

KLASIFIKASI SAYURAN ORGANIK DAN NON ORGANIK BERBASIS CITRA DIGITAL DENGAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)

Flourenza Loban, Yohanes Suban Belutowe, Erna R. Nubatonis

Teknik Informatika, STIKOM Uyelindo Kupang
Jalan Perintis Kemerdekaan 1, Kayu Putih, Kota Kupang
yosube@gmail.com

ABSTRAK

Sayuran merupakan tanaman hortikultura dengan umur relatif singkat serta bersifat musiman. Penggunaan pupuk pada tanaman hortikultura di era pertanian modern secara tidak langsung berdampak pada kesehatan manusia sebagai konsumen dan bagi lingkungan, hal ini meningkatkan kesadaran masyarakat terhadap pola hidup sehat, sehingga permintaan terhadap sayuran organik meningkat. Perbedaan antara sayuran organik dan non organik sulit dikenali secara visual karena memiliki kemiripan bentuk, warna, dan tekstur, sehingga identifikasi manual menjadi subjektif, membutuhkan keahlian khusus, serta berpotensi menimbulkan kesalahan, sedangkan uji laboratorium memerlukan waktu dan biaya yang tinggi. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam mengklasifikasikan sayuran organik dan non organik, mengembangkan model yang mampu mengenali perbedaan visual secara akurat, serta meningkatkan kinerja model klasifikasi. Metode CNN digunakan melalui tahapan *convolutional layer*, *pooling layer*, dan *fully connected layer* untuk mengekstraksi dan mengklasifikasikan fitur citra secara otomatis. Dataset yang digunakan terdiri dari 1120 citra sayuran dengan variasi kondisi pencahayaan dan latar belakang. Proses pelatihan model dilakukan menggunakan beberapa skema pelatihan, yaitu *K-Fold Cross Validation* (5-fold), serta didukung teknik *Early Stopping* dan *Model Checkpoint* untuk mengoptimalkan performa model dan mengurangi *overfitting*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model memiliki kinerja yang konsisten dalam mengklasifikasikan sayuran berdasarkan parameter nilai keseluruhan dengan rata-rata akurasi sebesar 79,02%, sensitivitas 79,02%, dan spesifisitas 98,39%. Selain itu, performa terbaik diperoleh pada fold ke-3 dengan akurasi mencapai 88,39%, sensitivitas 83,39%, dan spesifisitas 99,11%.

Kata kunci : CNN, klasifikasi, non-organik, organik, sayuran

1. PENDAHULUAN

Pertanian merupakan salah satu subsektor dengan potensi besar untuk terus dikembangkan. Perannya yang vital dalam kehidupan masyarakat menjadikan sektor ini berkontribusi signifikan terhadap perekonomian Indonesia, baik sebagai sumber lapangan kerja, investasi, pendapatan, maupun devisa negara [1].

Salah satu komoditas penting dalam sektor pertanian yang memiliki nilai ekonomi tinggi sekaligus peran besar dalam pemenuhan kebutuhan pangan masyarakat adalah sayuran. Sayuran dapat diartikan sebagai bagian tumbuhan yang bisa dikonsumsi, seperti akar, batang, daun, maupun bunga, dan berbeda dari buah yang umumnya citra rasa manis. Sayuran termasuk tanaman hortikultura dengan umur relatif singkat serta bersifat musiman. Sayuran memiliki peran penting sebagai sumber vitamin A, C dan mineral.

Pertumbuhan dan perkembangan tanaman sayuran sering diiringi dengan pemberian pupuk. Pemberian pupuk anorganik secara berulang tanpa dimbangi dengan penambahan pupuk organik dapat menimbulkan ketidakseimbangan unsur hara dalam tanah, merusak strukturnya, dan mengurangi populasi mikroorganisme di dalamnya. Isu lingkungan menjadi pendorong utama lahirnya sistem pertanian organik di Indonesia, khususnya setelah munculnya program revolusi hijau pada era 1980 [2].

Membedakan sayuran organik dan non organik bukanlah hal yang mudah karena keduanya sering tampak serupa secara visual. Oleh sebab itu, diperlukan teknologi yang mampu secara cepat, efisien, dan akurat dalam mengklasifikasi sayuran organik dan non-organik. Salah satu teknologi yang mampu mengklasifikasi sayuran organik dan non-organik yaitu teknik pengolahan citra (*image processing*).

Citra (*image*) dapat diartikan sebagai representasi visual berupa gambar yang memiliki peran penting dalam penyajian informasi, khususnya pada komponen multimedia. Salah satu metode yang digunakan dalam peningkatan citra adalah *Convolutional Neural Network* (CNN) [3].

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu teknik yang terbukti efektif dalam pengolahan citra karena mampu melakukan ekstraksi fitur spasial secara otomatis melalui operasi konvolusi. *Convolutional Neural Network* (CNN) dirancang untuk memacu cara kerja sistem visual manusia dalam mengenali pola atau objek dengan memanfaatkan konsep konvolusi untuk mengekstraksi fitur penting dari data masukan. *Convolutional Neural Network* (CNN) mampu secara otomatis mengekstraksi fitur-fitur dari citra tanpa memerlukan proses ekstraksi fitur secara manual [4].

