

IMPLEMENTASI CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT DAUN PADA SAYUR KANGKUNG

Tabah Kurniawan Wicaksono, Erna R. Nubatonis, Heni

Teknik Informatika, STIKOM Uyelindo Kupang
Jalan Perintid Kemerdekaan I, Kayu Putih, Kupang, NTT, Indonesia
tabahwicaksono0@gmail.com

ABSTRAK

Kangkung merupakan komoditas hortikultura dengan tingkat konsumsi tinggi dan berperan penting dalam pemenuhan gizi masyarakat. Namun, produktivitasnya sering menurun akibat serangan penyakit daun seperti bercak daun, karat putih, dan virus mosaik. Identifikasi penyakit yang masih dilakukan secara manual menyebabkan proses menjadi kurang efisien dan rentan terhadap kesalahan. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan mengembangkan model berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengklasifikasikan penyakit daun kangkung secara akurat serta mengimplementasikannya dalam sistem berbasis *website*. Metode yang digunakan adalah CNN dengan arsitektur *MobileNetV2* berbasis *transfer learning*, dilengkapi dengan tahap *preprocessing* citra dan evaluasi menggunakan *K-Fold Cross Validation* (K=5). Kinerja model diukur menggunakan confusion matrix, accuracy, precision, recall, dan F1-score. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan empat kelas daun kangkung dengan rata-rata akurasi sebesar 87,4% dan performa terbaik mencapai 90%. Model terbaik juga berhasil diimplementasikan dalam sistem berbasis *Flask* dan mampu melakukan klasifikasi secara *real-time* dengan akurasi pengujian sebesar 90%. Hasil ini menunjukkan bahwa metode CNN efektif untuk deteksi penyakit daun kangkung secara efisien dan akurat.

Kata kunci : *Convolutional Neural Network, Klasifikasi, MobileNetV2, Kangkung, K-Fold Cross Validation*

1. PENDAHULUAN

Hortikultura merupakan salah satu subsektor pertanian yang mencakup budidaya sayuran, buah-buahan, tanaman hias, dan tanaman obat atau rempah. Tanaman hortikultura memiliki peran penting dalam penyediaan pangan bergizi dan peningkatan kualitas hidup masyarakat. Sayuran sebagai bagian dari hortikultura sangat dibutuhkan karena kaya akan vitamin, mineral, dan serat yang dapat mendukung kesehatan dan gizi. Di antara berbagai jenis sayuran hortikultura, kangkung menempati posisi penting karena konsumsi masyarakat yang luas. Menurut Badan Pusat Statistik (BPS) Kota Kupang (2024) produksi tanaman sayur kangkung di Kota Kupang mencapai 3.228,41 (Kuintal) [1] dan luas panen 85,29 (Ha) [2] menjadi yang terbesar dibandingkan tanaman hortikultura lainnya.

Kangkung merupakan tanaman sayuran daun yang tumbuh merambat atau menjalar. Kangkung terdiri dari dua jenis utama, yaitu kangkung air yang tumbuh subur di lahan tergenang atau rawa dengan batang lebih lunak dan berongga, dan kangkung darat yang dibudidayakan di lahan kering dengan batang lebih keras dan daun lebih sempit. Dari kedua jenis kangkung tersebut, kangkung darat menjadi yang paling populer di Indonesia karena memiliki rasa yang gurih [3].

Dari segi budidaya, kangkung mampu tumbuh cepat dengan masa panen hanya 25–40 hari setelah ditanam, sehingga menjadi pilihan bagi petani karena berproduksi cepat. Namun, produktivitas kangkung sering mengalami penurunan akibat serangan berbagai penyakit daun yang disebabkan oleh jamur, bakteri, maupun hama. Beberapa penyakit daun pada

kangkung antara lain bercak daun, karat putih, serta busuk daun. Dengan penanganan yang kurang tepat, gejala penyakit seperti bercak, layu, atau perubahan warna dapat menurunkan kualitas dan kuantitas hasil panen sehingga merugikan petani. Identifikasi penyakit daun oleh petani umumnya masih dilakukan secara manual, yang sering kali memerlukan waktu lama, bergantung pada pengalaman, serta rentan terhadap kesalahan. Untuk mengatasi masalah tersebut, diperlukan metode deteksi penyakit yang lebih cepat dan akurat guna membantu menjaga kualitas produksi kangkung.

