p-ISSN : 2406-7733
e-ISSN : 2597-9922

KLASIFIKASI KUALITAS CABAI BERDASARKAN KONDISI SEHAT DAN TIDAK SEHAT MENGGUNAKAN CITRA DIGITAL

Irma Reyta Julia Rahma[1], Gus Nanang Syaifuddiin[2], Nur Azizah Pagorante[3]
Program Studi Teknologi Rekayasa Perangkat Lunak, Fakultas Teknik, Politeknik Negeri Madiun
Jl. Serayu No.84, Kel. Pandean Kec. Taman, Kota Madiun 63133
E-mail: *irmaressw@gmail.com[1], gusnanang@pnm.ac.id[2], nurazizahpa53@gmail.com[3]

Abstrak - Kualitas cabai merupakan faktor penting dalam rantai pasok pangan karena berpengaruh langsung terhadap nilai jual dan kelayakan konsumsi. Penilaian kualitas secara manual yang masih banyak dilakukan saat ini dinilai tidak konsisten dan tidak efisien, terutama untuk volume besar. Penelitian ini mengusulkan sistem klasifikasi otomatis berbasis citra digital menggunakan dua metode, yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN) sebagai metode utama dan *K-Nearest Neighbor* (KNN) sebagai metode pembanding. *Dataset* yang digunakan terdiri dari 200 citra cabai yang diperoleh dari Kaggle, dibagi menjadi dua kelas, yaitu sehat (*healthy*) dan tidak sehat (*unhealthy*) masing-masing sebanyak 100 citra. Pra-pemrosesan meliputi *resizing*, normalisasi nilai piksel, augmentasi data (*horizontal flip*, rotasi, dan *zoom*), serta pembagian data. Arsitektur CNN terdiri dari tiga blok *convolutional* dengan *filter* masing-masing, dilengkapi *dropout* dan *EarlyStopping*. KNN menggunakan nilai *cross-validation* 5-*fold*. Hasil pengujian menunjukkan CNN mencapai akurasi 92,5 persen, nilai *loss* 0,2606, serta *precision*, *recall*, dan *F1-score* rata-rata 0,93. Sementara itu, KNN memperoleh akurasi 85 persen dengan *mean cross-validation* 78,75 persen. CNN terbukti lebih unggul dibandingkan KNN dalam klasifikasi citra cabai, dengan selisih akurasi 7,5 persen. Penelitian ini diharapkan dapat berkontribusi pada otomasi seleksi kualitas pangan.

Kata Kunci: *Convolutional Neural Network*, Klasifikasi citra, K-Nearest Neighbor, Pengolahan Citra Digital

I. PENDAHULUAN

Cabai (*Capsicum annuum*) merupakan salah satu komoditas hortikultura penting di Indonesia yang memiliki nilai ekonomi tinggi dan berperan dalam mendukung ketahanan pangan nasional. Selain digunakan sebagai bahan utama dalam berbagai produk pangan, cabai juga menjadi komoditas yang memiliki fluktuasi harga cukup tinggi sehingga kualitas hasil panen menjadi faktor yang sangat diperhatikan oleh petani maupun konsumen. Berdasarkan data Badan Pusat Statistik, produksi cabai di Indonesia masih menjadi salah satu komoditas unggulan pada sektor hortikultura dengan tingkat konsumsi yang terus meningkat dari tahun ke tahun (BPS, 2023). Kondisi tersebut menunjukkan bahwa upaya menjaga kualitas cabai memiliki peran penting dalam meningkatkan nilai jual produk dan mengurangi kerugian selama proses distribusi.

Penurunan kualitas cabai sering disebabkan oleh serangan penyakit, kerusakan fisik, maupun proses pembusukan yang terjadi selama masa pertumbuhan dan pascapanen. Identifikasi kondisi cabai secara cepat dan akurat menjadi penting untuk mendukung pengambilan keputusan dalam proses budidaya maupun distribusi hasil panen. Namun, pada praktiknya proses identifikasi masih banyak dilakukan secara manual melalui pengamatan visual terhadap warna, tekstur, bentuk, dan kondisi permukaan cabai. Metode ini relatif sederhana tetapi memiliki beberapa keterbatasan, seperti subjektivitas penilaian, ketidakkonsistenan antar pengamat, serta kurang efisien ketika diterapkan pada jumlah data yang besar. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan otomatis yang mampu melakukan klasifikasi kondisi cabai secara lebih cepat, objektif, dan konsisten.

