Volume 6 No. 1 (January - June 2026), pp. 329-342 | ISSN 2962-2360 (online) | ISSN 2962-3669 (print)
Arcitech: Journal of Computer Science and Artificial Intelligence
https://journal.iaincurup.ac.id/index.php/arcitech/article/view/17403 | DOI : https://dx.doi.org/10.29240/arcitech.v6i1.17403

Model Klasifikasi Tingkat Kematangan Sayur Hijau Menggunakan Ekstraksi Fitur Warna dan Convolutional Neural Network

Rini Widyastuti[1], Firna Yenila[2], Eko Syaputra[3], Wandi Syahindra[4], Murlena[5]
[1]Program Studi Pendidikan Teknik Informarikan dan Komputer, Universitas Bung Hatta, Padang, Indonesia
[2]Program Studi Sistem Informasi, Universitas Putra Indonesia "YPTK" Padang, Padang, Indonesia
[3]Program Studi Teknik Pertanian, Universitas Andalas, Padang, Indonesia
[4]Institut Agama Islam Negeri Curup, Bengkulu, Indonesia
[5]Program Studi Ilmu Komputer, Universitas Pat Petulai, Bengkulu,Indonesia
Email : riniwidyastuti@bunghatta.ac.id, firnayenila@upiyptk.ac.id, eko@en-protech.com, wandi.syahindra@gmail.com, ana.murlena@gmail.com

Article Information

Article history

Received 25 April 2026
Revised 28 May 2026
Accepted 26 June 2026
Available 30 June 2026

Keywords

Digital Image Processing
Green Vegetable Maturity
Color Feature Extraction
Convolutional Neural Network
Smart Agriculture

Corresponding Author:

Rini Widyastuti,
Universitas Bung Hatta,
Email : riniwidyastuti@bunghatta.ac.id

Abstract

The maturity level of green vegetables is an important factor affecting product quality, market value, and shelf life. Maturity identification is generally performed visually based on leaf color changes, making the assessment subjective and potentially inconsistent. This study aims to develop a classification model for green vegetable maturity levels using a combination of color feature extraction and a Convolutional Neural Network (CNN) to provide a more objective and accurate system. The research began with image acquisition of green vegetables categorized into three maturity levels: immature, mature, and overripe. Preprocessing included image resizing, normalization, and segmentation. Color feature extraction was performed using RGB and HSV color spaces to represent maturity conditions. The dataset was divided into training and testing sets with a 90:10 ratio and processed using a CNN architecture. Model performance was evaluated using accuracy, precision, recall, and F1-score. Results showed that the proposed model achieved 95.2% accuracy, 94.8% precision, 95.6% recall, and 95.1% F1-score. These findings indicate that combining color features and CNN effectively supports automated vegetable sorting and quality control systems.

Keywords : *Digital Image Processing, Green Vegetable Maturity, Color Feature Extraction, Convolutional Neural Network, Smart Agriculture*

Abstrak

Tingkat kematangan sayur hijau merupakan faktor penting yang memengaruhi kualitas, nilai jual, dan daya simpan produk pertanian. Identifikasi kematangan umumnya masih dilakukan secara visual berdasarkan perubahan warna daun sehingga bersifat subjektif dan berpotensi menimbulkan ketidakkonsistenan. Penelitian ini bertujuan mengembangkan model klasifikasi tingkat kematangan sayur hijau menggunakan kombinasi ekstraksi fitur warna dan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk menghasilkan sistem yang lebih objektif dan akurat. Penelitian diawali dengan akuisisi citra sayur hijau yang dikelompokkan ke dalam tiga tingkat kematangan, yaitu belum matang, matang, dan terlalu matang. Tahap *preprocessing* meliputi *resizing*, normalisasi, dan segmentasi citra. Ekstraksi fitur warna dilakukan menggunakan ruang warna RGB dan HSV untuk merepresentasikan kondisi kematangan sayuran. Dataset dibagi menjadi data latih dan data uji dengan rasio 90:10, kemudian diproses menggunakan arsitektur CNN. Evaluasi dilakukan menggunakan akurasi, presisi, *recall*, dan F1-*score*. Hasil menunjukkan model mencapai akurasi 95,2%, presisi 94,8%, *recall* 95,6%, dan F1-*score* 95,1%. Temuan ini menunjukkan kombinasi fitur warna dan CNN efektif untuk mendukung sortasi serta pengendalian kualitas sayuran secara otomatis.