Sejumlah penelitian sebelumnya telah membahas upaya deteksi penyakit tanaman menggunakan metode tradisional maupun berbasis teknologi. Metode tradisional masih menggunakan pengamatan visual langsung oleh petani, namun cara ini cenderung memakan waktu, bersifat subjektif, dan kurang konsisten. Seiring perkembangan *deep learning*, khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN), berbagai studi melaporkan peningkatan akurasi deteksi penyakit pada tanaman menggunakan CNN. Misalnya, model CNN mampu mencapai akurasi hingga 94% dalam mendeteksi penyakit pada citra daun tomat [4], penelitian lain juga menunjukkan efektivitas CNN untuk mengklasifikasikan penyakit pada daun tanaman padi dengan memperoleh hasil yang sangat baik di angka 98% [5]. Meski demikian, sebagian besar penelitian masih terfokus pada tanaman hortikultura lain seperti tomat, jagung, atau padi, sehingga penerapan CNN untuk deteksi dan klasifikasi penyakit daun pada sayur kangkung masih sangat terbatas.

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu metode *deep learning* yang

efektif dalam pengolahan citra karena mampu mengekstraksi fitur secara otomatis melalui lapisan konvolusi, *pooling*, dan *fully connected*. Kemampuan ini menjadikan CNN cocok digunakan untuk mengenali pola penyakit pada daun tanaman secara akurat[6].

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam mengklasifikasikan penyakit daun pada tanaman kangkung. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk mengevaluasi kinerja model menggunakan metrik akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Untuk menyelesaikan permasalahan yang ada, penelitian ini menggunakan pendekatan berbasis *deep learning* dengan memanfaatkan citra daun sebagai data input yang melalui tahap *preprocessing*, pelatihan model, dan evaluasi kinerja. Model terbaik selanjutnya diimplementasikan dalam sistem berbasis website untuk mendukung proses deteksi penyakit secara otomatis, cepat, dan akurat. Penelitian ini diharapkan dapat membantu petani dalam mengidentifikasi penyakit secara lebih efektif serta berkontribusi dalam pengembangan teknologi kecerdasan buatan pada sektor pertanian, khususnya pada tanaman kangkung.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Penelitian oleh [7] mengembangkan aplikasi deteksi penyakit daun padi berbasis CNN dengan 480 citra dan memperoleh akurasi 97,75% serta F1-Score tinggi pada beberapa kelas penyakit. Hasilnya menunjukkan CNN efektif untuk deteksi dini penyakit tanaman.

[8] melakukan klasifikasi penyakit daun cabai menggunakan CNN dengan teknik augmentasi (rotasi, flipping, zoom) pada 222 citra dan memperoleh akurasi validasi sebesar 91%, membuktikan kemampuan CNN dalam klasifikasi biner.

Selanjutnya, [9] menerapkan arsitektur AlexNet pada klasifikasi penyakit daun jagung menggunakan 4.198 citra dan mencapai akurasi tertinggi 90%, menunjukkan efektivitas transfer learning pada dataset besar.

Penelitian oleh [10] menggunakan CNN Sequential untuk klasifikasi daun paprika dua kelas dan memperoleh akurasi pengujian hingga 99%, dengan *precision* dan *recall* yang seimbang.

Sementara itu, [11] mengembangkan sistem klasifikasi multi-kelas penyakit daun tomat (10 kelas) menggunakan CNN dan memperoleh akurasi pelatihan 98% serta validasi 82%, menunjukkan tantangan klasifikasi pada dataset multi-kelas yang lebih kompleks.

2.2. Penyakit Daun Kangkung

a. Bercak daun

Penyebab : Jamur *Cercospora spp.* atau *Alternaria spp.*

Gejala : Penyakit ini ditandai dengan munculnya bercak-bercak kecil berwarna coklat keabu-abuan pada permukaan daun. Seiring waktu, bercak tersebut melebar dan bergabung membentuk area tidak beraturan dengan tepi yang lebih gelap.

b. Karat Putih

Penyebab : Jamur *Albugo sp.*

Gejala : Muncul bercak kecil kekuningan di permukaan atas daun dan pada permukaan bawah daun muncul bintil putih Tampak seperti tepung atau karat putih.

c. Virus Mosaik

Penyebab : Infeksi virus mosaic ditularkan oleh kutu daun (aphids)

Gejala : Daun kangkung mengkerut, warna daun menjadi belang hijau-kuning dan berbentuk tidak normal