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan dan pengolahan citra digital memberikan peluang besar dalam pengembangan sistem klasifikasi otomatis berbasis citra. Salah satu metode yang banyak digunakan adalah *Convolutional Neural Network* (CNN), yaitu algoritma deep learning yang mampu mengekstraksi fitur visual secara otomatis dari citra tanpa memerlukan proses ekstraksi fitur manual. Penelitian (Anggraeni dkk., 2022) menunjukkan bahwa CNN memiliki kemampuan yang baik dalam mengklasifikasikan penyakit pada tanaman cabai berdasarkan karakteristik visual yang terdapat pada citra daun. Hasil serupa juga ditunjukkan oleh (Bezabh dkk., 2023) yang berhasil menerapkan model CNN untuk mendeteksi berbagai penyakit pada tanaman lada dengan tingkat akurasi yang tinggi. Selain itu, (Laksono, 2024) membuktikan bahwa kombinasi arsitektur CNN mampu meningkatkan kemampuan klasifikasi penyakit tanaman melalui pemanfaatan fitur visual yang lebih kompleks.

Di sisi lain, K-Nearest Neighbor (KNN) merupakan salah satu algoritma klasifikasi yang sederhana dan mudah diimplementasikan. Metode ini bekerja berdasarkan kedekatan jarak antar data dan sering digunakan sebagai model pembanding dalam penelitian klasifikasi citra. (Ratna Indah Juwita Harahap dkk., 2024) menunjukkan bahwa KNN masih mampu memberikan hasil klasifikasi yang cukup baik pada citra tanaman, meskipun performanya cenderung dipengaruhi oleh jumlah

p-ISSN : 2406-7733
e-ISSN : 2597-9922

fitur dan ukuran *dataset* yang digunakan. Penelitian (Abdurrahman dkk., 2023) serta (Anggara dkk., 2025) juga menunjukkan bahwa CNN umumnya menghasilkan performa yang lebih baik dibandingkan KNN pada tugas klasifikasi citra karena CNN mampu mempertahankan informasi spasial gambar, sedangkan KNN bergantung pada representasi fitur yang digunakan.

Meskipun berbagai penelitian telah menerapkan CNN maupun KNN pada klasifikasi citra tanaman, penelitian yang secara khusus membandingkan kedua metode tersebut pada klasifikasi kondisi cabai sehat dan tidak sehat masih relatif terbatas. Sebagian besar penelitian terdahulu berfokus pada deteksi penyakit daun atau hanya menggunakan satu metode klasifikasi tanpa melakukan analisis perbandingan secara langsung. Selain itu, penggunaan dataset berukuran kecil juga masih menjadi tantangan karena berpotensi menimbulkan *overfitting* dan memengaruhi stabilitas model. Oleh karena itu, penelitian ini memanfaatkan *dataset* cabai dari Kaggle yang terdiri atas dua kelas, yaitu healthy dan unhealthy, serta menerapkan teknik augmentasi data untuk meningkatkan variasi citra selama proses pelatihan.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk membangun sistem klasifikasi citra cabai sehat dan tidak sehat menggunakan metode CNN dan KNN, membandingkan performa kedua metode berdasarkan nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*, serta menganalisis kelebihan dan keterbatasan masing-masing metode pada dataset berukuran terbatas. Hasil penelitian diharapkan dapat menjadi referensi dalam pengembangan sistem klasifikasi kualitas cabai berbasis kecerdasan buatan serta mendukung otomatisasi penilaian kualitas hasil pertanian yang lebih efektif dan efisien.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Pengolahan Citra Digital dan Pra-pemrosesan

Pengolahan citra digital (*digital image processing*) merupakan teknik untuk memperoleh, mengolah, dan menganalisis informasi dari suatu citra menggunakan bantuan komputer. Dalam bidang pertanian, teknologi ini banyak dimanfaatkan untuk identifikasi penyakit tanaman, klasifikasi kualitas hasil panen, serta pengenalan objek secara otomatis. Sebelum digunakan dalam proses klasifikasi, citra umumnya melalui tahap preprocessing seperti *resizing*, normalisasi, dan augmentasi data untuk meningkatkan kualitas data masukan serta membantu model menghasilkan performa yang lebih baik (Wulandari dkk., 2020). Tahap pra-pemrosesan menjadi penting terutama ketika *dataset* yang digunakan memiliki jumlah citra yang terbatas sehingga diperlukan peningkatan variasi data selama proses pelatihan.