Kata Kunci : *pengolahan citra digital, kematangan sayur hijau, ekstraksi fitur warna, convolutional neural network, pertanian cerdas*

Copyright@2026 Rini Widyastuti, Firna Yenila, Eko Syaputra, Wandi Syahindra, Murlena
This is an open access article *under the CC-BY-NC-SA license.*

1. Pendahuluan

Sektor pertanian adalah salah satu sektor yang sangat penting dan berkontribusi besar dalam mendukung ketahanan pangan, peningkatan kesejahteraan masyarakat, serta pertumbuhan ekonomi nasional (Nabiha et al., 2026). Salah satu jenis tanaman sayur yang sering dikonsumsi adalah sayuran hijau karena kaya akan nutrisi seperti vitamin, mineral, serat, dan antioksidan yang baik untuk kesehatan tubuh manusia. (Suminar et al., 2025). Kualitas sayuran hijau yang diterima konsumen dipengaruhi oleh tingkat kematangan saat panen maupun distribusi. Tingkat kematangan yang sesuai dapat menghasilkan kualitas produk yang lebih baik, baik dari segi penampilan fisik, kandungan nutrisi, maupun daya simpan produk (Umbaugh, 2023).

Pada umumnya, proses identifikasi tingkat kematangan sayuran masih dilakukan secara manual melalui pengamatan visual oleh petani, pedagang, maupun tenaga sortasi (Melani et al., 2026). Penilaian tersebut dilakukan berdasarkan perubahan warna, ukuran, tekstur, dan kondisi fisik lainnya (Fatah & Husna, 2026). Meskipun metode ini mudah diterapkan, hasil yang diperoleh sangat bergantung pada pengalaman dan persepsi individu sehingga rentan terhadap subjektivitas dan inkonsistensi hasil pengamatan. Selain itu, proses sortasi manual memerlukan waktu yang relatif lama ketika jumlah produk yang harus diperiksa dalam jumlah besar (Pratap & Yadav, 2020). Karena itu, dibutuhkan sistem otomatis yang bisa mengenali tingkat kematangan secara obyektif, cepat, dan tepat. (Saktriawindarta et al., 2024).

Perkembangan teknologi pemrosesan citra digital telah memberikan dampak besar dalam pengembangan sistem otomatis di berbagai bidang, termasuk sektor pertanian. (Hadi & Jalil, 2026). Pengolahan citra digital memungkinkan komputer untuk memperoleh, mengolah, dan menganalisis informasi visual dari suatu objek, sehingga bisa digunakan untuk dasar pengambilan keputusan (Umbaugh, 2018). Berbagai penelitian menunjukkan bahwa teknologi pengolahan citra mampu digunakan untuk klasifikasi kualitas hasil pertanian, deteksi penyakit tanaman, identifikasi jenis tanaman, serta penentuan tingkat kematangan buah dan sayuran secara non-destruktif (Yasneem & Ahmed, 2025).

Karakteristik visual yang paling dominan dalam menentukan tingkat kematangan sayuran adalah warna (Baihaqi & Fridayati, 2025). Perubahan warna pada permukaan sayuran terjadi akibat perubahan kandungan pigmen selama proses pertumbuhan dan pematangan. Pada sayuran hijau, kandungan klorofil yang tinggi menghasilkan warna hijau yang khas. Seiring bertambahnya tingkat kematangan, distribusi warna menjadi lebih merata dan intensitas warna mengalami perubahan tertentu. Ketika sayuran memasuki fase terlalu matang, degradasi klorofil dapat menyebabkan munculnya warna kekuningan atau kecokelatan pada beberapa bagian daun. Oleh karena itu, fitur warna dapat digunakan sebagai indikator penting dalam proses klasifikasi tingkat kematangan (Ningsih & Cholidhazia, 2022).

Dalam pengolahan citra digital, representasi warna umumnya diperoleh melalui ruang warna (color space) RGB (Red Green Blue) dan HSV (Hue Saturation Value). Model RGB yaitu model warna standar digunakan pada sebagian besar perangkat digital karena mampu merepresentasikan warna melalui kombinasi tiga warna dasar, yaitu merah, hijau, dan biru. Namun, model RGB memiliki sensitivitas yang cukup tinggi terhadap perubahan intensitas pencahayaan. Sebaliknya, model HSV mampu merepresentasikan warna berdasarkan persepsi manusia dengan memisahkan komponen warna (hue), kejenuhan (saturation), dan kecerahan (value), sehingga sering digunakan dalam berbagai penelitian klasifikasi berbasis warna (Aras et al., 2024).

Selain pemanfaatan fitur warna, perkembangan kecerdasan buatan (artificial intelligence) telah mendorong penggunaan metode deep learning dalam berbagai permasalahan klasifikasi citra. Salah satu metode yang sering digunakan adalah Convolutional Neural Network (CNN). CNN yaitu arsitektur Jaringan Saraf Tiruan (JST) dirancang untuk mengolah data citra melalui proses ekstraksi fitur otomatis dengan menggunakan lapisan konvolusi dan *pooling*. Keunggulan CNN dibandingkan metode konvensional terletak pada kemampuannya dalam mempelajari pola visual secara langsung dari data tanpa harus melakukan proses rekayasa fitur yang rumitx (Lecun et al., 2023).