Permasalahan yang melatarbelakangi penelitian ini yaitu adanya kendala dalam membedakan sayuran

organik dan non organik akibat kemiripan karakteristik morfologis, seperti bentuk, warna, tekstur serta keterbatasan metode identifikasi. Identifikasi secara manual bersifat subjektif dan rawan kesalahan membuat konsumen maupun petani sulit memastikan keaslian produk secara cepat dan tepat, semetara uji laboratorium membutuhkan biaya dan waktu yang tidak efisien. Tanpa sistem klasifikasi otomatis, proses ini berisiko menimbulkan penipuan, menurunkan kepercayaan konsumen, serta menghambat perkembangan pasar organik

Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengimplementasikan metode Convolutional Neural Network (CNN) dalam suatu sistem klasifikasi berbasis citra digital guna mengidentifikasi dan membedakan sayuran organik dan non organik secara otomatis, serta meningkatkan tingkat akurasi dan kinerja model dalam proses klasifikasi. Rencana penyelesaian masalah dalam penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan, yaitu pengumpulan dan penyusunan dataset citra sayuran, tahap praproses data untuk meningkatkan kualitas citra, perancangan dan pelatihan model CNN menggunakan metode K-Fold Cross Validation, serta evaluasi kinerja model menggunakan parameter akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas untuk memperoleh model yang optimal. Adapun manfaat yang diharapkan dari penelitian ini adalah memberikan kontribusi ilmiah dalam pengembangan teknologi di bidang pertanian, khususnya dalam penerapan kecerdasan buatan untuk klasifikasi citra, serta menyediakan alternatif solusi yang lebih efisien, objektif, dan akurat dalam membantu masyarakat maupun pelaku usaha dalam membedakan produk sayuran organik dan non organik.

Adapun manfaat yang diharapkan dari penelitian ini adalah memberikan kontribusi ilmiah dalam pengembangan teknologi di bidang pertanian, khususnya dalam penerapan kecerdasan buatan untuk klasifikasi citra, serta menyediakan alternatif solusi yang lebih efisien, objektif, dan akurat dalam membantu masyarakat maupun pelaku usaha dalam membedakan produk sayuran organik dan non organik.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Penelitian [5] menunjukkan hasil yang efektif untuk prediksi SOM secara cepat, akurat dan non-destruktif. Penelitian ini menunjukkan bahwa penggabungan trilinear 3-CNN mampu mencapai akurasi tinggi dengan $R^2=0,87$ dan $RMSE=1,68$ meningkat 23% dibandingkan dengan spectral tunggal

Penelitian oleh [6] menggunakan metode Random Forest dan Neural Network menunjukkan bahwa sebelum optimasi, akurasi, model mencapai 92% untuk RF dan 89% untuk NN, sedangkan setelah mekanisme peningkatan dua tahap, akurasi meningkat

hingga 100% dalam membedakan sayuran organik dan konvensional.

Penelitian yang berjudul “Deep Transfer Learning CNN Based for Classification Quality of Organic Vegetables” menunjukkan bahwa teknologi deep learning dapat dimanfaatkan untuk meningkatkan efisiensi dalam penilaian kualitas sayuran organik. Dalam penelitian tersebut, digunakan tiga arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN), yaitu *Inception V3*, *VGG16*, dan *ResNet50*, untuk mengklasifikasikan 3.239 citra selada gunung es dan sawi hijau berdasarkan tingkat kualitasnya. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model inception V3 memberikan akurasi tertinggi sebesar 85%, diikuti VGG16 sebesar 82%, sedangkan ResNet 50 mencapai 50%. Temuan ini membuktikan bahwa pendekatan *deep transfer learning* mampu meningkatkan kemampuan sistem dalam mengenali dan mengklasifikasikan citra sayuran dengan akurasi yang tinggi [7].

2.2. Sayuran Organik dan Non-Organik

Sayuran organik merupakan komoditas penting dalam mendukung ketahanan pangan berkelanjutan. Selain itu, sayuran organik memiliki nilai ekonomi yang tinggi dan mampu meningkatkan kesejahteraan petani kecil karena permintaannya yang terus meningkat di masyarakat yang semakin sadar akan pola hidup sehat [8].

Sayuran anorganik yang dibudidayakan dengan penggunaan pestisida. Hasil penelitian menunjukkan bahwa beberapa jenis pestisida seperti *prokimidon*, *lambda-sihalotrin*, dan *sipermetrin* terdeteksi pada berbagai jenis sayuran dengan tingkat residu yang lebih tinggi di daerah pedesaan dibandingkan perkotaan. Temuan ini menegaskan perlunya pengawasan dan edukasi terhadap penggunaan pestisida agar keamanan pangan tetap terjaga [9].

2.3. Citra Digital

Citra digital merupakan representasi objek dua dimensi dari dunia visual yang terdiri atas kumpulan pixel atau titik berwarna yang membentuk gambar. Pengolahan citra digital bertujuan untuk memperbaiki kualitas citra agar mudah diinterpretasikan oleh manusia maupun komputer, baik berupa foto maupun gambar bergerak. Salah satu metode yang digunakan dalam pengelompokan atau identifikasi objek pada citra digital adalah *Hierarchical agglomerative Clustering* (HCA), yaitu teknik pengelompokan yang bekerja dengan mencirikan warna pada objek dan mengelompokkan piksel berdasarkan jarak terdekat hingga membentuk hierarki cluster [3].

2.4. Citra Grayscale

Citra grayscale merupakan pengubahan tiga layer matriks, yaitu R- layer, G-layer, dan -layer menjadi satu layer matriks *grayscale*. Dalam citra ini tidak lagi terdapat adanya warna, yang ada adalah derajat keabuan. Dalam hal ini intensitas berkisar

antara 0 sampai 255. Nilai 0 menyatakan hitam dan nilai 255 adalah putih [10].

