

Deteksi Tingkat Kematangan Buah Salak Dengan Metode *Hybrid Convolutional Neural Network* (CNN) dan *K-Nearest Neighbor* (KNN) Berbasis Web

Udan Gunawan^{1*}, Iim Abdurrohmim²

^{1,2}Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer dan Sistem Informasi, Universitas Kebangsaan Republik Indonesia, Jalan Terusan Halimun No.37 Lkr.Sel. Kec. Lengkong, Kota Bandung, Jawa Barat, 40263, Indonesia.
E-mail: udangunawan19@gmail.com

*Corresponding Author



<https://doi.org/10.70292/pctif.v4i2.144>

ARTICLE INFO

Article history:

Received: 19 Aug 2026

Revised: 25 Aug 2026

Accepted: 31 Aug 2026

Kata Kunci:

Deteksi Kematangan Buah Salak, *Hybrid CNN-KNN*, *MobileNetV2*, *K-Nearest Neighbor*.

Keywords:

Salak Fruit Ripeness Detection, *Hybrid CNN-KNN*, *MobileNetV2*, *K-Nearest Neighbor*.

ABSTRACT

Penentuan tingkat kematangan buah salak secara manual masih mengandalkan pengamatan visual berdasarkan warna, tekstur, dan bentuk buah sehingga bersifat subjektif dan berpotensi menghasilkan penilaian yang berbeda. Penelitian ini bertujuan membangun sistem deteksi tingkat kematangan buah salak berbasis web menggunakan metode *hybrid Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *MobileNetV2* sebagai *feature extractor* dan *K-Nearest Neighbor* (KNN) sebagai *classifier*. *Dataset* yang digunakan berjumlah 1.200 citra yang terbagi ke dalam tiga kelas, yaitu matang, setengah matang, dan mentah. Sebelum proses pelatihan, citra melalui tahap *preprocessing* berupa *resize*, normalisasi, dan *online data augmentation*. Selanjutnya *MobileNetV2* digunakan untuk mengekstraksi fitur, sedangkan KNN dengan nilai parameter terbaik $K=3$ digunakan untuk proses klasifikasi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model *hybrid CNN* dengan arsitektur *MobileNetV2* dan KNN memperoleh akurasi sebesar 94% dengan nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang tinggi pada setiap kelas. Pengujian sistem berdasarkan karakteristik *functional suitability* dan *reliability* pada standar ISO/IEC 25010 menunjukkan bahwa seluruh fungsi sistem berjalan sesuai kebutuhan serta mampu beroperasi secara konsisten selama pengujian. Berdasarkan hasil tersebut, sistem yang dikembangkan mampu mendeteksi tingkat kematangan buah salak secara akurat, objektif, dan dapat diimplementasikan sebagai media bantu identifikasi kematangan buah salak berbasis web.

Determining the ripeness level of salak fruit manually still relies on visual observation based on the fruit's color, texture, and shape, making the process subjective and potentially resulting in inconsistent assessments. This study aims to develop a web-based salak fruit ripeness detection system using a hybrid Convolutional Neural Network (CNN) with the MobileNetV2 architecture as the feature extractor and K-Nearest Neighbor (KNN) as the classifier. The dataset used consists of 1,200 images divided into three classes: unripe, half-ripe, and ripe. Before the training process, all images underwent preprocessing, including resizing, normalization, and online data augmentation. MobileNetV2 was then employed to extract image features, while KNN with the optimal parameter of $K = 3$ was used for the classification process. The experimental results show that the proposed hybrid MobileNetV2-KNN model achieved an accuracy of 94%, with high precision, recall, and F1-score values for all classes. System testing based on the Functional Suitability and Reliability characteristics of the ISO/IEC 25010 standard demonstrated that all system functions operated as intended and consistently performed throughout the testing process. Based on these results, the developed system is capable of detecting the ripeness level of salak fruit accurately and objectively and can be implemented as a web-based tool to assist in salak fruit ripeness identification.



This is an open access article under the CC-BY-SA license.