2.2 *Convolutional Neural Network* (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu metode *deep learning* yang dirancang khusus untuk pengolahan citra. CNN mampu mengekstraksi fitur secara otomatis melalui proses konvolusi sehingga tidak memerlukan ekstraksi fitur manual. Arsitektur CNN umumnya terdiri atas *convolution layer*, *pooling layer*, dan *fully connected layer*. Kemampuan CNN dalam mengenali pola visual seperti warna, tekstur, dan bentuk objek menjadikannya banyak digunakan pada berbagai penelitian klasifikasi citra pertanian (Anggraeni dkk., 2022).

Beberapa penelitian menunjukkan performa CNN yang baik dalam klasifikasi citra tanaman. Bezabh dkk. (2023) berhasil menerapkan CNN untuk klasifikasi penyakit tanaman lada dengan tingkat akurasi yang tinggi. Selain itu, Laksono (2024) melaporkan bahwa kombinasi arsitektur CNN dapat meningkatkan kemampuan klasifikasi penyakit tanaman berdasarkan karakteristik visual pada citra.

2.3 K-Nearest Neighbor (KNN)

K-Nearest Neighbor (KNN) merupakan algoritma klasifikasi berbasis jarak yang menentukan kelas suatu data berdasarkan mayoritas tetangga terdekatnya. KNN memiliki kelebihan berupa implementasi yang sederhana dan mudah digunakan tanpa memerlukan proses pelatihan yang kompleks. Namun, performa KNN dapat menurun ketika digunakan pada data berdimensi tinggi karena proses klasifikasi bergantung pada perhitungan jarak antar fitur. Harahap dkk., (2024) menunjukkan bahwa metode KNN masih mampu digunakan untuk klasifikasi citra tanaman dengan hasil yang cukup baik, meskipun performanya umumnya masih berada di bawah metode berbasis *deep learning* seperti CNN.

2.4 Research Gap

Sebagian besar penelitian sebelumnya berfokus pada penggunaan CNN sebagai metode utama dan belum banyak yang membandingkannya secara langsung dengan KNN pada klasifikasi cabai sehat dan tidak sehat. Selain itu, penggunaan dataset berukuran kecil masih jarang dievaluasi secara komprehensif menggunakan *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, *confusion matrix*, dan *cross validation*. Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan untuk membandingkan performa CNN dan KNN pada klasifikasi citra cabai sehat dan tidak sehat menggunakan *dataset* berukuran terbatas.

p-ISSN : 2406-7733
e-ISSN : 2597-9922

III. METODE PENELITIAN

3.1 *Dataset* dan Sumber Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari platform Kaggle. Dataset terdiri dari total 200 citra cabai yang telah dilabeli ke dalam dua kelas secara seimbang: kelas *healthy* (cabai sehat) sebanyak 100 citra dan kelas *unhealthy* (cabai tidak sehat/berpenyakit) sebanyak 100 citra. Distribusi kelas yang seimbang ini penting untuk memastikan model tidak mengalami bias prediksi ke salah satu kelas akibat ketidakseimbangan data.

Semua citra dalam dataset disimpan dalam format JPG dengan variasi ukuran asli yang beragam. Struktur direktori dataset mengikuti konvensi *image_dataset_from_directory* dari TensorFlow/Keras, yaitu setiap subfolder mewakili satu kelas (*train/healthy* dan *train/unhealthy*).

Contoh citra yang digunakan pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 1. *Dataset* terdiri dari citra cabai sehat (*healthy*) dan cabai tidak sehat (*unhealthy*) yang menjadi dasar proses pelatihan dan pengujian model yang akan dilakukan.