Setiap piksel pada citra ini menunjukkan tingkat kecerahan atau intensitas cahaya tanpa melibatkan informasi warna. Terdapat berbagai teknik untuk mengkonversi citra berwarna menjadi *citra grayscale*, diantaranya *Average Method* dan *Weighted Method* [11].

2.5. K-Fold cross-Validation

K-Fold Cross-Validation digunakan dalam berbagai penelitian sebelumnya untuk mengevaluasi performa model *machine learning* dengan hasil yang bervariasi. Teknik ini membagi dataset menjadi beberapa bagian untuk data latih dan data uji, sehingga dapat membantu menilai kemampuan model secara menyeluruh serta mencegah terjadinya *overfitting* maupun *underfitting* [12].

2.6. Deep Learning

Teknologi ini menggunakan struktur jaringan saraf tiruan (*Artificial Neural Network*) yang terdiri dari banyak lapisan (*multilayer*) untuk mempelajari data dalam jumlah besar secara mendalam. Dengan kemampuan mempelajari data yang kompleks, *Deep Learning* mampu meningkatkan akurasi dalam berbagai sistem seperti pengenalan citra, suara, dan teks [13].

2.7. Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu jenis jaringan saraf tiruan yang mengalami perkembangan pesat dalam beberapa tahun terakhir. Berbeda dengan *multi-Layer Perceptron* (MLP), CNN memiliki arsitektur yang lebih kompleks dan dirancang khusus untuk menangani permasalahan klasifikasi citra secara lebih efisien. Keunggulan utama CNN terletak pada kemampuannya dalam mengekstraksi dan mempelajari fitur-fitur penting dari citra secara otomatis tanpa memerlukan proses ekstraksi fitur manual. Struktur CNN secara umum terbagi menjadi dua komponen utama, yaitu *Feature Learning* dan *Classification*. Pada tahap *Feature Learning*, jaringan terdiri atas beberapa lapisan tersembunyi seperti *convolution layer*, *activation function (ReLU)*, dan *pooling layer* yang berperan dalam mengekstraksi pola dari citra masukan. Sementara itu, pada tahap *classification*, CNN memanfaatkan *fully connected layer* dan fungsi aktivasi *softmax* untuk menghasilkan keluaran berupa kelas prediksi. Dalam penelitian ini, CNN menerapkan fungsi aktivasi *Rectified Units* (RU) pada lapisan konvolusi dan pooling guna meningkatkan efisiensi proses pembelajaran fitur [4].

2.8. Confusion matrix

Confusion matrix merupakan suatu alat yang digunakan untuk menilai kinerja model klasifikasi dalam bidang data mining maupun *machine learning*. Alat ini berfungsi untuk membandingkan hasil

prediksi model dengan kelas sebenarnya dari data uji. *Confusion matrix* terdiri atas empat komponen utama, yaitu *True Positive* (TP), *False Positive* (FP), *True Negative* (TN), *False Negative* (FN). Matrix ini digunakan sebagai dasar untuk menghitung berbagai matrik evaluasi kinerja model, seperti akurasi, presisi (*precision*), *recall*, dan F1-score [4].

Tabel 1. Tabel Pehitungan Confusion Matrix

		Positive (P)	Negative (N)
Pengujian	T	Benar (True Positive) TP	Benar (True Negative) TN
	F	Salah(False Positive) FP	Salah (False Negative) FN

Berdasarkan tabel *confusion matrix* diatas, dapat diurutkan rumus perhitungan yang digunakan untuk menghitung nilai parameter evaluasi, meliputi *sensitivitas*, *spesifisitas*, dan akurasi. Berikut adalah rumus perhitungan *sensitivitas*, *spesifisitas* dan akurasi:

$$\text{Sensitivitas} = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \quad (1)$$

$$\text{Spesifitas} = \frac{TN}{TN+FN} \times 100\% \quad (2)$$

$$\text{Akurasi} = \left(\frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \right) \times 100\% \quad (3)$$

Keterangan :

TP = True Positive

FP =False Positive

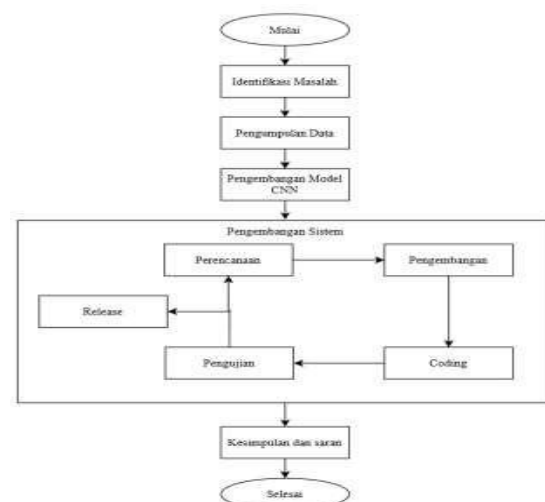
TN = True Negative

FN =False Negative

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan di Kelurahan Kayu Putih, Kecamatan Oebobo, Kota Kupang, Provinsi Nusa Tenggara Timur. Bahan yang digunakan dalam studi ini berupa data primer yang terdiri dari citra digital sayuran pada sayuran selada (*Lactuca sativa L*) dan kangkung (*Ipomoea aquatica Forsk*). Citra digital sayuran tersebut diperoleh melalui pengambilan gambar secara langsung dengan mempertimbangkan kondisi pencahayaan dan jarak pengambilan.