PENDAHULUAN

Dalam sektor pertanian, penentuan tingkat kematangan merupakan salah satu tahapan penting sebelum proses panen karena berpengaruh terhadap kualitas dan nilai ekonomi hasil pertanian. Tingkat kematangan yang tepat dapat menentukan kualitas buah dari segi rasa, tekstur, aroma, dan daya simpan, sedangkan waktu panen yang tidak tepat dapat menyebabkan penurunan kualitas serta memengaruhi nilai jual produk (Baihaqi & Fridayati, 2025; Manurung et al., 2024; Reswan et al., 2024). Oleh karena itu, diperlukan proses identifikasi tingkat kematangan yang tepat agar kualitas hasil panen dapat dipertahankan dan proses pemilihan buah dapat dilakukan secara lebih efektif.

Pada praktiknya, penentuan tingkat kematangan buah masih banyak dilakukan melalui pengamatan visual berdasarkan karakteristik seperti warna kulit, tekstur permukaan, dan ukuran buah. Cara tersebut sangat bergantung pada pengalaman dan persepsi petani sehingga dapat menimbulkan perbedaan hasil penilaian antarpetani. Kondisi tersebut menyebabkan proses penentuan kematangan menjadi subjektif dan berpotensi menghasilkan keputusan panen yang tidak konsisten (Panjaitan et al., 2025). Pengolahan citra digital dapat menjadi salah satu alternatif untuk mengatasi permasalahan tersebut karena mampu memanfaatkan informasi visual berupa warna, bentuk, dan tekstur sebagai dasar identifikasi objek secara lebih objektif (Wardhana et al., 2022).

Penelitian mengenai deteksi kematangan buah telah memanfaatkan berbagai pendekatan pengolahan citra, antara lain melalui ekstraksi fitur warna RGB, HSV, dan HIS serta segmentasi citra untuk memisahkan objek buah dari latar belakang (Al-arrafi et al., 2024). Namun, pendekatan yang bergantung pada ekstraksi fitur secara manual masih memiliki keterbatasan dalam menghadapi variasi citra dan perubahan kondisi pencahayaan. Perkembangan *Artificial Intelligence*, khususnya *deep learning*, memberikan alternatif melalui *Convolutional Neural Network* (CNN) yang mampu melakukan ekstraksi fitur secara otomatis dan mengenali pola visual yang kompleks dari citra (Hamzah et al., 2026).

Selain CNN, *K-Nearest Neighbor* (KNN) dapat digunakan sebagai metode klasifikasi berdasarkan kedekatan jarak antar data. KNN memiliki proses klasifikasi yang relatif sederhana dan tidak memerlukan proses pelatihan yang kompleks, tetapi kinerjanya sangat dipengaruhi oleh kualitas fitur yang digunakan. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa CNN telah memberikan hasil yang baik dalam deteksi tingkat kematangan buah mangga berbasis *deep learning* (Rismayanti & Rahmadewi, 2025). Sementara itu, penerapan KNN pada deteksi kematangan buah salak menggunakan fitur HSV memperoleh akurasi sebesar 80%, tetapi masih memiliki keterbatasan terhadap variasi pencahayaan dan kompleksitas citra (Hamdi Aulia Ramadhan & Sriani, 2025).

Keterbatasan tersebut mendorong penggunaan pendekatan *hybrid* dengan menggabungkan CNN dan KNN, yaitu CNN digunakan sebagai ekstraktor fitur dan KNN sebagai klasifikator. Penelitian sebelumnya yang menerapkan CNN dengan arsitektur *MobileNetV2* sebagai ekstraktor fitur dan KNN sebagai klasifikator pada klasifikasi tingkat kematangan cabai rawit memperoleh akurasi sebesar 99,33%, sedangkan penggunaan CNN secara tunggal memperoleh akurasi sebesar 87,33%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa kombinasi CNN dan KNN memiliki potensi untuk meningkatkan performa klasifikasi dengan memanfaatkan kemampuan CNN dalam menghasilkan representasi fitur dan kemampuan KNN dalam mengklasifikasikan data berdasarkan kedekatan fitur (Muhammad Rifki Bahrul Ulum et al., 2024).

Salak menjadi salah satu komoditas yang relevan untuk dikembangkan menggunakan pendekatan tersebut karena karakteristik kulitnya yang bersisik dan warna yang relatif seragam dapat menyulitkan proses pembedaan tingkat kematangan secara visual. Kondisi serupa ditemukan pada petani buah salak di Desa Cibanteng, Kecamatan Sukaresmi, Kabupaten Cianjur, yang masih menentukan tingkat kematangan secara manual berdasarkan pengalaman. Kesalahan dalam menentukan tingkat kematangan dapat menyebabkan buah dipanen terlalu dini sehingga memiliki rasa kurang manis dan tekstur keras, atau dipanen terlalu matang sehingga memiliki daya simpan lebih rendah dan berpotensi menurunkan nilai jual buah (Hamdi Aulia Ramadhan & Sriani, 2025).