2.3. Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu jenis dari *Artificial Neural Network* (ANN) yang umumnya digunakan untuk mengenali atau mengklasifikasikan objek dalam sebuah citra. Dalam struktur CNN, terdapat tiga komponen utama yaitu *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. Setiap node pada jaringan CNN menerima nilai dari *input layer*, kemudian memprosesnya untuk menghasilkan keluaran pada *output layer*. Data yang digunakan berupa citra, yang kemudian diolah melalui beberapa *hidden layer* di dalam CNN untuk mengekstraksi fitur-fitur penting dari gambar tersebut. Proses ekstraksi fitur ini dilakukan melalui beberapa lapisan utama, yakni *convolution layer*, *pooling layer*, dan *fully connected layer*, yang bekerja secara berurutan untuk meningkatkan kemampuan CNN dalam mengenali pola dan melakukan klasifikasi secara akurat [12].

2.4. K-Fold Cross-Validation

K-Fold Cross-Validation adalah metode validasi dalam *machine learning* yang digunakan untuk menilai performa model secara lebih akurat serta meminimalkan risiko terjadinya *overfitting* dan *underfitting*. Prinsip utamanya melibatkan pembagian data pelatihan menjadi K subset (*fold*) dengan ukuran yang sama. Proses pelatihan dan validasi dilakukan sebanyak K kali, di mana pada setiap iterasi satu *fold* berperan sebagai data validasi, sedangkan K-1 *fold* lainnya digunakan sebagai data pelatihan [13].

2.5. Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah sebuah tabel yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi. Tabel ini membandingkan hasil prediksi model dengan data asli, sehingga dapat menunjukkan prediksi tersebut benar atau salah. Dalam *confusion matrix* terdapat empat elemen utama yaitu *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN). TP merupakan jumlah

prediksi yang benar *positif*, TN adalah jumlah prediksi yang benar *negatif*, FP adalah prediksi *positif* yang salah, dan FN adalah prediksi *negatif* yang salah.

Tabel 1. *Confusion Matrix*

		Positive (P)	Negative (N)
Pengujian	X	Benar (<i>True Positive</i> – TP)	Salah (<i>False Negative</i> – FN)
	y	Salah (<i>False Positive</i> – FP)	Benar (<i>True Negative</i> – TN)

Dengan menggunakan *confusion matrix*, dapat dihitung matrik evaluasi seperti akurasi, presisi, sensitivitas, dan *F1-score*, yang penting untuk menilai efektivitas dan kesalahan model klasifikasi [13].

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

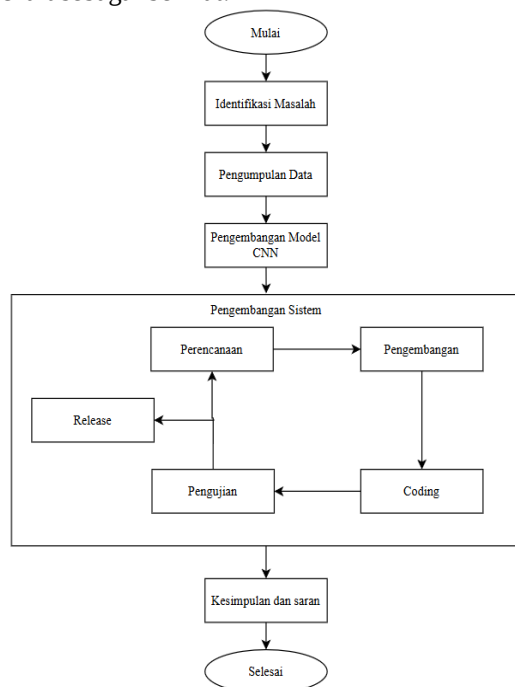
$$\text{Sensitivitas} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2)$$

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

$$F1 - \text{score} = 2 \times \frac{\text{Sensitivitas} \times \text{Presisi}}{\text{Sensitivitas} + \text{Presisi}} \quad (4)$$

3. METODE PENELITIAN

Prosedur penelitian digambarkan dalam flowchart sebagai berikut:



Gambar 1. Alur penelitian

Gambar 1 menggambarkan alur penelitian yang diawali dengan tahap identifikasi masalah guna menentukan fokus penelitian. Tahap selanjutnya adalah pengumpulan data yang digunakan sebagai dasar dalam proses analisis. Setelah itu, dilakukan pengembangan model *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk melakukan klasifikasi penyakit daun. Model yang telah dikembangkan kemudian diimplementasikan pada tahap pengembangan sistem yang mencakup beberapa tahapan, yaitu perencanaan, pengembangan, coding, dan pengujian. Tahapan-

tahapan tersebut dilakukan secara iteratif hingga sistem mencapai kondisi optimal dan siap digunakan, yang selanjutnya diakhiri dengan tahap *release*. Setelah seluruh rangkaian proses selesai, dilakukan penarikan kesimpulan serta penyusunan saran sebagai bentuk evaluasi dan pengembangan lebih lanjut dari penelitian.