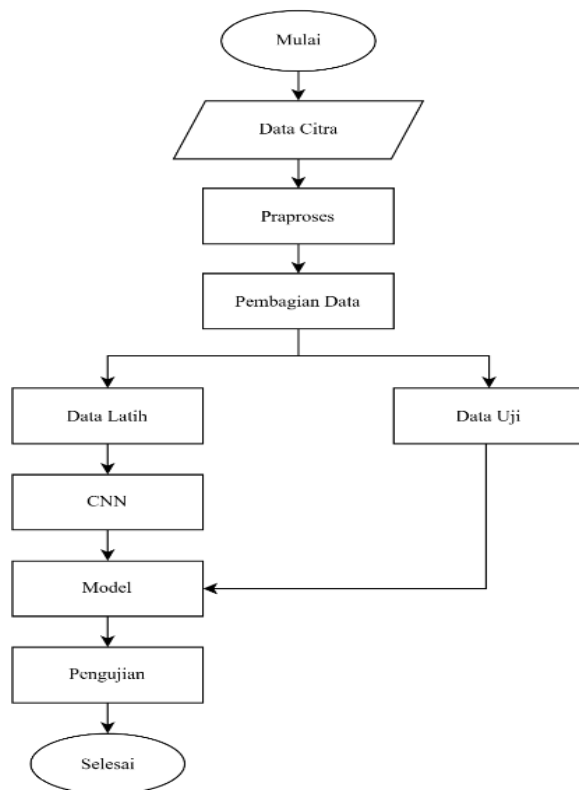
Prosedur penelitian digambarkan dalam *flowchart* berikut :



Gambar 1. Alur Penelitian

3.1. Model CNN

Pada perancangan sistem dilakukan perancangan model CNN yang di implementasikan dalam Sistem Berbasis Website. Pengembangan model CNN dapat dilihat pada gambar berikut :



Gambar 2. Pengembangan Model CNN

3.2. Data Citra

Data citra pada penelitian ini terdiri dari 2 jenis sayuran yaitu selada (*Lactuca sativa L*) dan kangkung (*Ipomoea aquatica Forsk*). Pengambilan citra dilakukan menggunakan kamera Hp pada jarak 30 cm untuk menjaga konsistensi sudut pandang dan pencahayaan. Jumlah keseluruhan data citra yang digunakan adalah 200 citra.

3.3. Pra-proses

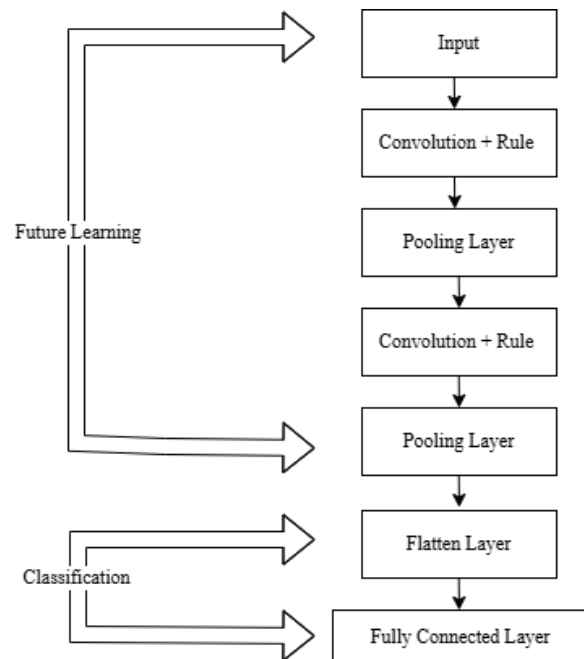
Pada tahap ini dilakukan augmentasi dengan menyesuaikan ukuran citra agar lebih seragam. Citra berwarna kemudian dikonversi untuk menyederhanakan dan menekankan perbedaan intensitas pixel. Konversi ini memudahkan proses ekstraksi tekstur karena pola dan struktur permukaan objek dapat terlihat lebih jelas.

3.4. Pembagian Data

Penelitian ini digunakan metode *K-Fold Cross-Validation*. Dataset dibagi menjadi K bagian atau lipatan, dimana nilai K yang digunakan adalah 5 dengan hasil diperoleh 80% data untuk latih dan 20% data untuk uji.

3.5. Convolutional Neural Network (CNN)

Proses akan mengikuti arsitektur dari CNN dan nilai pixel dimasukkan dalam bentuk vektor melalui tahap awal yaitu *Feature Learning*. Kemudian diteruskan ke *Fully connected layer* untuk melakukan proses klasifikasi.



Gambar 3. Proses CNN

3.6. Evaluasi Model

Proses ini memanfaatkan tabel *confusion matrix* sebagai dasar penelitian, dan hasilnya digunakan beberapa parameter evaluasi seperti sensitivitas, spesifitas dan akurasi guna mengukur tingkat keberhasilan model dalam melakukan klasifikasi.

3.7. Perancangan Website

3.2.1. Perencanaan

Menentukan kebutuhan sistem, rancangan antarmuka pengguna (*user interface*), serta mekanisme integrasi model CNN ke dalam *website*.

3.2.2. Coding

Penulisan program menggunakan Bahasa pemrograman dan *framework* yang sesuai dalam pengembangan *system*.

3.2.3. Pengujian

Memfokuskan pada pengujian fitur-fitur yang ada pada aplikasi sehingga tidak ada kesalahan (*error*).