Berdasarkan kondisi tersebut, terdapat kesenjangan antara perkembangan metode pengolahan citra dan kecerdasan buatan dengan penerapannya pada klasifikasi tingkat kematangan buah salak. Penelitian mengenai KNN pada buah salak telah dilakukan menggunakan fitur HSV, sedangkan kombinasi CNN dan KNN telah menunjukkan hasil yang baik pada objek buah lainnya. Namun, penerapan *hybrid* CNN dan KNN secara khusus untuk klasifikasi tingkat kematangan buah salak

berbasis citra digital dengan dukungan *data augmentation* masih terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini memilih pendekatan *Hybrid Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *Mobile NetV2* dan *K-Nearest Neighbor* (KNN), dengan CNN digunakan untuk mengekstraksi fitur citra secara otomatis dan KNN digunakan untuk melakukan klasifikasi berdasarkan fitur yang dihasilkan. Teknik data augmentation digunakan untuk meningkatkan keberagaman data latih sehingga diharapkan dapat mendukung stabilitas model dalam proses klasifikasi.

Penelitian ini bertujuan membangun sistem yang mampu mengidentifikasi tingkat kematangan buah salak secara otomatis dan objektif berdasarkan citra digital ke dalam tiga kategori, yaitu mentah, setengah matang, dan matang. Sistem berbasis web yang dikembangkan diharapkan dapat menjadi alat bantu bagi petani dan BUMDes Desa Cibanteng dalam melakukan identifikasi kematangan buah serta mendukung proses pemilihan buah dan pengambilan keputusan waktu panen. Dengan penerapan *hybrid CNN-MobileNetV2* dan KNN, penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi dalam penerapan kecerdasan buatan dan pengolahan citra digital pada klasifikasi kematangan komoditas buah salak.

METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen untuk mengukur kinerja sistem deteksi tingkat kematangan buah salak menggunakan metode *hybrid Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *Mobile NetV2* dan *K-Nearest Neighbor* (KNN). CNN digunakan sebagai feature extractor untuk memperoleh fitur dari citra buah salak, sedangkan KNN digunakan untuk melakukan klasifikasi berdasarkan fitur yang dihasilkan. Penelitian menggunakan *framework Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM)* yang terdiri atas *business understanding*, *data understanding*, *data preparation*, *modeling*, *evaluation*, dan *deployment* (Rianti et al., 2023).

Data penelitian berupa citra digital buah salak yang diperoleh melalui observasi langsung menggunakan kamera dan dikelompokkan menjadi tiga kelas, yaitu mentah, setengah matang, dan matang. Observasi dilakukan untuk memperoleh karakteristik visual buah salak, sedangkan wawancara dengan pihak terkait seperti pengelola BUMDes atau petani digunakan sebagai data pendukung dalam menentukan kriteria dan label tingkat kematangan. *Dataset* dipersiapkan melalui *resize* citra menjadi 224×224 piksel, normalisasi nilai piksel dari 0-255 menjadi 0-1, serta data augmentation berupa *rotation*, *horizontal flip*, *zoom*, dan *brightness adjustment*. *Dataset* kemudian dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji.

Pada tahap modeling, arsitektur *Mobile NetV2* digunakan untuk mengekstraksi fitur citra, kemudian fitur tersebut digunakan sebagai masukan bagi algoritma KNN untuk menentukan kelas kematangan buah salak. Model yang telah dibangun diuji menggunakan data uji untuk mengetahui kemampuan klasifikasinya. Evaluasi dilakukan menggunakan *confusion matrix* dengan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Nilai *accuracy* digunakan untuk mengukur ketepatan klasifikasi secara keseluruhan, sedangkan *precision*, *recall*, dan *F1-score* digunakan untuk mengukur kinerja model pada masing-masing kelas. Model yang telah dievaluasi selanjutnya diimplementasikan ke dalam aplikasi berbasis web untuk melakukan deteksi tingkat kematangan buah salak secara otomatis.