3.1. Perancangan Model CNN

Pada perancangan sistem akan dilakukan perancangan model CNN yang kemudian akan diimplementasikan kedalam Sistem berbasis Website.

a. Data Citra

Data citra yang digunakan merupakan daun kangkung yang sehat, penyakit bercak daun, karat putih, dan virus mosaik. Dalam pengambilan data citra, daun kangkung difoto dengan jarak 30 cm dengan jumlah citra sebanyak 400 citra daun.

b. Praproses

Praproses merupakan tahap pengolahan suatu citra yang digunakan untuk menghasilkan citra yang lebih baik sebelum diproses ke tahap pembagian data. Melakukan augmentasi data citra dari ukuran citra asli dan pada proses ini ukuran citra akan dikompres dengan channel warna yaitu RGB (*Red, Green, Blue*).

c. Pembagian Data

Pada pembagian data ini menggunakan *K-Fold Cross-Validation*. Dataset akan dibagi menjadi K subset atau lipatan dengan nilai yang dipilih untuk K adalah 5. Pada 400 data citra akan dibagi menjadi 320 untuk data latih dan 80 untuk data uji.

d. Pembuatan Model CNN

Pada tahap ini akan mengikuti arsitektur dari proses *convolutional neural network* dan menggunakan arsitektur model *MobileNetV2*.

e. Pengujian

Pada tahap pengujian akan dilakukan evaluasi terhadap model yang digunakan dalam penelitian dengan algoritma CNN. Pada pengujian ini akan menggunakan tabel *confusion matrix*. Pada pengujian *confusion matrix* akan menggunakan parameter sensitivitas, presisi, *F1-score* dan akurasi.

3.2 Perancangan Website

a. Perencanaan

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

b. Pengembangan

Pada tahap ini akan dilakukan pembuatan desain sistem yang dibuat.

c. Coding

Penulisan program menggunakan bahasa pemrograman dan *framework* yang sesuai dalam pengembangan sistem.

d. Pengujian Website

Tahap ini memfokuskan pada pengujian fitur-fitur yang ada pada aplikasi sehingga tidak ada kesalahan (*error*).

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pengembangan Model CNN

Dalam tahapan ini, *MobileNetV2* digunakan sebagai *base model* dengan pendekatan *transfer learning*. Parameter `weights="imagenet"` memungkinkan model memanfaatkan bobot hasil pelatihan pada dataset *ImageNet*, sehingga telah mampu mengekstraksi fitur visual umum. Penggunaan `include_top=False` bertujuan menghapus lapisan klasifikasi bawaan agar dapat disesuaikan dengan jumlah kelas pada dataset penelitian. Selain itu, pengaturan `base_model.trainable = False` dilakukan untuk membekukan bobot model sehingga berfungsi sebagai *feature extractor*, sementara proses pelatihan difokuskan pada lapisan tambahan yang dikembangkan.

```
base_model = tf.keras.applications.MobileNetV2(
    include_top=False,
    weights="imagenet",
    input_shape=(224, 224, 3)
)

base_model.trainable = False

model = tf.keras.Sequential([
    base_model,

    tf.keras.layers.Conv2D(128, kernel_size=3, padding='same', activation='relu'),
    tf.keras.layers.BatchNormalization(),

    tf.keras.layers.GlobalAveragePooling2D(),

    tf.keras.layers.Dense(128, activation='relu'),
    tf.keras.layers.Dropout(0.5),
    tf.keras.layers.Dense(num_classes, activation='softmax')
])
```

Gambar 2. Pengembangan Model

4.2. Pelatihan Model

Proses pelatihan model pada penelitian ini menggunakan metode *K-Fold Cross Validation* untuk memastikan distribusi kelas tetap seimbang pada setiap pembagian data sehingga evaluasi menjadi lebih objektif dan representatif. Model dilatih menggunakan pendekatan *transfer learning* dengan teknik data *augmentation* untuk meningkatkan generalisasi. Selain itu, diterapkan mekanisme *Early Stopping* dan *Model Checkpoint* guna mencegah *overfitting* serta memperoleh model dengan performa terbaik.

a. 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.