4. Hasil Dan Pembahasan

4.1. Pengembangan Model Cnn

Penelitian ini mengembangkan sebuah sistem yang dirancang untuk membedakan sayuran organik dan non-organik dengan memanfaatkan model *Convolutional Neural Network (CNN)* berbasis *MobileNetV2*. Proses pengembangannya dilakukan

meliputi tahapan *preprocessing* data, proses pelatihan model, pengujian serta evaluasi performa, hingga implementasi sistem dalam bentuk aplikasi berbasis *website*. Dalam penelitian ini, MobileNetV2 digunakan sebagai model dasar (*base model*) dengan metode *transfer learning*. Pengaturan `weights="imagenet"` memungkinkan model memanfaatkan bobot yang sudah dilatih pada dataset ImageNet, sehingga sudah memiliki kemampuan untuk mengenali fitur-fitur visual umum. Penggunaan `include_top=False` dilakukan untuk menghilangkan bagian klasifikasi bawaan agar model dapat disesuaikan dengan jumlah kelas pada dataset yang digunakan. Selain itu, pengaturan `base_model.trainable = False` bertujuan untuk membekukan bobot pada model dasar, sehingga MobileNetV2 berperan sebagai ekstraktor fitur, sementara proses pelatihan difokuskan pada layer tambahan yang ditambahkan.

4.2. Pelatihan Model

Pada penelitian ini, proses pelatihan model dilakukan dengan menggunakan metode *K-Fold Cross Validation (5-fold)*. Pelatihan model juga memanfaatkan teknik *transfer learning* yang dipadukan dengan data *augmentation* untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model. Selain itu, digunakan fitur *Early Stopping* dan *Model Checkpoint* untuk menghindari overfitting serta menyimpan model dengan kinerja terbaik selama proses pelatihan.

4.2.1. K-Fold Cross Validation

Metode *K-Fold Cross Validation* digunakan untuk membagi dataset menjadi 5 lipatan (*fold*) dengan menjaga proporsi distribusi kelas pada setiap *fold* tetap seimbang.

4.2.2. Early Stopping

Early Stopping merupakan mekanisme yang berfungsi untuk menghentikan proses training secara otomatis saat performa model tidak menunjukkan peningkatan lagi setelah beberapa epoch tertentu, sehingga pelatihan tidak berlanjut secara berturut-turut.

4.2.3. Model Checkpoint

Model *checkpoint* digunakan untuk menyimpan model pada kondisi terbaik selama proses pelatihan berlangsung. Dengan cara ini, model yang dipakai pada tahap pengujian adalah model yang memiliki performa paling optimal dari hasil training.

4.3. Pengujian Model

Proses pengujian dilakukan untuk menilai kemampuan sistem dalam mengklasifikasikan penyakit daun kangkung dengan baik berdasarkan lima model yang dihasilkan dari pelatihan menggunakan metode K-Fold. Setiap model kemudian diuji dan dianalisis pada tahap evaluasi

menggunakan *confusion matrix* untuk melihat kinerjanya.

		Predicted													
		Bayam (N=1)	Bayam (N=2)	Bayam (N=3)	Bayam (N=4)	Bayam (N=5)	Bayam (N=6)	Bayam (N=7)	Bayam (N=8)	Bayam (N=9)	Bayam (N=10)	Bayam (N=11)	Bayam (N=12)	Bayam (N=13)	Bayam (N=14)
Actual	Bayam (N=1)	15	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
	D. Etiol (N=1)	0	10	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0
	D. Etiol (N=2)	0	0	16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	Kangkung (N=1)	0	0	0	8	2	0	0	0	0	0	6	0	0	0
	Kangkung (N=2)	1	0	0	1	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	Selada (N=1)	0	0	0	0	0	16	0	0	0	0	0	0	0	0
	Sawi (N=1)	1	0	0	0	0	0	9	0	0	0	0	0	1	5
	Bayam (N=2)	0	0	0	0	0	0	0	16	0	0	0	0	0	0
	D. Etiol (N=2)	0	1	0	0	0	0	0	0	15	0	0	0	0	0
	D. Etiol (N=3)	1	0	0	0	0	1	0	1	0	13	0	0	0	0
	Kangkung (N=2)	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	12	1	0	0
	Kangkung (N=3)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	16	0	0
	Selada (N=2)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	16	0
	Sawi (N=2)	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	4	10

Gambar 4. Confusion Matrix Untuk Pengujian Model Pada Fold 1

		Predicted													
		Bayam (N=1)	Bayam (N=2)	Bayam (N=3)	Bayam (N=4)	Bayam (N=5)	Bayam (N=6)	Bayam (N=7)	Bayam (N=8)	Bayam (N=9)	Bayam (N=10)	Bayam (N=11)	Bayam (N=12)	Bayam (N=13)	Bayam (N=14)
Actual	Bayam (N=1)	14	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	D. Etiol (N=1)	0	16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	D. Etiol (N=2)	1	1	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	Kangkung (N=1)	0	0	0	3	0	0	0	3	0	0	4	4	2	0
	Kangkung (N=2)	6	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	Selada (N=1)	0	0	0	0	0	16	0	0	0	0	0	0	0	0
	Sawi (N=1)	2	0	4	0	2	0	0	5	0	1	0	0	2	0
	Bayam (N=2)	0	0	0	0	0	0	0	16	0	0	0	0	0	0
	D. Etiol (N=2)	0	5	0	0	0	0	0	0	11	0	0	0	0	0
	D. Etiol (N=3)	0	0	1	0	0	0	1	0	14	0	0	0	0	0
	Kangkung (N=2)	0	0	0	2	0	0	1	0	0	10	3	0	0	0
	Kangkung (N=3)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	16	0	0	0
	Selada (N=2)	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	14	0	0
	Sawi (N=2)	0	0	0	2	1	0	0	9	0	0	0	2	2	0