HASIL DAN PEMBAHASAN

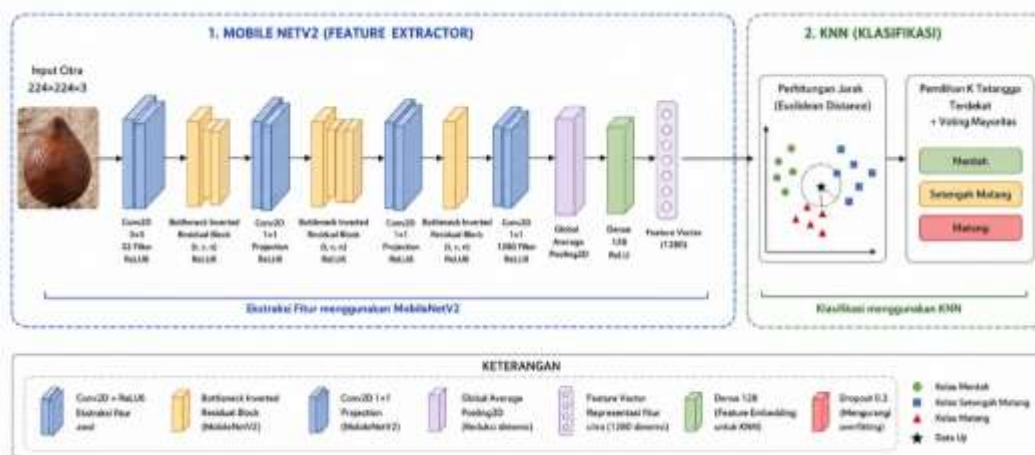
Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem klasifikasi tingkat kematangan buah salak berhasil dibangun menggunakan metode *hybrid Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *MobileNetV2* sebagai *feature extractor* dan *K-Nearest Neighbor* (KNN) sebagai *classifier*. *Dataset* yang digunakan terdiri atas 1.200 citra buah salak yang terbagi ke dalam tiga kelas, yaitu mentah, setengah matang, dan matang, dengan masing-masing kelas berjumlah 400 citra. *Dataset* dibagi menggunakan rasio 80:20 sehingga diperoleh 960 citra sebagai data latih dan 240 citra sebagai data uji. Sebelum digunakan dalam proses pelatihan, citra melalui tahap preprocessing berupa *resize* menjadi 224×224 piksel, normalisasi nilai piksel, serta *online data augmentation* berupa rotasi, *horizontal flip*, *zoom*, dan penyesuaian kecerahan. Penerapan data augmentation digunakan untuk memberikan variasi citra selama proses pelatihan sehingga model memperoleh representasi data yang lebih beragam.

Tabel 1. Karakteristik *Dataset* Penelitian

Karakteristik	Keterangan
---------------	------------

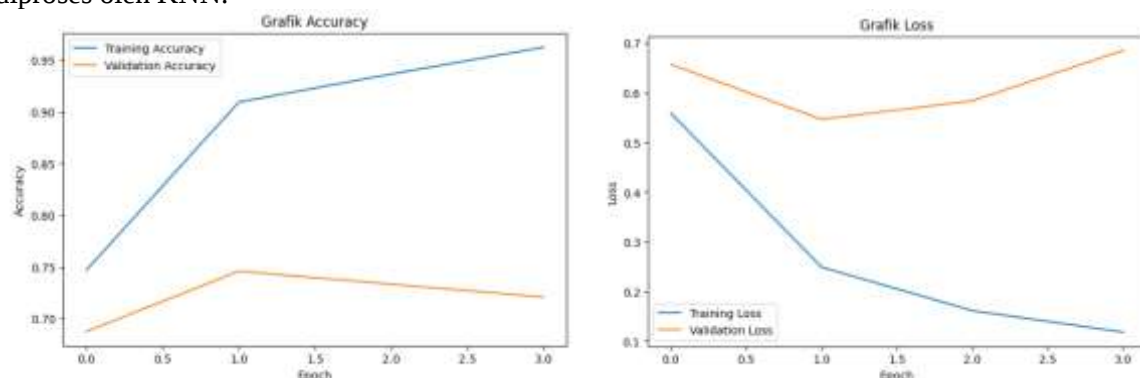
Jenis data	Citra digital buah salak
Sumber data	Data primer hasil pengambilan langsung oleh peneliti
Jumlah kelas	3 kelas
Kategori	Mentah, Setengah Matang, Matang
Jumlah citra	1.200 citra
Distribusi kelas	400 citra setiap kelas
Format citra	JPG
Resolusi awal	Bervariasi sesuai kamera ponsel
Ukuran input CNN	224 × 224 piksel
Metode pelabelan	Observasi visual berdasarkan karakteristik buah