b. Augmentation

Teknik data *augmentation* diterapkan pada data latih untuk meningkatkan variasi data melalui transformasi seperti rotasi, pembalikan *horizontal*, *zoom*, dan penyesuaian kecerahan.

c. Early Stopping

Mekanisme *Early Stopping* digunakan untuk menghentikan proses pelatihan secara otomatis apabila tidak terjadi peningkatan performa dalam sejumlah *epoch* tertentu.

d. Model Checkpoint

Fitur *Model Checkpoint* digunakan untuk menyimpan model dengan performa terbaik. Dengan demikian, model yang digunakan pada tahap pengujian merupakan model dengan kinerja optimal selama proses pelatihan.

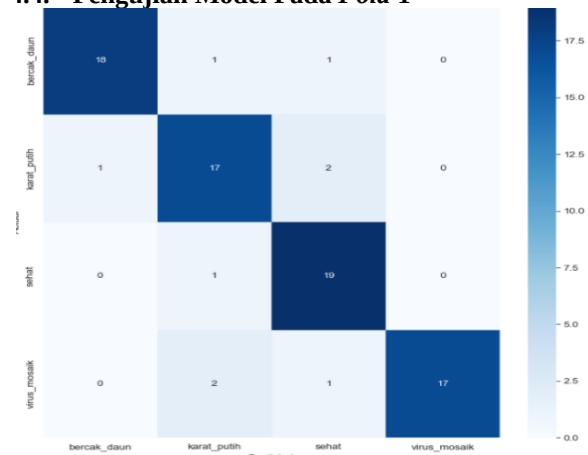
Tabel 2. Hasil Pelatihan Model

Fold	Training Accuracy	Training Loss	Validation Accuracy	Validation loss
1	0,9961	0,1093	0,8594	0,3443
2	0,9844	0,1152	0,8906	0,3335
3	0,9944	0,1176	0,9531	0,2598
4	0,9922	0,0918	0,9375	0,2357
5	0,9805	0,1404	0,8906	0,3214

4.3. Pengujian Model

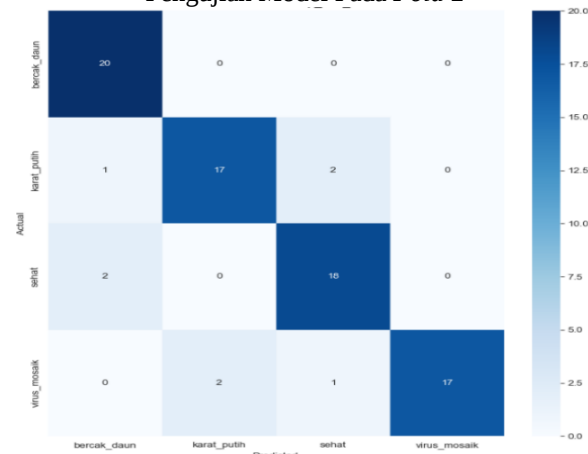
Pengujian model dilakukan untuk memastikan kinerja sistem dalam melakukan klasifikasi penyakit daun kangkung secara optimal terhadap lima model yang dihasilkan melalui proses pelatihan menggunakan metode *K-Fold*. Setiap model yang diperoleh selanjutnya dievaluasi pada tahap pengujian dengan menggunakan *confusion matrix*.