(a) Cabai Sehat



(b) Cabai tidak Sehat



Gambar 1. Sampel *Dataset*

3.2 Pra-pemrosesan Data

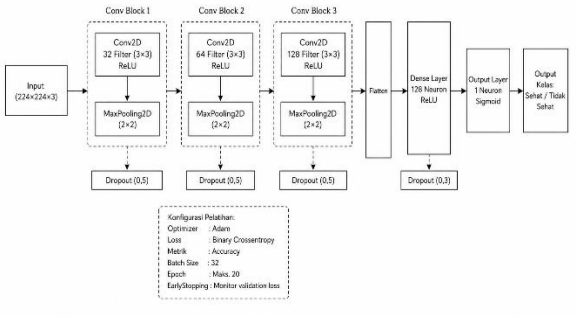
Pra-pemrosesan data dilakukan melalui empat tahapan utama:

1. *Resizing*
   Seluruh citra diubah ukurannya secara seragam menjadi 224×224 piksel. Ukuran ini dipilih karena kompatibel dengan berbagai arsitektur CNN standar dan cukup detail untuk menangkap ciri visual cabai.
2. Pembagian *Dataset*
   Dataset dibagi menjadi data latih (80%, 160 citra) dan data validasi (20%, 40 citra). Proporsi 80:20 dipilih untuk memaksimalkan data pelatihan mengingat ukuran *dataset* yang terbatas.
3. Normalisasi
   Nilai piksel citra dinormalisasi dari rentang integer [0, 255] ke rentang *float* [0.0, 1.0]. Normalisasi ini penting untuk menstabilkan gradien selama pelatihan dan mempercepat konvergensi *optimizer*.
4. Augmentasi Data
   Augmentasi data diterapkan pada data latih untuk meningkatkan variasi citra dan mengurangi risiko *overfitting*. Teknik augmentasi yang digunakan meliputi pembalikan citra secara horizontal (*RandomFlip*), rotasi acak (*RandomRotation*) sebesar 0,05, dan pembesaran atau pengecilan citra secara acak (*RandomZoom*) sebesar 0,05.

3.3 Arsitektur Model CNN

Model CNN yang digunakan pada penelitian ini dibangun menggunakan TensorFlow/Keras dengan arsitektur *Sequential*. Model terdiri atas tiga lapisan konvolusi yang masing-masing menggunakan 32, 64, dan 128 filter berukuran 3×3 dengan fungsi aktivasi ReLU. Setiap lapisan konvolusi diikuti oleh MaxPooling2D untuk mengurangi dimensi fitur sekaligus mempertahankan informasi penting dari citra. Untuk mengurangi risiko *overfitting*, digunakan lapisan *Dropout* sebesar 0,5 setelah proses ekstraksi fitur dan *Dropout* sebesar 0,3 setelah *Dense Layer*. Selanjutnya, fitur yang diperoleh diubah menjadi vektor satu dimensi menggunakan *Flatten* dan diproses oleh *Dense Layer* yang terdiri atas 128 neuron. Pada lapisan keluaran digunakan satu neuron dengan fungsi aktivasi sigmoid untuk melakukan klasifikasi biner antara cabai sehat dan cabai tidak sehat. Model dikompilasi menggunakan *optimizer* Adam dengan fungsi *loss binary crossentropy* dan metrik *accuracy*. Proses pelatihan dilakukan dengan *batch size* 32 dan maksimum 20 *epoch*. Untuk mencegah *overfitting* dan memperoleh model terbaik, diterapkan mekanisme *EarlyStopping* yang memantau nilai *validation loss* selama proses pelatihan.

p-ISSN : 2406-7733
e-ISSN : 2597-9922



Gambar 2. Arsitektur Model CNN

3.4 Metode KNN

Metode K-Nearest Neighbor (KNN) digunakan sebagai model pembanding terhadap CNN. Pada metode ini, citra terlebih dahulu diubah menjadi vektor satu dimensi melalui proses *flattening* sehingga setiap citra menghasilkan 150.528 fitur. Selanjutnya nilai piksel dinormalisasi ke rentang 0–1 dengan membagi seluruh nilai piksel terhadap 255.

KNN diimplementasikan menggunakan K-Neighbors Classifier dengan nilai K = 5. Pemilihan nilai tersebut dilakukan untuk memperoleh keseimbangan antara sensitivitas terhadap data dan kemampuan generalisasi model. Untuk mengevaluasi kestabilan performa KNN pada dataset yang relatif kecil, dilakukan pengujian menggunakan 5-*Fold Cross Validation*.