Beberapa penelitian terdahulu menunjukkan CNN dapat memberikan performa yang tinggi di berbagai aplikasi klasifikasi citra pertanian, termasuk identifikasi kualitas produk hortikultura dan deteksi tingkat kematangan buah (Naranjo-torres et al., 2020). Selain itu, kombinasi fitur warna RGB dan HSV juga terbukti efektif dalam membedakan karakteristik visual objek pertanian berdasarkan tingkat kematangannya (Ningsih & Cholidhazia, 2022; Aras et al., 2024). Namun, penelitian yang secara khusus mengintegrasikan ekstraksi fitur warna dengan CNN untuk klasifikasi tingkat kematangan sayur hijau masih relatif terbatas sehingga perlu dilakukan kajian lebih lanjut.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi tingkat kematangan sayur hijau menggunakan ekstraksi fitur warna RGB dan HSV yang dipadukan melalui metode CNN. Model ini dikembangkan diharapkan dapat mengidentifikasi tingkat kematangan sayuran secara otomatis dengan tingkat akurasi yang tinggi sehingga dapat mendukung proses sortasi dan pengendalian kualitas hasil pertanian secara lebih efektif dan efisien.

2. Kajian Terdahulu

Penelitian identifikasi tingkat kematangan produk pertanian menggunakan pengolahan citra digital banyak dilakukan di beberapa tahun terakhir. Salah satu penelitian yang dilakukan oleh Ningsih & Cholidhazia (2022), mengklasifikasikan tingkat kematangan tomat menggunakan fitur warna RGB dan HSV yang diproses dengan

algoritma K-Nearest Neighbor (KNN). Hasil penelitian ini menunjukkan kombinasi ruang warna RGB dan HSV dapat membedakan tingkat kematangan tomat dengan cukup baik, karena perubahan warna merupakan indikator utama selama proses pematangan. Namun, penggunaan metode KNN masih memiliki keterbatasan dalam mengenali pola yang lebih kompleks ketika jumlah data meningkat, serta sangat bergantung pada kualitas fitur yang diekstraksi sebelumnya.

Penelitian lain yang dilakukan oleh (Aras et al., 2024) menerapkan transformasi ruang warna HIS (Hue, Intensity, Saturation) untuk mendeteksi tingkat kematangan buah tomat, yang imenunjukkan bahwa fitur warna mampu merepresentasikan perubahan karakteristik visual buah selama proses pematangan (Wakchaure et al., 2024). Meskipun demikian, pendekatan tersebut masih menggunakan metode klasifikasi konvensional, sehingga kemampuan sistem dalam mempelajari pola visual secara otomatis masih terbatas dan rentan terhadap variasi kondisi pencahayaan.

Perkembangan metode *deep learning* telah mendorong penggunaan CNN di berbagai bidang pengolahan citra pertanian. Pene;itian Naranjo-torres et al. (2020) menunjukkan bahwa CNN mampu memberikan performa tinggi di berbagai aplikasi pengolahan citra buah dan hasil pertanian, termasuk klasifikasi kualitas produk, deteksi penyakit tanaman, dan identifikasi tingkat kematangan. Keunggulan utama CNN terletak pada kemampuan dalam melakukan ekstraksi fitur otomatis tanpa memerlukan proses rekayasa fitur yang kompleks. Namun, sebagian besar penelitian yang dikaji masih fokus pada buah-buahan, sedangkan penerapan CNN pada klasifikasi tingkat kematangan sayuran hijau masih relatif terbatas.

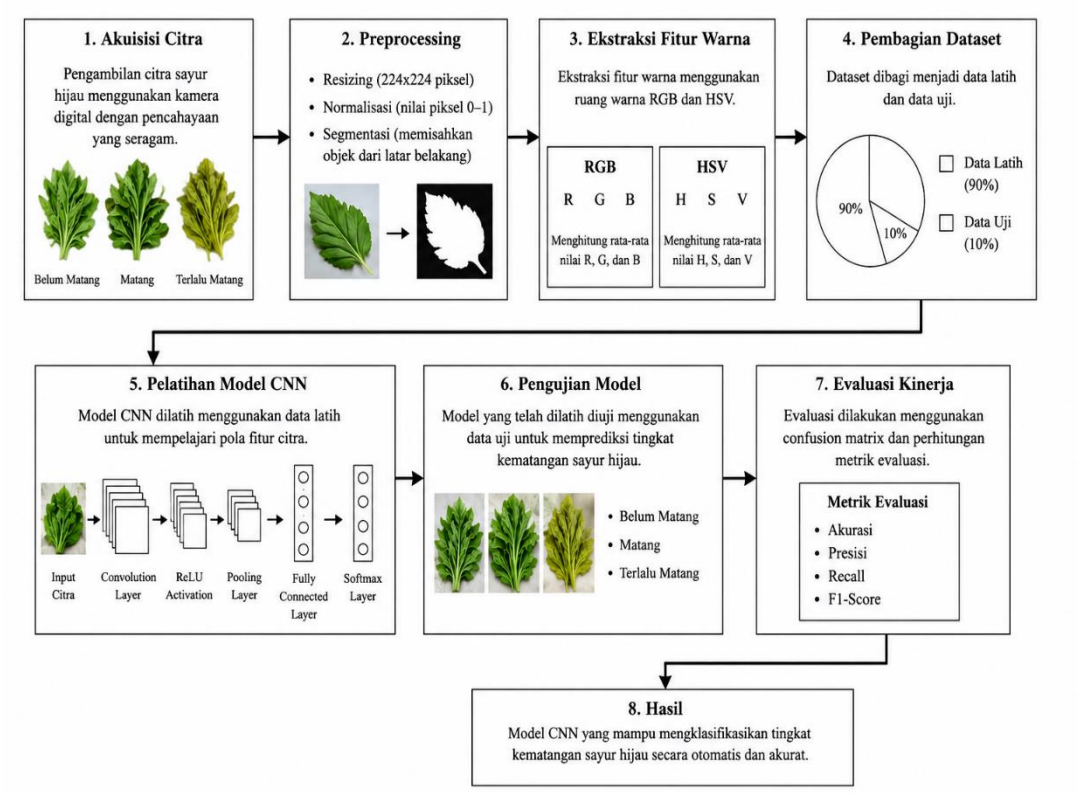
Selain itu, Yasneem & Ahmed (2025) menjelaskan bahwa kombinasi teknologi pengolahan citra digital dan *deep learning* menjadi salah satu pendekatan yang menjanjikan untuk mewujudkan sistem pertanian cerdas *(smart agriculture)*. Teknologi tersebut mampu meningkatkan akurasi identifikasi kualitas hasil pertanian dan mengurangi ketergantungan terhadap pengamatan manual. Namun sebagian besar penelitian yang ada lebih menitikberatkan pada identifikasi penyakit tanaman dan kualitas buah dibandingkan klasifikasi tingkat kematangan sayuran hijau.