4.4. Pengujian Model Pada Fold 1

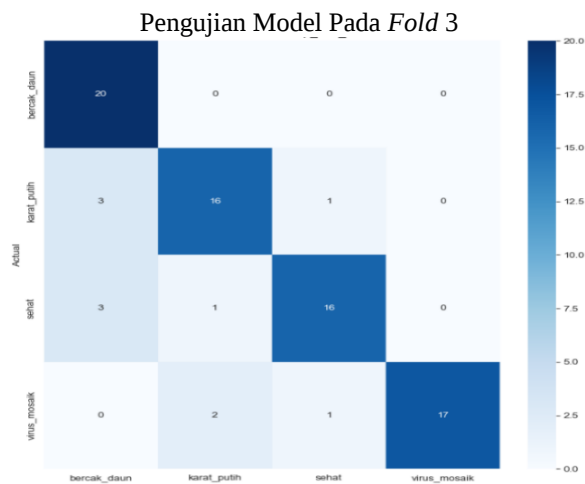


Gambar 3. Confusion matrix pada fold 1

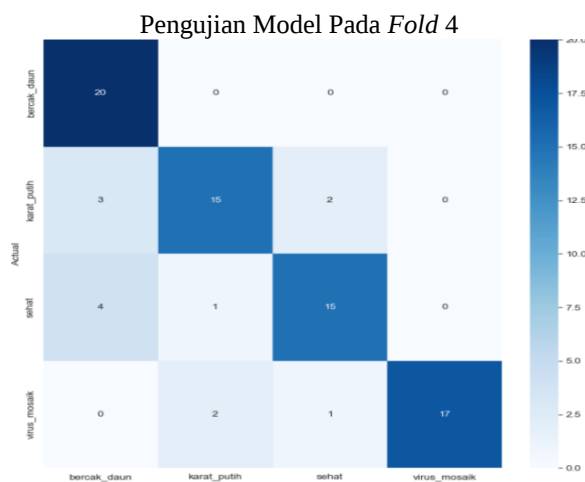
Pengujian Model Pada Fold 2



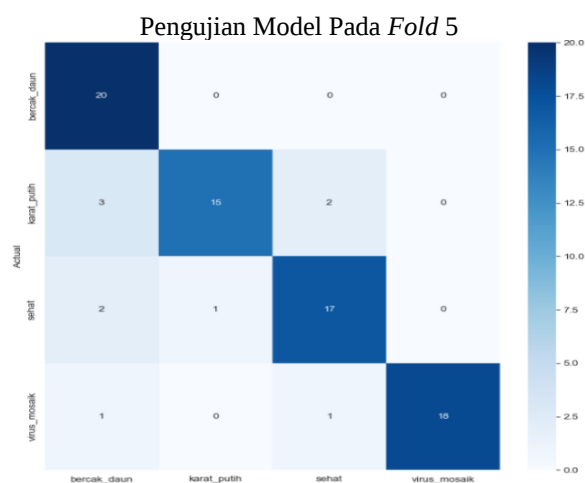
Gambar 4. Confusion matrix pada fold 2



Gambar 5. Confusion matrix pada fold 3



Gambar 6. Confusion matrix pada fold 4



Gambar 7. Confusion matrix pada fold 5

Berdasarkan hasil *Confusion matrix* keseluruhan *Fold* maka didapatkan hasil *classification report* dengan parameter *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score* sebagai berikut :

Tabel 3. Hasil *classification report*

Fold	Accuracy	Precision	Recall	F1-score
1	0,89	0,9	0,89	0,89
2	0,9	0,91	0,9	0,9
3	0,86	0,88	0,86	0,86
4	0,84	0,85	0,84	0,84
5	0,88	0,89	0,88	0,88
Rata-rata %	87,4%	88,6%	87,4%	87,4%

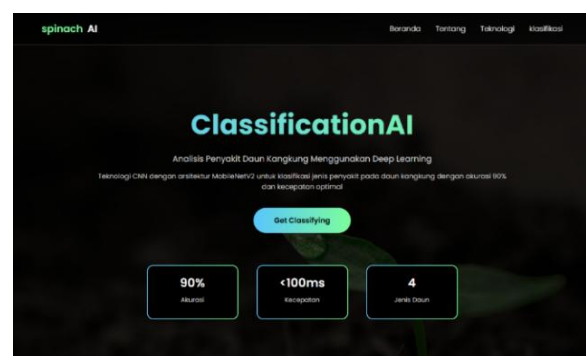
Berdasarkan pengujian menggunakan *confusion matrix*, akurasi tertinggi diperoleh pada *fold* ke-2 sebesar 90%, dengan rata-rata akurasi seluruh *fold* sebesar 87,4%. Oleh karena itu, model *fold* ke-2 dipilih sebagai model utama dalam sistem *website* untuk klasifikasi penyakit daun kangkung, karena menunjukkan performa terbaik dan kemampuan generalisasi yang lebih stabil dibandingkan *fold* lainnya.

4.5. Pengembangan Website

Sistem *website* pada penelitian ini dirancang untuk memungkinkan pengguna melakukan prediksi penyakit daun secara interaktif dan *real-time*. Implementasi *website* ini memanfaatkan *Flask*, sebuah *framework Python* yang mendukung pembangunan aplikasi *website* dengan struktur sederhana dan fleksibel.

4.6. Halaman Beranda

Halaman beranda adalah hasil implementasi sistem yang akan muncul saat sistem pertamakali dijalankan. Di dalam halaman ini pengguna dapat melihat *navbar* yang terdapat beberapa menu yaitu, beranda, tentang, teknologi, dan klasifikasi. Kemudian di dalam halaman beranda ada tombol *get classifying* yang langsung mengarahkan pengguna ke halaman klasifikasi.