Pada metode KNN, penentuan kelas suatu data dilakukan berdasarkan mayoritas kelas dari K tetangga terdekat. Kedekatan antar data dihitung menggunakan jarak Euclidean, yang dinyatakan pada Persamaan 1.

$$d(x, X_i) = \sqrt{\sum_{j=1}^{n} (x_j - X_{ij})^2} \qquad (1)$$

dengan:

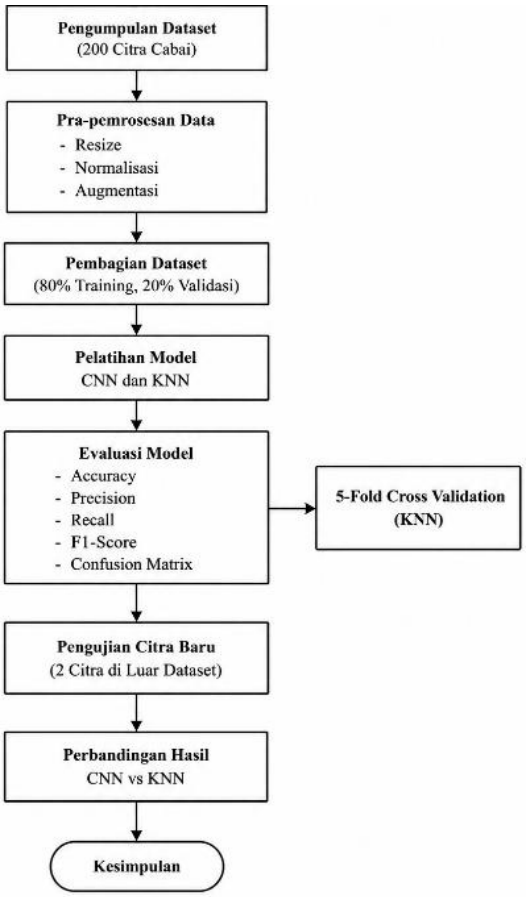
- $d(x, X_i)$= jarak antara data uji dan data latih ke-i,
- x_j= nilai fitur ke-j pada data uji,
- X_{ij}= nilai fitur ke-j pada data latih ke-i,
- n= jumlah fitur.

Setelah seluruh jarak dihitung, dipilih lima data latih dengan jarak terkecil (K = 5). Kelas yang paling banyak muncul dari lima tetangga tersebut ditetapkan sebagai hasil klasifikasi citra.

3.5 Evaluasi Model

Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik *accuracy, precision, recall*, dan *F1-score*. Selain itu, *confusion matrix* digunakan untuk menganalisis distribusi prediksi yang benar dan salah pada masing-masing kelas. Pada model K-Nearest Neighbor (KNN), dilakukan pengujian menggunakan 5-*Fold Cross Validation* untuk mengukur kestabilan performa model terhadap variasi pembagian data. Sebagai pengujian tambahan, model CNN dan KNN diuji menggunakan dua citra cabai di luar dataset untuk melihat kemampuan model dalam melakukan prediksi terhadap data baru.

3.6 Alur Penelitian



Gambar 3. Alur Penelitian

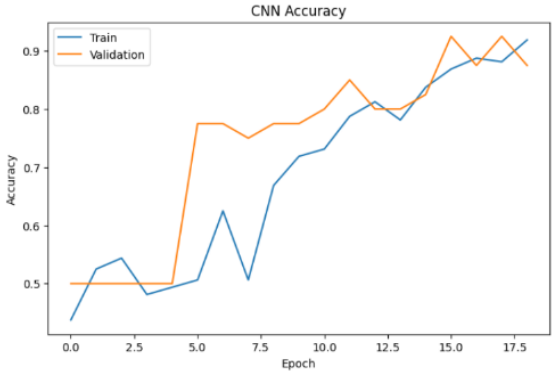
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Pelatihan Model CNN

Model CNN dilatih menggunakan 160 data latih dan 40 data validasi dengan maksimum 20 *epoch*. Proses pelatihan memanfaatkan *callback EarlyStopping* untuk menghentikan pelatihan secara otomatis apabila nilai validasi tidak mengalami peningkatan dalam beberapa *epoch* berturut-turut.