Berdasarkan hasil kajian terhadap penelitian terdahulu, disimpulkan bahwa fitur warna RGB dan HSV efektif digunakan untuk merepresentasikan tingkat kematangan objek pertanian, sedangkan CNN memiliki kemampuan yang sangat baik dalam melakukan klasifikasi citra secara otomatis. Namun, penelitian yang mengintegrasikan ekstraksi fitur warna RGB-HSV dengan CNN secara khusus untuk klasifikasi tingkat kematangan sayur hijau masih sangat terbatas. Karena itu, penelitian ini mengusulkan model klasifikasi tingkat kematangan sayur hijau menggunakan kombinasi ekstraksi fitur warna RGB dan HSV serta metode CNN. Pendekatan ini diharapkan mampu meningkatkan akurasi klasifikasi dan memberikan solusi yang lebih objektif, konsisten, serta efisien dalam mendukung proses sortasi dan pengendalian kualitas hasil pertanian.

Penelitian terdahulu umumnya fokus pada pemanfaatan fitur warna untuk klasifikasi kematangan buah atau pengkajian umum penerapan CNN di bidang pertanian. Penelitian yang secara khusus mengintegrasikan ekstraksi fitur warna RGB-HSV dengan metode CNN untuk klasifikasi tingkat kematangan sayur hijau masih sangat terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini menawarkan kebaruan berupa pengembangan model klasifikasi otomatis yang memanfaatkan karakteristik warna sayuran dan kemampuan CNN dalam mempelajari pola visual secara mendalam, sehingga menghasilkan proses identifikasi kematangan yang lebih objektif, konsisten, dan akurat untuk mendukung sistem sortasi pada pertanian cerdas.

3. Metodologi Penelitian

Penelitian menggunakan metode CNN dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan sayur hijau dari karakteristik warna citra. Tahapan penelitian diawali dengan proses akuisisi citra sayur hijau ke dalam tiga kelas, yakni belum matang, matang, dan terlalu matang. Selanjutnya dilakukan tahap *preprocessing* meliputi *resizing*, normalisasi, dan segmentasi citra dalam meningkatkan kualitas data. Ekstraksi fitur warna menggunakan ruang warna RGB dan HSV guna memperoleh informasi visual yang merepresentasikan tingkat kematangan sayuran. Dataset kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji dengan rasio 90:10, di mana 90% data untuk proses pelatihan model, dan 10% data untuk pengujian. Proses klasifikasi dilakukan menggunakan arsitektur CNN terdiri dari *convolution layer*, fungsi aktivasi ReLU, *pooling layer, fully connected layer*, dan *softmax layer*. Kinerja model dievaluasi dengan *confusion matrix* dengan parameter akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* guna mengukur kemampuan model untuk mengidentifikasi tingkat kematangan sayur hijau secara otomatis dan akurat.