Gambar 5. Confusion Matrix Untuk Pengujian Model Pada Fold 2

		Predicted													
		Bayam (N=1)	Bayam (N=2)	Bayam (N=3)	Bayam (N=4)	Bayam (N=5)	Bayam (N=6)	Bayam (N=7)	Bayam (N=8)	Bayam (N=9)	Bayam (N=10)	Bayam (N=11)	Bayam (N=12)	Bayam (N=13)	Bayam (N=14)
Actual	Bayam (N=1)	15	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	D. Etiol (N=1)	0	14	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0
	D. Etiol (N=2)	0	0	16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	Kangkung (N=1)	0	0	0	9	0	0	0	0	1	6	0	0	0	0
	Kangkung (N=2)	0	0	0	0	16	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	Selada (N=1)	0	0	0	0	0	16	0	0	0	0	0	0	0	0
	Sawi (N=1)	0	0	0	0	0	0	14	0	0	0	0	0	0	0
	Bayam (N=2)	0	0	0	0	0	0	0	16	0	0	0	0	0	0
	D. Etiol (N=2)	0	3	0	0	0	0	0	0	13	0	0	0	0	0
	D. Etiol (N=3)	0	0	4	0	0	1	0	0	0	11	0	0	0	0
	Kangkung (N=2)	0	0	0	3	0	0	0	0	0	13	3	0	0	0
	Kangkung (N=3)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	16	0	0	0
	Selada (N=2)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	16	0	0
	Sawi (N=2)	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	13	0

Gambar 6. Confusion Matrix Untuk Pengujian Model Pada Fold 3

		Predicted													
		Bayes (N=)	Bayes (N=)	Bayes (N=)	Bayes (N=)	Bayes (N=)	Bayes (N=)	Bayes (N=)	Bayes (N=)	Bayes (N=)	Bayes (N=)	Bayes (N=)	Bayes (N=)	Bayes (N=)	Bayes (N=)
		Bayes (N=)	Bayes (N=)	Bayes (N=)	Bayes (N=)	Bayes (N=)	Bayes (N=)	Bayes (N=)	Bayes (N=)	Bayes (N=)	Bayes (N=)	Bayes (N=)	Bayes (N=)	Bayes (N=)	Bayes (N=)
Actual	Bayes (N=)	7	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	1
	D1 (N=)	0	5	0	0	0	0	0	11	0	0	0	0	0	0
	D1.5 (N=)	0	6	9	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
	Kangaroo (N=)	0	0	0	5	0	0	0	0	0	11	0	0	0	0
	Kemang (N=)	0	0	0	0	13	0	3	0	0	0	0	0	0	0
	Selalu (N=)	0	1	0	0	0	13	1	0	0	0	0	0	0	1
	Sewa (N=)	0	0	0	0	0	2	12	0	0	0	0	0	0	2
	Bayes (N=)	0	0	0	0	0	0	0	16	0	0	0	0	0	0
	D1 (N=)	0	2	0	0	0	0	0	0	14	0	0	0	0	0
	D1.5 (N=)	0	0	0	0	0	0	1	0	14	0	1	0	0	0
Actual	Kangaroo (N=)	0	0	0	3	0	0	0	0	0	16	3	0	0	0
	Kemang (N=)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	16	0	0
	Selalu (N=)	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	15	0
	Sewa (N=)	0	0	0	0	0	1	4	0	0	0	2	0	0	9

Gambar 7. *Confusion Matrix* Untuk Pengujian Model Pada *Fold* 4

		Predicted														
		Bayes(N=1)	Bayes(N=2)	Bayes(N=3)	Bayes(N=4)	Bayes(N=5)	Bayes(N=6)	Bayes(N=7)	Bayes(N=8)	Bayes(N=9)	Bayes(N=10)	Bayes(N=11)	Bayes(N=12)	Bayes(N=13)	Bayes(N=14)	Bayes(N=15)
Actual	Bayes(N=1)	13	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	D.3da(N=1)	0	15	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	D.5da(N=1)	1	1	13	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
	Kangku ng (N=1)	0	0	0	2	2	0	1	2	0	0	4	5	0	0	0
	Kamung i (N=1)	1	0	0	0	15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	Selaku (N=1)	0	0	0	0	0	16	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	Sawi (N=1)	0	0	0	0	0	0	11	0	0	0	0	0	0	0	5
	Bayem (U)	2	0	1	1	0	0	0	11	0	0	0	1	0	0	0
	D.3di (U)	0	0	0	0	0	0	0	0	16	0	0	0	0	0	0
	D.5ar (U)	1	0	0	0	0	0	0	1	0	15	0	1	0	0	0
	Kangku ng (U)	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	14	0	0	0	0
	Kamung i (U)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	16	0	0	0
	Selaku (U)	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	14	0
	Sawi (U)	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	12

Gambar 8. *Confusion Matrix* Untuk Pengujian Model Pada *Fold 5*

Berdasarkan hasil classification report keseluruhan dengan parameter accuracy, Sensitivity, Specificity maka didapatkan nilai rata-rata dari semua fold sebagai berikut :

Tabel 2. Rata-Rata Nilai Classification Report

Fold	Accuracy	Sensitivity	Specificity
1	83.04	83.04	98.7
2	68.75	68.75	97.6
3	88.39	88.39	99.11
4	73.21	73.21	97.94
5	81.7	81.7	98.59
Rata-Rata %	79.02 %	79.02 %	98.39 %

Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan confusion matrix menunjukkan bahwa nilai Accuracy tertinggi terdapat pada fold ke-3 yaitu sebesar 88%, dengan rata-rata akurasi keseluruhan fold sebesar 79,02%. Berdasarkan hasil tersebut, model dari fold ke-3 dipilih untuk digunakan pada sistem website

dalam klasifikasi sayuran organik dan non-organik, karena memberikan kinerja paling baik serta tingkat generalisasi yang lebih konsisten dibandingkan model lainnya.