Pada tahap pemodelan, *MobileNetV2* digunakan untuk mempelajari karakteristik visual citra dan menghasilkan representasi fitur, sedangkan KNN digunakan untuk menentukan kelas berdasarkan kedekatan fitur tersebut. Setelah proses pelatihan *MobileNetV2* selesai, *classification layer* tidak digunakan sebagai classifier akhir. Fitur diambil dari *Dense layer* dengan 128 neuron sehingga setiap citra direpresentasikan dalam bentuk vektor fitur berukuran 128 dimensi. Vektor fitur tersebut kemudian digunakan sebagai masukan bagi KNN untuk melakukan klasifikasi tingkat kematangan buah salak.



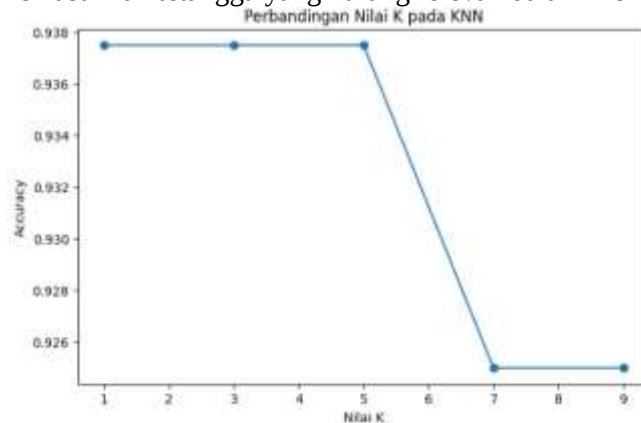
Gambar 1. Arsitektur Hybrid MobileNetV2 dan KNN

Proses pelatihan *MobileNetV2* menggunakan *optimizer Adam* dengan *learning rate* 0,0001, *batch size* 32, dan maksimum 20 *epoch*. Mekanisme *early stopping* diterapkan untuk menghentikan proses pelatihan ketika performa validasi tidak mengalami peningkatan. Hasil pelatihan menunjukkan bahwa proses berhenti pada epoch ke-4. Pada proses tersebut diperoleh training *accuracy* sebesar 96,25% dan *validation accuracy* sebesar 72,08%. Perbedaan antara akurasi pelatihan dan validasi menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola pada data latih, tetapi masih terdapat perbedaan performa ketika digunakan pada data validasi. Meskipun demikian, *MobileNetV2* tetap digunakan sebagai *feature extractor* karena tujuan utama tahap tersebut adalah memperoleh representasi fitur yang selanjutnya diproses oleh KNN.



Gambar 2. Grafik Accuracy dan Loss Pelatihan MobileNetV2

Penentuan nilai K dilakukan dengan menguji beberapa nilai, yaitu K=1, K=3, K=5, K=7, dan K=9. Hasil pengujian menunjukkan bahwa K=1, K=3, dan K=5 menghasilkan akurasi yang relatif sama, yaitu sekitar 93,75%, sedangkan K=7 dan K=9 mengalami penurunan akurasi menjadi sekitar 92,5%. Berdasarkan hasil tersebut, nilai K=3 dipilih sebagai *classifier* akhir karena memberikan keseimbangan antara penggunaan tetangga terdekat dan kemampuan generalisasi model. Penggunaan K=3 juga mengurangi ketergantungan terhadap satu tetangga seperti pada K=1, sementara penggunaan nilai K yang lebih besar dapat memasukkan tetangga yang kurang relevan dalam menentukan kelas.



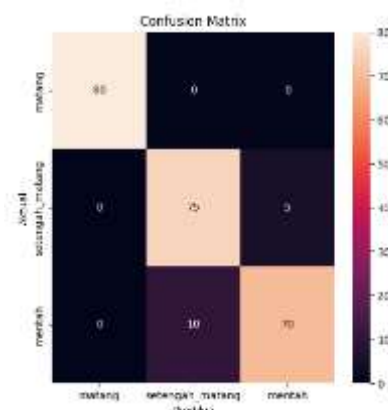
Gambar 3. Garfik Pengujian Nilai K

Evaluasi klasifikasi dilakukan menggunakan data uji sebanyak 240 citra dengan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Model *Hybrid MobileNetV2-KNN* memperoleh akurasi sebesar 94%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa sebagian besar citra uji dapat diklasifikasikan sesuai dengan kelas sebenarnya. Performa terbaik diperoleh pada kelas matang dengan nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* sebesar 1,00. Sementara itu, kelas setengah matang memperoleh *precision* sebesar 0,88, *recall* sebesar 0,94, dan *F1-score* sebesar 0,91, sedangkan kelas mentah memperoleh *precision* sebesar 0,93, *recall* sebesar 0,88, dan *F1-score* sebesar 0,90.