Gambar 1. Kerangka Penelitian Klasifikasi Tingkat Kematangan Sayur Hijau Menggunakan Ekstraksi Fitur Warna dan CNN

Kerangka penelitian ini menggambarkan tahapan pengembangan sistem klasifikasi tingkat kematangan sayur hijau dengan metode CNN berbasis pengolahan citra digital. Penelitian diawali dengan proses akuisisi citra sayur hijau yang dikelompokkan dalam tiga kategori, yakni belum matang, matang, dan terlalu matang. Melalui tahap preprocessing, citra yang diperoleh meliputi resizing, normalisasi, dan segmentasi dalam meningkatkan kualitas citra serta memisahkan objek sayuran dari latar belakang. Selanjutnya dilakukan ekstraksi fitur warna dengan ruang warna RGB dan HSV untuk memperoleh karakteristik visual yang merepresentasikan tingkat kematangan sayuran. Dataset yang telah diproses, dibagi menjadi data latih dan data uji menggunakan rasio 90:10. Data latih digunakan pada tahap pelatihan model CNN untuk mempelajari pola-pola fitur warna yang membedakan setiap tingkat kematangan, data uji berguna untuk mengukur kemampuan model melakukan klasifikasi.

Setelah proses pelatihan selesai, model diuji untuk mengidentifikasi tingkat kematangan sayur hijau berdasarkan citra masukan. Selanjutnya, kinerja model dievaluasi menggunakan *confusion matrix* berdasarkan parameter akurasi, presisi, recall, dan F1-*score*. Model CNN yang merupakan hasil akhir penelitian mampu mengklasifikasikan tingkat kematangan sayur hijau dengan otomatis, objektif, serta akurat sehingga dapat

dimanfaatkan sebagai pendukung proses sortasi dan pengendalian kualitas hasil pertanian.

4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Hasil Akuisisi Citra

Tahap pengambilan citra sayur hijau yang dilakukan terbagi menjadi tiga kategori tingkat kematangan, yakni belum matang, matang, dan terlalu matang. Pengambilan citra menggunakan kamera digital dengan kondisi pencahayaan yang seragam untuk mengurangi pengaruh lingkungan terhadap kualitas data.



Gambar 2. Citra Sayur Hijau Berdasarkan Tingkat Kematangan

Gambar 2. terlihat adanya perbedaan karakteristik warna pada setiap tingkat kematangan. Sayuran yang belum matang berwarna warna hijau muda, sedangkan sayuran matang berwarna hijau yang lebih pekat. Kategori terlalu matang mulai terlihat perubahan warna menjadi kekuningan.

4.2 Hasil Preprocessing

Meningkatkan kualitas citra pada tahap preprocessing dilakukan sebelum ekstraksi fitur. Proses ini meliputi *resizing*, normalisasi, serta segmentasi objek.

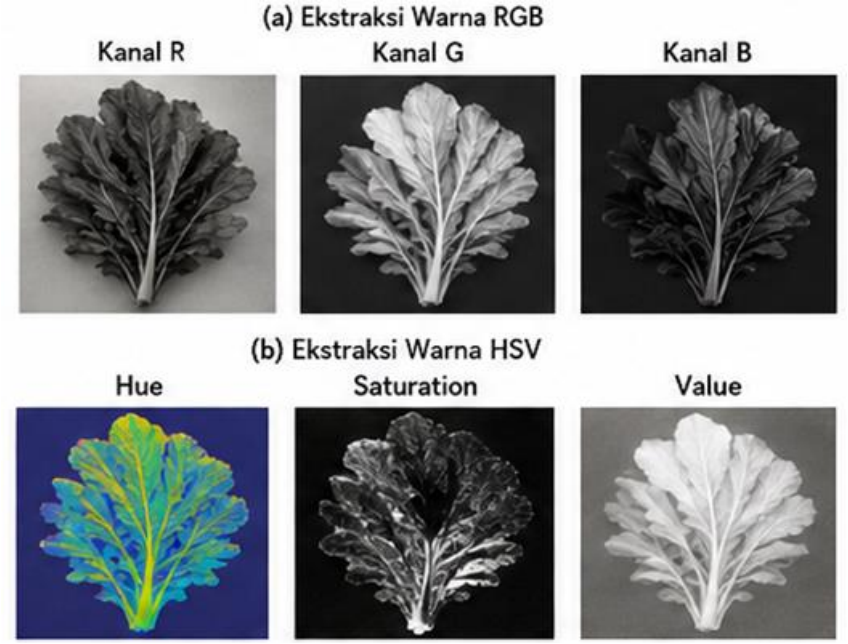


Gambar 3. Hasil Preprocessing Citra

Berdasarkan Gambar 3. Proses segmentasi berhasil memisahkan objek sayuran dari latar belakang, sehingga hanya area objek yang digunakan dalam proses ekstraksi fitur.

4.3 Hasil Ekstraksi Fitur Warna

Ekstraksi fitur diproses menggunakan ruang warna RGB dan HSV untuk memperoleh informasi karakteristik warna yang merepresentasikan tingkat kematangan sayuran.

