan pada gambar 8 berikut:



Gambar 8. Tampilan Halaman Hasil Prediksi

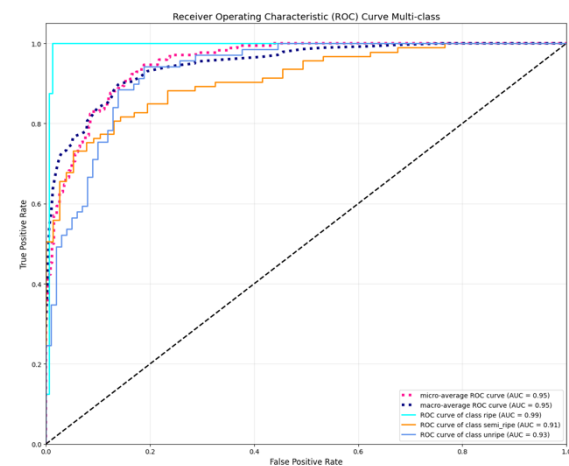
3.2. Hasil Evaluasi Model

Model hybrid CNN diuji menggunakan 1.681 gambar manggis dengan pembagian data latihan (80%), validasi (10%), dan uji (10%). Evaluasi dilakukan menggunakan metrik ROC dan AUC untuk mengukur kemampuan model dalam membedakan tingkat kematangan. Nilai AUC untuk masing-masing kelas disajikan pada tabel berikut:

Tabel 1. Nilai AUC untuk setiap Kelas Tingkat

Kelas	Kematangan	
	Nilai AUC	Interpretasi
<i>Ripe</i>	0.9938	Sangat Baik
<i>Semi-Ripe</i>	0.9108	Sangat Baik
<i>Unripe</i>	0.9303	Sangat Baik

Nilai AUC *Micro-Average* dan *Macro-Average* masing-masing sebesar 0.9516 dan 0.9482, mencerminkan stabilitas performa model secara keseluruhan.



Gambar 9. Receiver Operating Characteristic (ROC) Curve Multi Class

Pada Gambar 9 menunjukkan performa model dalam mengenali kematangan manggis. Kelas *Ripe* mencapai AUC tertinggi (0.9938), menunjukkan kemampuan klasifikasi yang sangat akurat. Sebaliknya, kelas *Semi-Ripe* memperoleh nilai AUC terendah (0.9108), menandakan tantangan dalam membedakan ciri visualnya yang cenderung

tumpang tindih dengan kelas lain. Hal ini menegaskan bahwa model lebih mudah mengenali kelas dengan ciri visual yang lebih jelas.

Tabel 2. Akurasi Klasifikasi per Kelas Berdasarkan Confusion Matrix

Kelas	Akurasi
Ripe	87.50%
Semi-Ripe	88.17%
Unripe	73.91%

Analisis *confusion matrix* menunjukkan perbedaan antara nilai AUC dan akurasi. Meskipun *Semi-Ripe* memiliki AUC terendah, akurasinya tertinggi (88,17%). Sebaliknya, *Unripe* dengan AUC 0.9303 justru menunjukkan akurasi terendah (73,91%). Hal ini kemungkinan disebabkan oleh kemiripan visual antara buah mentah dan setengah matang, terutama dalam kondisi pencahayaan tertentu. Pada nilai *Micro-Average* dan *Macro-Average* yang mendekati sama menunjukkan bahwa model *hybrid CNN* mampu mengklasifikasikan tiap kelas secara seimbang, mencerminkan efektivitas pendekatan *hybrid* dalam mengenali ciri-ciri penting meskipun data tidak sepenuhnya seimbang.

4. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengembangkan aplikasi *web* berbasis *Hybrid CNN* untuk klasifikasi tingkat kematangan buah manggis, yang menggabungkan tiga arsitektur CNN (*InceptionV3*, *DenseNet201*, dan *ResNet50V2*). Pendekatan ini terbukti meningkatkan akurasi dibandingkan model tunggal, dengan kemampuan mengidentifikasi tiga kategori kematangan secara otomatis dan objektif. Aplikasi dikembangkan menggunakan metodologi *Waterfall* dengan antarmuka yang intuitif, sehingga mudah digunakan tanpa pelatihan teknis khusus.