Tabel 2. Hasil Evaluasi Klasifikasi *Hybrid MobileNetV2* dan KNN

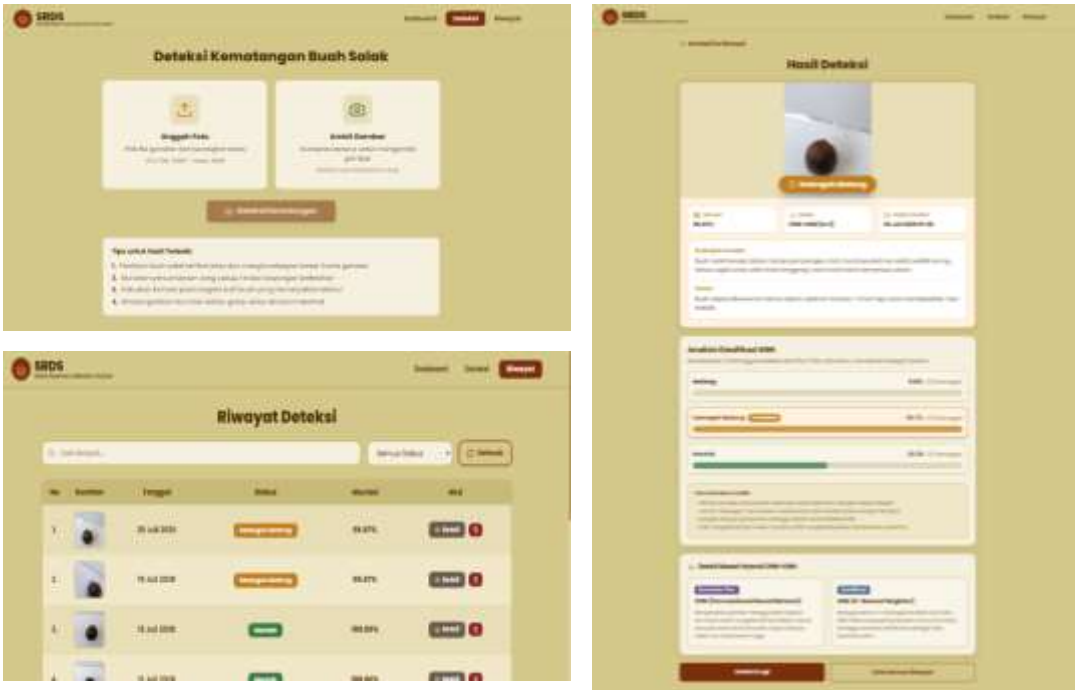
Kelas	Precision	Recall	F1-score	Support
Matang	1,00	1,00	1,00	80
Setengah Matang	0,88	0,94	0,91	80
Mentah	0,93	0,88	0,90	80
Accuracy	-	-	0,94	240

Hasil *confusion matrix* menunjukkan bahwa kesalahan klasifikasi terutama terjadi antara kelas mentah dan setengah matang. Kondisi tersebut menunjukkan adanya kemiripan karakteristik visual pada kedua kelas, terutama pada warna dan tekstur kulit buah salak. Sebaliknya, kelas matang dapat dikenali dengan lebih baik karena karakteristik visualnya relatif lebih mudah dibedakan. Hasil tersebut menunjukkan bahwa kemampuan model dalam membedakan tingkat kematangan dipengaruhi oleh kemiripan karakteristik visual antar kelas.



Gambar 4. Confusion Matrix Hybrid MobileNetV2 dan KNN

Model yang telah diperoleh selanjutnya diimplementasikan ke dalam aplikasi berbasis web. Sistem menyediakan fitur untuk mengunggah citra atau mengambil citra melalui kamera perangkat. Citra yang diberikan pengguna diproses melalui preprocessing, kemudian fitur diekstraksi menggunakan *MobileNetV2* dan diklasifikasikan menggunakan KNN. Hasil klasifikasi selanjutnya ditampilkan pada halaman hasil deteksi dan disimpan sebagai riwayat deteksi. Implementasi tersebut menunjukkan bahwa model hasil eksperimen dapat diterapkan pada sistem yang dapat digunakan secara langsung untuk membantu identifikasi tingkat kematangan buah salak.