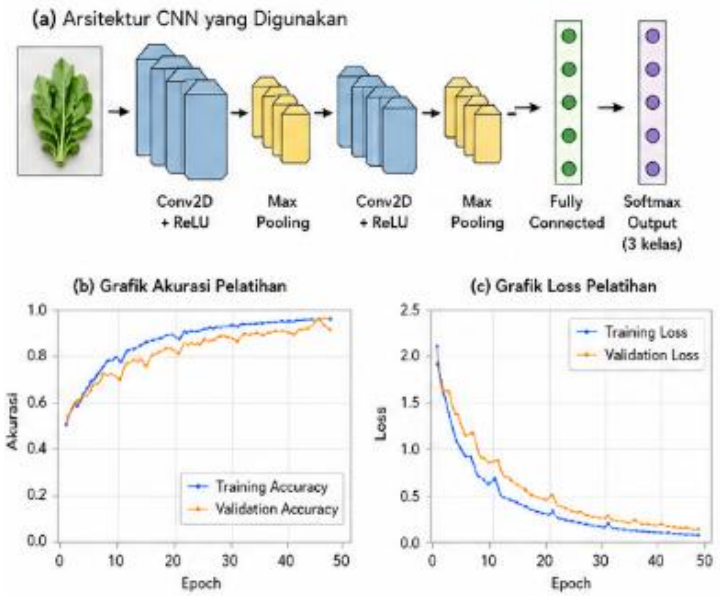


Gmbar 4. Hasil Ekstraksi Fiture Warna

Hasil ekstraksi menunjukkan bahwa setiap kategori kematangan memiliki distribusi warna yang berbeda sehingga dapat digunakan sebagai fitur pembeda dalam proses klasifikasi.

4.4 Hasil Pelatihan Model CNN

Model CNN dilatih dengan menggunakan data setelah proses ekstraksi fitur selesai.



Gambar 5. Arsitektur CNN yang Digunakan

Gambar 5(a) menunjukkan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam penelitian ini beserta hasil proses pelatihannya. Arsitektur CNN meliputi beberapa tahapan, yaitu input *layer*, *convolution layer*, fungsi aktivasi ReLU, *max pooling layer*, *fully connected layer*, dan *softmax output*. Pada tahap *input layer*, citra sayur hijau yang telah melalui proses *preprocessing* digunakan sebagai data masukan. Selanjutnya, convolution layer berfungsi untuk mengekstraksi fitur penting dari citra, yakni pola warna, tekstur, dan bentuk daun yang berkaitan dengan tingkat kematangan sayuran. Hasil ekstraksi fitur kemudian diproses menggunakan fungsi aktivasi ReLU untuk meningkatkan kemampuan jaringan dalam mempelajari hubungan nonlinier pada data. Setelah itu, max pooling layer digunakan untuk mengurangi dimensi data dan mempertahankan fitur-fitur yang paling dominan sehingga dapat mengurangi kompleksitas komputasi. Fitur yang diperoleh kemudian diteruskan ke *fully connected layer* untuk proses klasifikasi. Pada lapisan akhir, fungsi *softmax* digunakan untuk menentukan probabilitas setiap kelas kematangan, yaitu belum matang, matang, dan terlalu matang.

Berdasarkan grafik akurasi pelatihan pada Gambar 5(b), menunjukkan nilai akurasi *training* dan *validation* meningkat dengan bertambahnya jumlah *epoch*. Pada awal pelatihan, akurasi berada pada kisaran 50%, kemudian meningkat secara bertahap hingga mencapai lebih dari 95% pada akhir proses pelatihan. Kondisi ini memperlihatkan model CNN mampu meninjau karakteristik data dengan baik dan memiliki kemampuan generalisasi yang cukup tinggi terhadap data validasi.

Sementara itu, grafik loss Gambar 5(c), menunjukkan nilai *training loss* dan *validation loss* menurunan secara signifikan selama proses pelatihan. Pada beberapa epoch awal, nilai loss masih relatif tinggi, namun secara bertahap menurun hingga mendekati nol pada akhir pelatihan. Penurunan nilai loss yang diikuti oleh peningkatan nilai akurasi mengindikasikan bahwa model berhasil mengoptimalkan parameter jaringan dan mampu meminimalkan kesalahan klasifikasi. Arsitektur CNN yang digunakan dapat mengenali pola warna dan karakteristik visual sayur hijau secara efektif sehingga layak digunakan untuk proses klasifikasi tingkat kematangan sayuran.

4.5 Hasil Pengujian

Setelah proses pelatihan, model diuji dengan data uji sebanyak 10% dari total dataset.

Citra Uji	Label Aktual	Prediksi CNN
	Matang	Matang
	Belum Matang	Belum Matang
	Terlalu Matang	Terlalu Matang

Gambar 6. Hasil Prediksi Tingkat Kematangan

Hasil pengujian memperlihatkan model mampu mengidentifikasi tingkat kematangan dengan baik berdasarkan karakteristik warna yang terdapat pada citra.