Evaluasi terhadap 1.681 gambar menunjukkan performa sangat baik, dengan AUC sebesar 0,9938 (*ripe*), 0,9303 (*unripe*), dan 0,9108 (*semi-ripe*). Nilai *Micro-Average* AUC 0,9516 dan *Macro-Average* AUC 0,9482 mengindikasikan kestabilan model. Kendala ditemukan pada klasifikasi buah mentah (*unripe*) yang memiliki akurasi terendah (73,91%) akibat kemiripan visual dengan kategori lain dan sensitivitas terhadap kualitas pencahayaan.

Pengembangan selanjutnya dapat difokuskan pada peningkatan variasi dataset dan integrasi ke aplikasi mobile untuk meningkatkan aksesibilitas. Penelitian ini diharapkan berkontribusi dalam transformasi digital pertanian melalui solusi *deep learning* yang mendukung penentuan kualitas manggis secara efisien dan konsisten untuk kebutuhan ekspor.

Daftar Pustaka

[1] L. S. Kalick *et al.*, "Mangosteen for malignancy

- prevention and intervention: Current evidence, molecular mechanisms, and future perspectives," *Pharmacol. Res.*, vol. 188, no. November 2022, p. 106630, 2023, doi: 10.1016/j.phrs.2022.106630.
- [2] R. A. Suharman and H. Hartono, "Klasifikasi Kematangan Manggis Berdasarkan Fitur Warna dan Tekstur Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *PYTHAGORAS J. Pendidik. Mat.*, vol. 17, no. 2, pp. 377–388, 2022, doi: 10.21831/pythagoras.v17i2.53625.
- [3] A. A. Sunarto, T. Informatika, U. M. Sukabumi, K. Kematangan, D. Learning, and K. Super, "Penerapan You Only Look Once (YOLO) V8 Untuk Deteksi Tingkat Kematangan Buah Manggis," vol. 8, no. 5, pp. 10566–10571, 2024.
- [4] S. Yadav, S. K. Jain, D. Rajpurohit, K. K. Meena, and K. Jain, "Fruit maturity detection using deep learning: An overview," *Int. J. Adv. Biochem. Res.*, vol. 8, no. 7S, pp. 608–610, 2024, doi: 10.33545/26174693.2024.v8.i7sh.1597.
- [5] A. Wang *et al.*, "NVW-YOLOv8s: An improved YOLOv8s network for real-time detection and segmentation of tomato fruits at different ripeness stages," *Comput. Electron. Agric.*, vol. 219, p. 108833, 2024, doi: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2024.108833>.
- [6] M. Agil Izzulhaq and Alamsyah, "Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network Arsitektur ResNet50V2 Untuk Mengidentifikasi Penyakit Pneumonia," *Indones. J. Math. Nat. Sci.*, vol. 47, no. 1, pp. 12–22, 2024, [Online]. Available: <https://journal.unnes.ac.id/journals/JM/index>.
- [7] F. Salim, F. Saeed, S. Basurra, S. N. Qasem, and T. Al-Hadhrani, "DenseNet-201 and Xception Pre-Trained Deep Learning Models for Fruit Recognition," *Electron.*, vol. 12, no. 14, 2023, doi: 10.3390/electronics12143132.
- [8] A. W. Kosman, Y. Wahyuningsih, and F. Mahendrasusila, "Pengujian Metode Inception V3 dalam Mengidentifikasi Penyakit Kanker Kulit," *J. Teknologi Inform. dan Komput. MH. Thamrin*, vol. 10, no. 1, pp. 136–146, 2024.
- [9] A. A. Wahid, "Analisis Metode Waterfall Untuk Pengembangan Sistem Informasi," *J. Ilmu-ilmu Inform. dan Manaj. STMIK*, vol. 1, no. November, 2020.
- [10] D. Gunawan and A. P. Aditya, "Implementation of String Similarity Algorithm in Public Complaint Applications To Minimize Similar Complaints," *JITK (Jurnal Ilmu Pengetah. dan Teknol. Komputer)*, vol. 9, no. 1, pp. 40–48, 2023, doi: 10.33480/jitk.v9i1.4173.
- [11] R. G. Tiwari and A. K. Rai, "Hybridizing Convolutional Neural Networks and Support Vector Machines for Mango Ripeness Classification," *2024 ASU Int. Conf. Emerg. Technol. Sustain. Intell. Syst. ICETSIS 2024*, pp. 980–985, 2024, doi: 10.1109/ICETSIS61505.2024.10459360.
- [12] F. S. Nahm, "Receiver operating characteristic curve: overview and practical use for clinicians," *Korean J. Anesthesiol.*, vol. 75, no. 1, pp. 25–36, 2022, doi: 10.4097/kja.21209.