Gambar 5. Impelentasi Halaman Deteksi, Hasil Deteksi dan Riwayat Deteksi

Pengujian sistem dilakukan berdasarkan karakteristik *Functional Suitability* dan *Reliability* pada standar ISO/IEC 25010. *Functional Suitability* diuji menggunakan *Black Box Testing* dengan teknik *Equivalence Partitioning* untuk memastikan fungsi utama sistem berjalan sesuai kebutuhan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa seluruh fungsi utama, mulai dari dashboard, input citra, proses deteksi, hasil klasifikasi, hingga riwayat deteksi, dapat dijalankan sesuai hasil yang diharapkan. Pengujian *Reliability* dilakukan melalui 20 kali proses deteksi. Dari pengujian tersebut terdapat 18 proses berhasil dan 2 proses mengalami kesalahan klasifikasi, sehingga diperoleh tingkat keberhasilan sebesar 90%.

Tabel 3. Hasil Pengujian Sistem Berdasarkan ISO/IEC 25010

Karakteristik	Metode Pengujian	Hasil
Functional Suitability	Black Box – Equivalence Partitioning	Seluruh 12 test case berhasil
Reliability	20 kali proses deteksi	18 berhasil, 2 gagal (90%)

Dua kesalahan pada pengujian *Reliability* terjadi ketika citra buah salak dengan kelas sebenarnya mentah diklasifikasikan sebagai setengah matang. Hasil tersebut sejalan dengan *confusion matrix* yang menunjukkan bahwa kesalahan klasifikasi terjadi pada kelas mentah dan setengah matang. Dengan demikian, kesalahan bukan disebabkan oleh kegagalan sistem dalam menjalankan proses, tetapi berkaitan dengan kemiripan karakteristik visual antar kelas. Secara keseluruhan, penelitian menunjukkan bahwa metode *Hybrid MobileNetV2-KNN* mampu memberikan performa klasifikasi yang baik dengan akurasi sebesar 94% serta dapat diimplementasikan ke dalam sistem berbasis web untuk membantu proses identifikasi tingkat kematangan buah salak.

SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, metode *hybrid Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *MobileNetV2* sebagai *feature extractor* dan *K-Nearest Neighbor* (KNN) sebagai *classifier* berhasil diterapkan untuk mengidentifikasi tingkat kematangan buah salak ke dalam tiga kelas, yaitu mentah, setengah matang, dan matang. Dengan menggunakan 1.200 citra dan pembagian data 80:20, model menghasilkan akurasi klasifikasi sebesar 94%. Nilai $K=3$ dipilih sebagai *classifier* akhir berdasarkan hasil pengujian beberapa nilai K . Model juga berhasil diimplementasikan ke dalam aplikasi berbasis web sehingga proses identifikasi dapat dilakukan secara otomatis.

Hasil pengujian sistem menunjukkan bahwa seluruh fungsi utama dapat berjalan sesuai kebutuhan berdasarkan pengujian *Functional Suitability*. Sementara itu, pengujian *Reliability* sebanyak 20 kali menghasilkan 18 proses berhasil dan 2 kesalahan klasifikasi, sehingga diperoleh tingkat keberhasilan sebesar 90%. Kesalahan terutama terjadi pada kelas mentah yang diklasifikasikan sebagai setengah matang karena adanya kemiripan karakteristik visual kedua kelas. Dengan demikian, metode yang dikembangkan memiliki potensi sebagai media bantu identifikasi tingkat kematangan buah salak berbasis citra digital. Pengembangan selanjutnya dapat dilakukan dengan menambah jumlah dan keragaman dataset serta meningkatkan variasi kondisi citra agar kemampuan model dalam membedakan kelas yang memiliki karakteristik visual serupa dapat lebih baik.