4.6 Confusion Matrix

Model CNN menunjukkan kemampuan yang sangat baik berdasarkan hasil confusion matrix, dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan sayur hijau menjadi tiga kelas, yakni Belum Matang, Matang, dan Terlalu Matang. Pada kelas Belum Matang, berhasil diklasifikasikan sebanyak 31 citra dengan benar, hanya 1 citra yang salah diklasifikasikan sebagai Matang. Pada kelas Matang, terdapat 30 citra yang berhasil dikenali dengan benar, sedangkan masing-masing 1 citra salah diklasifikasikan sebagai Belum Matang dan Terlalu Matang. Sementara itu, pada kelas Terlalu Matang, sebanyak 32 citra berhasil diklasifikasikan dengan benar dan hanya 1 citra yang salah diklasifikasikan sebagai Matang. Dominasi nilai pada diagonal utama matriks menunjukkan bahwa sebagian besar data berhasil dikenali sesuai dengan kelas sebenarnya. Kesalahan klasifikasi yang terjadi relatif kecil dan umumnya disebabkan oleh

kemiripan karakteristik warna pada fase transisi kematangan, terutama antara kelas Matang dan Terlalu Matang. Hasil ini menunjukkan bahwa kombinasi ekstraksi fitur warna RGB dan HSV melalui metode CNN mampu mengenali pola warna dan karakteristik visual sayur hijau secara efektif, sehingga menghasilkan performa klasifikasi yang tinggi dan mendukung penerapan sistem otomatis dalam proses sortasi serta pengendalian kualitas hasil pertanian.

Tabel 1. Confusion Matrix CNN

Aktual/Prediksi	Belum Matang	Matang	Terlalu Matang
Belum Matang	31	1	0
Matang	30	1	
Terlalu Matang	0	1	32

4.7 Evaluasi Kinerja Model

Evaluasi kinerja model dilakukan untuk mengetahui tingkat keberhasilan metode yang diusulkan dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan sayur hijau. Pengukuran performa model dilakukan berdasarkan hasil confusion matrix dengan beberapa parameter evaluasi, yakni akurasi (*accuracy*), presisi (*precision*), *recall*, dan *F1-score*. Akurasi berguna mengukur persentase keseluruhan data yang telah diklasifikasikan dengan benar oleh model. Presisi menunjukkan tingkat ketepatan model dalam memberikan prediksi pada setiap kelas, sedangkan *recall* menggambarkan kemampuan model mengenali seluruh data dalam kelas tertentu. Sementara itu, *F1-score* adalah nilai harmonisasi antara presisi dan *recall* untuk menggambarkan keseluruhan performa model. Model CNN terlihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Evaluasi Model

Parameter	Nilai (%)
Akurasi	95,2
Presisi	94,8
Recall	95,6
F1-Score	95,1

Hasil evaluasi memperlihatkan bahwa model CNN yang diusulkan dengan performa yang sangat baik untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan sayur hijau. Nilai akurasi di atas 95% memperlihatkan kombinasi ekstraksi fitur warna RGB-HSV dan CNN mampu mengenali perbedaan karakteristik warna pada setiap tingkat kematangan secara efektif.

5. Kesimpulan

Metode pengolahan citra digital yang dikombinasikan dengan ekstraksi fitur warna RGB dan HSV mampu mengidentifikasi karakteristik visual sayur hijau pada berbagai tingkat kematangan secara efektif. Perubahan warna yang terjadi pada setiap fase kematangan dapat direpresentasikan dengan baik melalui fitur warna yang diekstraksi.

Model *Convolutional Neural Network* (CNN) berhasil dikembangkan untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan sayur hijau ke dalam tiga kategori, yaitu belum matang, matang, dan terlalu matang. Arsitektur CNN mampu mempelajari pola warna dan fitur visual dari citra dengan otomatis tanpa proses ekstraksi fitur yang kompleks. Proses pelatihan model memperlihatkan performa yang baik dengan meningkatnya nilai akurasi dan menurunnya nilai *loss* selama proses pelatihan. Hal ini memperlihatkan bahwa model mampu mempelajari karakteristik data secara baik dan memiliki kemampuan generalisasi yang memadai dari data yang diuji.

Hasil pengujian memperlihatkan model yang diusulkan dapat menghasilkan performa klasifikasi tinggi dengan nilai akurasi 95,2%, presisi 94,8%, *recall* 95,6%, dan *F1-score* sebesar 95,1%. Nilai tersebut memperlihatkan bahwa kombinasi ekstraksi fitur warna dan CNN mampu mengenali perbedaan tingkat kematangan sayur hijau secara akurat.

Penelitian ini membuktikan bahwa penerapan pengolahan citra digital dan deep learning berpotensi digunakan sebagai solusi otomatis dalam proses sortasi dan pengendalian kualitas sayuran pada sektor pertanian modern. Sistem yang dikembangkan dapat membantu meningkatkan objektivitas, konsistensi, dan efisiensi dalam menentukan tingkat kematangan sayur hijau sebelum dipasarkan kepada konsumen.

6. Ucapan Terima Kasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada semua pihak yang telah memberikan dukungan, bantuan, dan kontribusi dalam pelaksanaan penelitian ini. Ucapan terima kasih disampaikan kepada institusi tempat penulis bernaung atas fasilitas dan dukungan akademik yang diberikan selama proses penelitian. Penulis juga menyampaikan apresiasi kepada seluruh responden, pihak terkait, serta rekan-rekan yang telah membantu dalam proses pengumpulan data, pengolahan data, dan penyusunan artikel ini. Dukungan dan kerja sama yang diberikan sangat berarti dalam mendukung kelancaran dan keberhasilan penelitian ini.