4.4. Pengembangan Website

Pada penelitian ini, sistem website dikembangkan untuk memudahkan pengguna dalam melakukan klasifikasi sayuran organik dan non-organik secara interaktif dan langsung (real-time). Melalui sistem tersebut, pengguna dapat mengunggah gambar sayuran dan memperoleh hasil klasifikasi dengan cepat. Pengembangan sistem ini menggunakan Flask, yaitu framework Python yang ringan, sederhana, dan fleksibel, sehingga mempermudah proses pembuatan serta pengelolaan aplikasi web secara efisien.

4.5. Halaman Beranda

Sistem ini dirancang sederhana dan mudah digunakan untuk proses pelatihan dan pengujian model klasifikasi sayuran organik dan non-organik.

Organik

Data Latih

Pilih File Organik

Non-Organik

Data Latih

Pilih File Non-Organik

Training / Test Image

Epochs

50

Batch Size

32

Learning Rate

0.001

Proses

Uji Gambar Baru

Uji Seluruhang

Upload Data

Export Dataset

Gambar 9. Halaman Beranda

Pada bagian kiri, pengguna dapat mengunggah data latih berdasarkan kategori Organik dan Non-Organik, kemudian mengirimnya melalui tombol Upload Data atau menghapusnya dengan Hapus Semua. Di sisi kanan, tersedia pengaturan parameter pelatihan seperti epoch, batch size, dan learning rate, serta tombol Proses untuk memulai training. Selain itu, terdapat fitur Uji Gambar Baru untuk melakukan pengujian secara langsung menggunakan model yang telah dilatih.

4.6. Halaman Hasil Klasifikasi

Serial	Series	Posisi	Skor
1		Non-Organik	30,9%
2		Organik	30,7%
3		Non-Organik	30,3%
4		Organik	30,7%
5		Organik	27,3%
6		Non-Organik	30,9%

Gambar 10. Halaman Hasil Klasifikasi

Halaman hasil klasifikasi menampilkan output prediksi dari model terhadap gambar yang telah diuji. Pada halaman ini, setiap data ditampilkan dalam bentuk tabel yang memuat gambar input, hasil prediksi (Organik atau Non-Organik), serta nilai akurasi dari masing-masing prediksi. Label hasil klasifikasi ditampilkan dengan warna yang berbeda untuk memudahkan pembacaan, yaitu hijau untuk Organik dan merah untuk Non-Organik. Dengan tampilan ini, pengguna dapat dengan cepat memahami hasil prediksi model secara jelas dan terstruktur. Selain itu, tersedia tombol Kembali yang memungkinkan pengguna untuk kembali ke halaman sebelumnya.

4.7. Halaman Hasil Baru

Halaman hasil klasifikasi ini menampilkan hasil prediksi dari satu gambar yang diuji oleh pengguna. Setelah pengguna mengunggah gambar dan menekan tombol Uji Sekarang, sistem akan menampilkan gambar tersebut beserta hasil klasifikasinya, yaitu apakah termasuk kategori Organik atau Non-Organik. Selain itu, ditampilkan juga nilai akurasi prediksi sebagai tingkat kepercayaan model terhadap hasil yang diberikan.

4.8. Pengujian Website

Pengujian klasifikasi pada aplikasi berbasis website dilakukan untuk memastikan bahwa model yang telah terintegrasi mampu berjalan dengan optimal pada kondisi penggunaan sebenarnya. Proses pengujian dilakukan dengan cara mengunggah sejumlah citra sayuran melalui tampilan antarmuka pengguna, kemudian sistem akan mengolah citra tersebut melalui tahap praproses serta proses inferensi oleh model. Hasil yang diperoleh berupa prediksi kategori beserta tingkat kepercayaan (confidence) dari model terhadap citra yang diuji.

Model klasifikasi menunjukkan performa yang cukup baik dengan nilai akurasi tertinggi 88,39% serta hasil prediksi yang konsisten dalam membedakan sayuran organik dan non-organik. Penggunaan metode K-fold cross Validation membantu meningkatkan keandalan evaluasi model serta mengurangi bias dalam pembagian data. Model CNN berhasil diimplementasikan ke dalam aplikasi berbasis website menggunakan Flask, sehingga proses klasifikasi dapat dilakukan secara interaktif dan real-time. Sistem mampu memberikan hasil prediksi dengan cepat, sehingga memudahkan pengguna dalam memperoleh informasi secara efisien.



Gambar 11. Halaman hasil klasifikasi baru

Tampilan dibuat sederhana agar pengguna dapat dengan mudah memahami hasil yang diperoleh. Tersedia pula tombol Uji Gambar Baru untuk melakukan pengujian ulang dengan gambar yang berbeda.