Berdasarkan hasil pelatihan, akurasi model meningkat secara bertahap dari 43,75% pada *epoch* pertama menjadi lebih dari 90% pada *epoch* akhir. Nilai akurasi validasi terbaik mencapai 92,5% dengan nilai *loss* validasi sebesar 0,2606. Hasil ini menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola citra cabai sehat dan tidak sehat dengan baik meskipun jumlah *dataset* relatif terbatas.

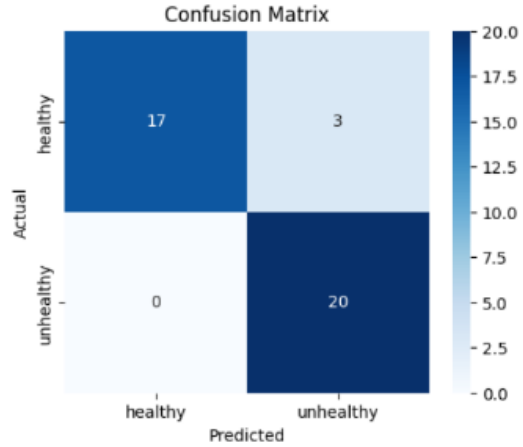
p-ISSN : 2406-7733
e-ISSN : 2597-9922



Gambar 4. Grafik *Accuracy* dan *Loss* Model CNN

4.2 Evaluasi Model CNN

Evaluasi model CNN dilakukan menggunakan *confusion matrix* dan *classification report* pada 40 data validasi. Berdasarkan *confusion matrix*, model berhasil mengklasifikasikan 17 citra cabai sehat dan 20 citra cabai tidak sehat dengan benar. Terdapat 3 citra cabai sehat yang salah diprediksi sebagai cabai tidak sehat. Tidak ditemukan kesalahan prediksi pada kelas cabai tidak sehat.



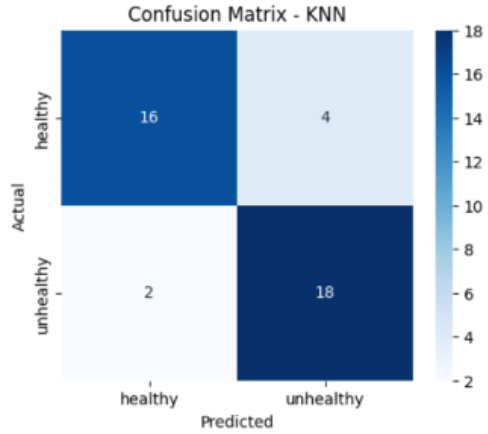
Gambar 5. Confusion Matrix CNN

4.3 Evaluasi Model KNN

Model KNN menggunakan nilai K = 5 dan dilakukan pengujian menggunakan 5-Fold Cross Validation. Hasil cross validation menunjukkan nilai akurasi yang bervariasi pada setiap fold. Variasi tersebut menjelaskan bahwa performa KNN cukup dipengaruhi oleh pembagian data pelatihan dan validasi.

Tabel 2. Hasil 5-*Fold Cross Validation* KNN

Fold	**Akurasi (%)**
1	71,88
2	62,50
3	81,25
4	87,50
5	90,62
Rata - rata	**78,75**



Gambar 6. *Confusion Matrix* KNN

4.4 Perbandingan Kinerja CNN dan KNN

Tabel 3. Perbandingan Kinerja

Metrik	**Kelas**	**CNN**	**KNN**
Akurasi	*Health*	0,925	0,85
	Unhealthy		
Presisi	*Health*	1	0,89
	Unhealthy	0,87	0,82
Recall	*Health*	0,85	0,8
	Unhealthy	1	0,9
F1-Score	*Health*	0,92	0,84
	Unhealthy	0,93	0,86

Berdasarkan hasil pengujian, CNN memberikan performa yang lebih baik dibandingkan KNN pada seluruh metrik evaluasi. Hal ini disebabkan CNN mampu melakukan ekstraksi fitur citra secara otomatis sehingga informasi warna, tekstur, dan bentuk cabai dapat dipelajari dengan lebih efektif. Sebaliknya, KNN bekerja berdasarkan perhitungan jarak antar fitur sehingga performanya cenderung menurun pada data citra dengan dimensi yang tinggi.