Gamabar 8. Halaman beranda

4.7. Halaman Tentang Sistem

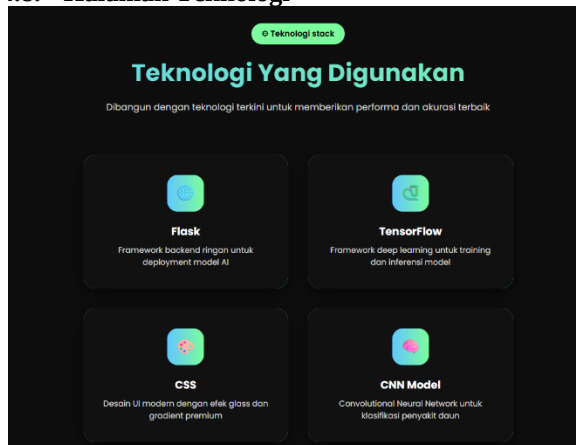
Desain tampilan pada halaman ini bertujuan untuk menyajikan deskripsi sistem klasifikasi penyakit daun berbasis CNN serta menampilkan evaluasi kinerja model secara transparan melalui *confusion matrix*, *grafik loss* dan *accuracy*, serta metrik seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Halaman ini

juga memberikan ruang lingkup apa saja yang dapat deteksi sehingga berfungsi sebagai media informatif.



Gambar 9. Tentang sistem

4.8. Halaman Teknologi



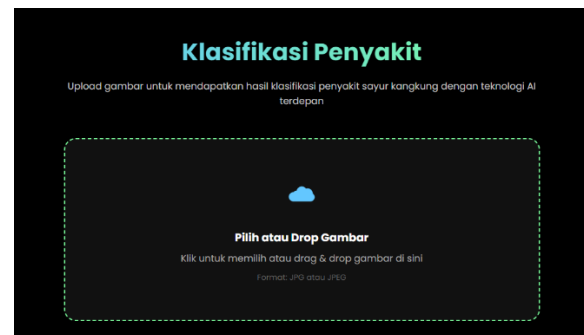
Gambar 10. Halaman teknologi

Halaman teknologi ini dirancang untuk menyajikan informasi mengenai teknologi yang digunakan dalam pengembangan sistem klasifikasi penyakit daun berbasis *Deep Learning*. Halaman ini bertujuan untuk memberikan transparansi terhadap arsitektur sistem, baik pada sisi *backend*, *frontend*, maupun model kecerdasan buatan yang diimplementasikan. Penyajian teknologi seperti *Flask* sebagai *framework backend* untuk *deployment* model,

TensorFlow sebagai *framework deep learning* untuk proses pelatihan dan inferensi, *CSS* sebagai pendukung perancangan antarmuka pengguna yang *responsif* dan *modern*, serta model *Convolutional Neural Network* (*CNN*) sebagai inti algoritma klasifikasi.

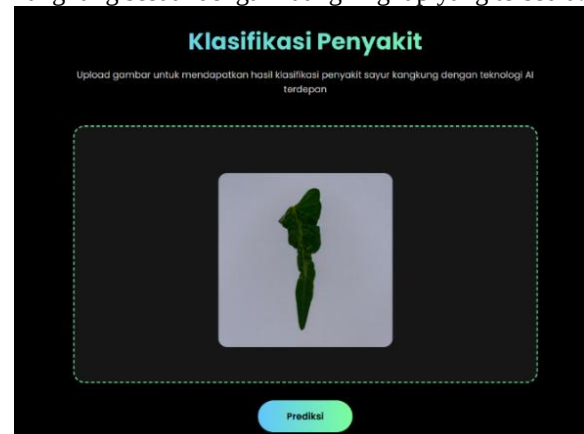
4.9. Halaman Klasifikasi

Halaman Klasifikasi adalah tampilan dimana pengguna dapat melakukan klasifikasi penyakit daun pada sayur kangkung dan melihat hasil prediksi berupa nama penyakit dan nilai akurasi.



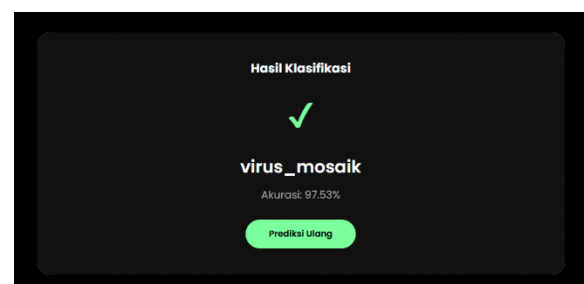
Gambar 11. Upload foto

Pada gambar 11 menampilkan halaman dimana pengguna dapat mengupload foto atau gambar daun kangkung sesuai dengan ruang lingkup yang tersedia.