Tabel 3. Pengujian Klasifikasi Menggunakan Website

Citra Input	Hasil yang Diharapkan	Hasil Klasifikasi	Keterangan
	Organik	Organik	Benar
	Non-Organik	Non-Organik	Benar

Citra Input			Hasil yang Diharapkan	Hasil Klasifikasi	Keterangan
			Organik	Organik	Benar
			Non-Organik	Non-Organik	Benar
			Organik	Organik	Benar
			Non-Organik	Non-Organik	Benar
			Organik	Organik	Benar
			Non-Organik	Non-Organik	Benar
			Organik	Organik	Benar

Citra Input	Hasil yang Diharapkan	Hasil Klasifikasi	Keterangan
	Non-Organik	Non-Organik	Benar
	Organik	Organik	Benar
	Non-Organik	Non-Organik	Benar
	Organik	Organik	Benar
	Non-Organik	Non-Organik	Benar

Setelah dilakukan proses klasifikasi sayuran melalui website menggunakan 16 data uji, diperoleh hasil bahwa seluruh data tersebut berhasil diprediksi dengan benar ke dalam kategori sayuran organik dan non-organik.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, sistem klasifikasi sayuran organik dan non-organik menggunakan model Convolutional Neural Network (CNN) berbasis MobileNetV2 berhasil dikembangkan dan diimplementasikan dengan baik. Model yang digunakan mampu memberikan performa yang cukup baik dengan akurasi tertinggi sebesar 88% pada fold ke-3 dan rata-rata akurasi sebesar 79,02%. Penggunaan metode K-Fold Cross Validation membantu menghasilkan evaluasi yang lebih objektif dan representatif. Selain itu, sistem telah berhasil diimplementasikan dalam bentuk website berbasis Flask sehingga pengguna dapat melakukan klasifikasi

secara interaktif dan real-time. Hasil pengujian pada website menunjukkan bahwa sistem dapat bekerja dengan baik dalam mengklasifikasikan data uji yang diberikan. Pengembangan lebih lanjut dapat dilakukan dengan mengimplementasikan sistem pada platform mobile agar lebih mudah diakses oleh pengguna serta dikembangkan dengan menambahkan lebih banyak kelas atau kategori untuk meningkatkan kompleksitas dan kegunaan sistem.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Nurdiansyah, H. Erlanda, Y. Betriana Roza, and R. Sovia, "Klasifikasi Citra Dalam Identifikasi Kol Dan Wortel Menggunakan Algoritma Lda Dan Knn," *J. Sci. Soc. Res.*, vol. 4307, no. 2, pp. 1895–1902, 2025, [Online]. Available: <http://jurnal.goretanpena.com/index.php/JSSR>
- [2] P. Beberapa and V. Tanaman, "3723-9375-1-

- Sm,” pp. 30–36, 2020.
- [3] J. Jumadi, Y. Yupianti, and D. Sartika, “Pengolahan Citra Digital Untuk Identifikasi Objek Menggunakan Metode Hierarchical Agglomerative Clustering,” *JST (Jurnal Sains dan Teknol.*, vol. 10, no. 2, pp. 148–156, 2021, doi: 10.23887/jstundiksha.v10i2.33636.
- [4] G. A. Pratama, E. Y. Puspaningrum, and H. Maulana, “Convolutional Neural Network Dan Faster Region Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Kualitas Biji Kopi Arabika,” *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 3, pp. 2776–2785, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3.4887.
- [5] L. Guo *et al.*, “Prediksi Kandungan Bahan Organik Tanah Menggunakan Multi-Input Jaringan Saraf Konvolusional Berbasis Multi-Sumber,” pp. 1–24, 2025.
- [6] D. Elektronika and I. Sains, “Klasifikasi Sayuran Organik dan Konvensional Menggunakan Machine Learning: Studi Kasus Terong, Cabai, dan Tomat,” 2023.
- [7] S. M. Yusuff, O. K. Khim, A. Fitrianto, M. J. Osman, and T. C. Chuang, “Jurnal Internasional Ilmu Lanjutan dan Terapan,” vol. 4, no. 12, pp. 89–93, 2019.
- [8] N. Hariyani and A. Sofwani, “Potensi dan Tantangan Pengembangan Sayuran Organik dalam Mendukung Ketahanan Pangan Berkelanjutan,” *J. Green House*, vol. 3, no. 2, pp. 38–44, 2025, doi: 10.63296/jgh.v3i2.45.
- [9] C. Ma *et al.*, “Pesticide Residues in Commonly Consumed Vegetables in Henan Province of China in 2020,” *Front. Public Heal.*, vol. 10, pp. 1–10, 2022, doi: 10.3389/fpubh.2022.901485.
- [10] R. P. Putra, J. Jumadi, and D. Lianda, “Pengolahan Citra Digital Untuk Mengidentifikasi Tingkat Kematangan Buah Kelapa Sawit Berdasarkan Warna Rgb Dan Hsv Dengan Menggunakan Metode Self Organizing Map (SOM),” *J. Media Infotama*, vol. 20, no. 1, p. 341149, 2024.
- [11] S. Gusega Gunawan, “Pewarnaan Citra Grayscale dengan Histogram Specification,” no. 1, 2021.
- [12] W. Wijiyanto, A. I. Pradana, S. Sopingi, and V. Atina, “Teknik K-Fold Cross Validation untuk Mengevaluasi Kinerja Mahasiswa,” *J. Algoritma*, vol. 21, no. 1, pp. 239–248, 2024, doi: 10.33364/algoritma/v.21-1.1618.
- [13] A. Raup, W. Ridwan, Y. Khoeriyah, S. Supiana, and Q. Y. Zaqiah, “Deep Learning dan Penerapannya dalam Pembelajaran,” *JIIIP - J. Ilm. Ilmu Pendidik.*, vol. 5, no. 9, pp. 3258–3267, 2022, doi: 10.54371/jiip.v5i9.805.