4.5 Pengujian Citra di Luar Dataset

Pengujian tambahan dilakukan menggunakan dua citra cabai yang tidak berasal dari dataset Kaggle. Citra pertama merupakan cabai sehat dan citra kedua merupakan cabai tidak sehat yang diperoleh dari dokumentasi pribadi.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan kedua citra dengan benar sesuai kondisi sebenarnya. Temuan ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang cukup baik dalam mengenali objek di luar data pelatihan, meskipun pengujian lebih lanjut dengan jumlah data yang lebih banyak masih diperlukan untuk memperoleh gambaran kemampuan generalisasi yang lebih akurat.

4.6 Analisis Hasil Penelitian

p-ISSN : 2406-7733
e-ISSN : 2597-9922



Gambar 7. Hasil Prediksi Citra di Luar Dataset

Secara keseluruhan, hasil penelitian menunjukkan pola yang konsisten dengan tujuan awal penelitian, yaitu membandingkan performa metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *K-Nearest Neighbor* (KNN) dalam mengklasifikasikan citra cabai sehat dan tidak sehat. Selisih akurasi sebesar 7,5% antara CNN (92,5%) dan KNN (85%) mengindikasikan bahwa kemampuan CNN dalam mempelajari fitur secara hierarkis dan mempertahankan informasi *spasial* citra memberikan keunggulan nyata dibandingkan pendekatan KNN yang hanya mengandalkan perhitungan jarak *Euclidean* antar vektor piksel. Temuan ini memperkuat hasil penelitian terdahulu (Abdurrahman dkk., 2023; Anggara dkk., 2025) yang juga melaporkan superioritas CNN atas KNN pada tugas klasifikasi citra, sekaligus menjawab *research gap* yang diidentifikasi pada bagian tinjauan pustaka, yaitu masih terbatasnya penelitian yang membandingkan kedua metode tersebut secara langsung dan komprehensif mencakup *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, *confusion matrix*, hingga *cross validation* khusus pada studi kasus klasifikasi kondisi cabai.

Keterbatasan ukuran dataset (200 citra) juga tampak memengaruhi karakteristik hasil kedua model, meskipun dengan arah yang berbeda. Pada CNN, penerapan augmentasi data dan mekanisme EarlyStopping terbukti efektif meredam risiko *overfitting*, tercermin dari peningkatan akurasi validasi yang stabil hingga mencapai 92,5% tanpa indikasi penurunan performa pada data uji.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, metode CNN dan KNN dapat digunakan untuk mengklasifikasikan citra cabai sehat dan tidak sehat. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model CNN memberikan performa yang lebih baik dibandingkan KNN dengan akurasi sebesar 92,5% pada data validasi. Selain itu, nilai precision, recall, dan F1-score yang diperoleh juga menunjukkan bahwa CNN mampu mengenali kedua kelas dengan baik. Keunggulan CNN terletak pada kemampuannya melakukan ekstraksi fitur citra secara otomatis sehingga karakteristik visual cabai, seperti warna, tekstur, dan kondisi permukaan, dapat dipelajari secara lebih efektif selama proses pelatihan.

Sementara itu, model KNN menghasilkan akurasi sebesar 85% pada data validasi. Hasil pengujian menggunakan 5-*Fold Cross Validation* menunjukkan rata-rata akurasi sebesar 78,75%, yang mengindikasikan bahwa performa model masih cukup baik meskipun terdapat variasi nilai akurasi pada setiap *fold*. Perbedaan hasil antara CNN dan KNN menunjukkan bahwa metode *deep learning* lebih sesuai digunakan untuk klasifikasi citra karena mampu memanfaatkan informasi spasial yang terdapat pada gambar secara lebih optimal dibandingkan metode klasifikasi berbasis jarak.

Penelitian ini juga menunjukkan bahwa penerapan augmentasi data dan mekanisme *EarlyStopping* dapat membantu meningkatkan proses pelatihan model CNN serta mengurangi risiko *overfitting* pada *dataset* yang relatif terbatas. Secara keseluruhan, hasil penelitian membuktikan bahwa CNN merupakan metode yang lebih efektif dibandingkan KNN untuk klasifikasi citra cabai sehat dan tidak sehat pada dataset yang digunakan.