UCAPAN TERIMA KASIH

Peneliti menyampaikan ucapan terima kasih kepada semua pihak yang telah memberikan bantuan, dukungan, dan kontribusi selama proses penelitian hingga penyusunan artikel ini. Ucapan terima kasih disampaikan kepada Fakultas Ilmu Komputer dan Sistem Informasi beserta seluruh civitas akademika yang telah memberikan fasilitas dan dukungan selama pelaksanaan penelitian. Peneliti juga menyampaikan terima kasih kepada dosen pembimbing dan dosen penguji yang telah memberikan arahan, masukan, serta evaluasi dalam penyelesaian penelitian ini.

Ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya disampaikan kepada kedua orang tua dan keluarga yang senantiasa memberikan doa, dukungan, motivasi, dan semangat selama proses penelitian. Terima kasih juga disampaikan kepada teman-teman seperjuangan, khususnya rekan-rekan Teknik Informatika, yang telah memberikan bantuan, semangat, dan kebersamaan selama proses penyelesaian penelitian ini. Peneliti juga menyampaikan terima kasih kepada seluruh pihak yang telah membantu dalam proses pengumpulan data dan pengembangan sistem.

Terakhir, peneliti mengucapkan terima kasih kepada diri sendiri yang telah bertahan, berusaha, dan menyelesaikan setiap tahapan penelitian dengan segala tantangan yang dihadapi. Semoga segala dukungan dan kebaikan yang telah diberikan oleh seluruh pihak mendapatkan balasan yang terbaik.

REFERENSI

- Al-arrafi, M. I., Nurdiansyah, A., & Ramadhanu, A. (2024). Optimalisasi Metode Median Filter untuk Mereduksi Noise pada Citra Kematangan Buah Jambu Madu. *Journal of Education Research*, 5(4), 5954–5958. <https://doi.org/10.37985/jer.v5i4.1858>
- Baihaqi, B., & Fridayati, D. (2025). Analisis Warna, TSS dan Kekerasan Tomat (*Lycopersicum esculentum* Mill.) pada Tingkat Kematangan Berbeda. *Jurnal Minfo Polgan*, 13(2), 2424–2432. <https://doi.org/10.33395/jmp.v13i2.14512>
- Hamdi Aulia Ramadhan, & Sriani, S. (2025). Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Salak Sidempuan Menggunakan K-Nearest Neighbor pada Ruang Warna HSV. *INSOLOGI: Jurnal Sains Dan Teknologi*, 4(4), 997–1012. <https://doi.org/10.55123/insologi.v4i4.6298>
- Hamzah, A., Ariyana, R. Y., Basuki, U. J., & Basgoro, B. T. (2026). *CLASSIFICATION OF BANANA MATURITY LEVELS USING*. 19(1), 23–32.
- Manurung, H., Simanyngkalit, F. J., & Nadapdap, M. (2024). *Pengaruh Tingkat Kematangan dan Lama Penyimpanan Terhadap Mutu Fisikokimia Jeruk Siam Madu (Citrus nobilis Lour) Pada Kondisi Penyimpanan Dingin* Hotman. 17(2), 94–106.
- Muhammad Rifki Bahrul Ulum, Basuki Rahmat, & Made Hanindia Prami Swari. (2024). Implementasi Metode CNN Dan K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Tingkat Kematangan Tanaman Cabai Rawit. *Modem : Jurnal Informatika Dan Sains Teknologi.*, 2(3), 112–123. <https://doi.org/10.62951/modem.v2i3.131>
- Panjaitan, Z., Dahria, M., & Andika, B. (2025). *Penerapan Hue , Saturation , Value (HSV) dengan*

- Sobel dalam Segmentasi Citra Digital untuk Deteksi Kematangan Tomat* . 4(November), 1470–1480.
- Reswan, Y., Toyib, R., Witriyono, H., & Anggraini, A. (2024). Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Nanas Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor (KNN). *Jurnal Media Infotama*, 20(1), 280–287.
- Rianti, A., Wachid, N., Majid, A., & Fauzi, A. (2023). *CRISP-DM : Metodologi Proyek Data Science*. 107–114.
- Rismayanti, A., & Rahmadewi, R. (2025). Deteksi Dan Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Mangga Harum Manis Menggunakan You Only Look Once (Yolo) V8. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 9(3), 3645–3654. <https://doi.org/10.36040/jati.v9i3.13320>
- Wardhana, N. A., Husodo, A. Y., & Bimantoro, F. (2022). Ekstraksi Fitur Warna dalam Proses Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Rambutan dengan Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor. *Jurnal Ilmiah Teknik Informatika*. <https://eprints.unram.ac.id/46604/>