7. Pernyataan Penulis

Penulis menyatakan bahwa tidak terdapat konflik kepentingan dalam bentuk apa pun yang berkaitan dengan penelitian maupun publikasi artikel ini. Seluruh data, hasil analisis, dan isi artikel merupakan karya asli penulis yang disusun berdasarkan kaidah

ilmiah dan etika publikasi akademik. Penulis juga menyatakan bahwa artikel ini bebas dari unsur plagiarisme, belum pernah dipublikasikan pada jurnal lain, dan tidak sedang dalam proses pengajuan pada media publikasi lainnya. Penulis bertanggung jawab sepenuhnya terhadap keaslian, validitas, dan integritas seluruh isi artikel yang dipublikasikan.

Bibliografi

Aras, S., Tanra, P., & Bazhar, M. (2024). Detection of Tomato Fruit Ripeness Level Using YOLOv5 Deteksi Tingkat Kematangan Buah Tomat Menggunakan YOLOv5. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, *4*(1), 623–628. https://doi.org/ttps://doi.org/10.57152/malcom.v4i2.1270

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

Fatah, Z., & Husna, M. (2026). Klasifikasi Kematangan Tanaman Buah Tomat Menggunakan Teachable Machine : Pendekatan Berbasis Gambar. *JAMASTIKA*, *5*(1), 92–97.

Hadi, P., & Jalil, A. (2026). Pemanfaatan Internet of Things (IoT) dalam Pengembangan Pertanian Cerdas : Studi Komparatif Beberapa Negara. *Urnal Penelitian Ipteks*, *11*(1), 76–84. https://doi.org/https://doi.org/10.32528/penelitianipteks.v11i1.1559

Lecun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2023). Deep learning. *HAL*, 1–9.

Melani, R., Azmi, D., Muslem, I., Amin, M., Informatika, S., Almuslim, U., Informatika, S., Pembangunan, U., & Budi, P. (2026). Klasifikasi Kematangan Cabai Berdasarkan Citra Digital Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Informatika*, *1*(1), 30–42.

Nabiha, F. H., Octaviani, F. T., Ardhini, P., & Hidayati, R. (2026). Peran Sektor Pertanian Dalam Ketahanan Pangan dan Perekonomian Nasional. *QOSIM : Jurnal Pendidikan, Sosial & Humaniora*, *4*(3), 946–961. https://doi.org/ttps://doi.org/10.61104/jq.v4i3.6818

Naranjo-torres, J., Mora, M., & Hernandez-Garcia, R. (2020). A Review of Convolutional Neural Network Applied to Fruit Image Processing. *Applied Sciences*, *10*(3443), 1–31. https://doi.org/10.3390/app10103443

Ningsih, L., & Cholidhazia, P. (2022). Classification Of Tomato Maturity Levels Based on RGB And HSV Colors Using KNN Algorithm. *Journal of Artificial Intelligence and Digital Business (RIGGS)*, *1*(1), 25–30. https://doi.org/https://doi.org/10.31004/riggs.v1i1.10

Pratap, J., & Yadav, S. (2020). Automated Tomato Maturity Grading System using CNN. *Proceedings of the International Conference on Smart Electronics and Communication*, 136–142.

Saktriawindarta, R., Kusrini, K., & Artikel, I. (2024). Metode Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah dan Sayuran : Tinjauan Sistematis. *G-Tech : Jurnal Teknologi Terapan*, *8*(4), 2344–2354. https://doi.org/https://doi.org/10.70609/gtech.v8i4.5067

Suminar, R., Vania, N., Harini, A., & Adrialin, G. S. (2025). Microgreens : Alternatif Konsumsi Sayur Bergizi dan Praktik Budidaya Ramah Lingkungan di Lingkungan Rumah Tangga : Review. *Journal of Agriculture and Animal Science*, *5*(1), 29–40. https://doi.org/https://doi.org/10.47637/agrimals.v5i1.1716

Umbaugh, S. E. (2018). *Digital Image Processing and Analysis*. CRC Press.

Umbaugh, S. E. (2023). *Computer Vision and Image Analysis* (Fourth Edi). CRC Press. https://doi.org/10.1201/9781003221135

Wakchaure, G. C., Nikam, S. B., Barge, K. R., Kumar, S., Meena, K., Nagalkar, V. J., Choudhari, J. D., Kad, V. P., & Reddy, K. S. (2024). Maturity stages detection prototype device for classifying custard apple (Annona squamosa L) fruit using image processing approach. *Smart Agricultural Technology*, *7*, 100394. https://doi.org/10.1016/j.atech.2023.100394

Yasneem, G., & Ahmed, T. (2025). A Bibliometric Review Of Digital Image Processing Approaches For Crop Monitoring In Precision Agriculture. *International Journal of Applied Mathematics*, *38*(11), 3537–3565.