Saran

Penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan yang dapat menjadi bahan pengembangan pada penelitian selanjutnya. Salah satu aspek yang dapat ditingkatkan adalah jumlah dan keragaman dataset yang digunakan. Penambahan jumlah citra dengan variasi kondisi pencahayaan, latar belakang, sudut pengambilan

p-ISSN : 2406-7733
e-ISSN : 2597-9922

gambar, dan jenis cabai yang lebih beragam diharapkan dapat meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap kondisi nyata di lapangan. Selain itu, penelitian selanjutnya dapat menerapkan pendekatan transfer learning menggunakan model yang telah dilatih sebelumnya, seperti MobileNetV2, EfficientNet, atau VGG16, untuk memperoleh performa klasifikasi yang lebih baik.

Pengembangan metode klasifikasi lain, seperti Support Vector Machine (SVM), Random Forest, maupun pendekatan ensemble juga dapat dilakukan sebagai pembanding untuk memperoleh evaluasi yang lebih komprehensif. Di samping itu, penggunaan data pengujian terpisah yang tidak terlibat dalam proses pelatihan maupun validasi akan memberikan gambaran performa model yang lebih objektif. Hasil penelitian ini juga berpotensi dikembangkan menjadi aplikasi berbasis web atau perangkat bergerak sehingga dapat dimanfaatkan secara langsung untuk membantu proses identifikasi kualitas cabai secara otomatis pada sektor pertanian.

DAFTAR PUSTAKA

Abdurrahman, N., Rahmat, B., & Sihananto, A. N. (2023a). Perbandingan Performa Klasifikasi Citra Ikan Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor (K-NN) Dan Convolutional Neural Network (CNN). *Jurnal Sistem Informasi dan Informatika (JUSIFOR)*, *2*(2), 84–93. https://doi.org/10.33379/jusifor.v2i2.3728

Abdurrahman, N., Rahmat, B., & Sihananto, A. N. (2023b). Perbandingan Performa Klasifikasi Citra Ikan Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor (K-NN) Dan Convolutional Neural Network (CNN). *JUSIFOR : Jurnal Sistem Informasi dan Informatika*, *2*(2), 84–93. https://doi.org/10.33379/jusifor.v2i2.3728

Anggara, A. A., Ridho, A., & Mutia, C. (2025a). Analisa Penyakit Pada Tanaman Cabai Merah (Capsicum annuum L) Dengan Membandingkan Tingkat Akurasi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) dan K-Nearest Neighbor (KNN). *Jurnal Teknologi Informasi*, *4*(1), 52. https://doi.org/10.35308/jti.v4i1.11816

Anggara, A. A., Ridho, A., & Mutia, C. (2025b). Analisa Penyakit Pada Tanaman Cabai Merah (Capsicum annuum L) Dengan Membandingkan Tingkat Akurasi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) dan K-Nearest Neighbor (KNN). *Jurnal Teknologi Informasi*, *4*(1), 52–62. https://doi.org/10.35308/jti.v4i1.11816

Anggraeni, D. S., Widayana, A., Rahayu, P. D., & Rozikin, C. (2022). Metode Algoritma Convolutional Neural Network pada Klasifikasi Penyakit Tanaman Cabai. *STRING (Satuan Tulisan Riset dan Inovasi Teknologi)*, *7*(1), 73. https://doi.org/10.30998/string.v7i1.13304

Bezabh, Y. A., Salau, A. O., Abuhayi, B. M., Mussa, A. A., & Ayalew, A. M. (2023). CPD-CCNN: Classification of pepper disease using a concatenation of convolutional neural network models. *Scientific Reports*, *13*(1), 15581. https://doi.org/10.1038/s41598-023-42843-2

Laksono, F. B. (2024). Deteksi penyakit tanaman dengan convolution neural network: Kombinasi arsitektur VGG16 dan ResNet34 untuk klasifikasi daun. *JURNAL Komputer dan Teknologi Informasi*, *2*(2). https://doi.org/10.26714/jkti.v2i2.13932

Ratna Indah Juwita Harahap, Sumi Khairani, & Rismayanti. (2024). Implementasi Metode K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Penyakit Tanaman Mentimun Pada Citra Daun. *Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi*, *3*(2), 135–145. https://doi.org/10.70340/jirsi.v3i2.123

Wulandari, I., Yasin, H., & Widiharih, T. (2020). Klasifikasi Citra Digital Bumbu dan Rempah dengan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN). *Jurnal Gaussian*, *9*(3), 273–282. https://doi.org/10.14710/j.gauss.v9i3.27416