Gambar 12. Prediksi

Setelah penggunaan mengupload foto maka tampilan halaman akan seperti pada gambar dimana foto yang diupload akan di tampilkan dan terdapat tombol untuk melakukan prediksi.



Gamabar 13. Hasil klasifikasi

Gambar 13 menunjukkan tampilan halaman klasifikasi dimana terdapat nama penyakit daun pada sayur kangkung dan akurasi prediksinya, kemudian terdapat tombol untuk prediksi ulang yang dapat diklik untuk kembali ke halaman *upload* foto.

4.10. Pengujian Klasifikasi Menggunakan Website

Pengujian klasifikasi melalui *website* dilakukan untuk memastikan bahwa model yang telah diintegrasikan ke dalam sistem berbasis *website* dapat berfungsi dengan baik dalam lingkungan implementasi nyata. Pengujian ini dilakukan dengan mengunggah beberapa citra daun melalui antarmuka pengguna, kemudian sistem memproses citra tersebut melalui tahap *preprocessing* dan inferensi model untuk menghasilkan prediksi kelas beserta nilai *confidence*.

Tabel 4. Klasifikasi menggunakan *website*.

Citra Input	Hasil Yang Diharapkan	Hasil Klasifikasi	Keterangan
Bercak Daun	Bercak Daun	Bercak Daun	Benar
Bercak Daun	Bercak Daun	Bercak Daun	Benar
Bercak Daun	Bercak Daun	Bercak Daun	Benar
Bercak Daun	Bercak Daun	Bercak Daun	Benar
Bercak Daun	Bercak Daun	Bercak Daun	Benar
Karat Putih	Karat Putih	Karat Putih	Benar
Karat Putih	Karat Putih	Karat Putih	Benar
Karat Putih	Karat Putih	Karat Putih	Benar
Karat Putih	Karat Putih	Karat Putih	Benar
Karat Putih	Karat Putih	Karat Putih	Benar
Virus Mosaik	Virus Mosaik	Virus Mosaik	Benar
Virus Mosaik	Virus Mosaik	Virus Mosaik	Benar
Virus Mosaik	Virus Mosaik	Virus Mosaik	Benar
Virus Mosaik	Virus Mosaik	Virus Mosaik	Benar
Virus Mosaik	Virus Mosaik	Sehat	Salah
Sehat	Sehat	Sehat	Benar
Sehat	Sehat	Sehat	Benar
Sehat	Sehat	Karat Putih	Salah
Sehat	Sehat	Sehat	Benar
Sehat	Sehat	Sehat	Benar

Setelah melakukan klasifikasi penyakit dengan *website* menggunakan 20 data didapatkan hasil 18 data berhasil diprediksi dengan benar dan 2 data salah diprediksi. Maka dapat dihitung nilai akurasi yang dihasilkan yaitu :

$$\text{Akurasi} = \frac{18}{20} \times 100\% = 90\% \quad (5)$$

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Model *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *MobileNetV2* yang dikembangkan mampu mengklasifikasikan penyakit daun kangkung ke dalam empat kelas, yaitu bercak daun, karat putih, daun sehat, dan virus mosaik dengan performa yang baik. Penerapan metode *K-Fold Cross Validation* (K=5) menghasilkan rata-rata akurasi sebesar 87,4% dengan performa terbaik mencapai 90%. Model terbaik berhasil diimplementasikan ke dalam sistem berbasis *website* menggunakan *Flask* dan mampu melakukan klasifikasi secara *real-time* dengan akurasi pengujian

sebesar 90%, sehingga tujuan penelitian telah tercapai. Untuk pengembangan selanjutnya, disarankan penambahan jumlah dan variasi dataset guna meningkatkan kemampuan generalisasi model, perluasan jumlah kelas penyakit agar sistem lebih komprehensif.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] bps.go.id, "Luas Panen Tanaman Sayuran Menurut Kecamatan dan Jenis Tanaman (Hektar), 2022-2023," 2024.
- [2] Dinas Pertanian Kabupaten Purbalingga, "Produksi Tanaman Sayuran Menurut Kecamatan dan Jenis Tanaman," 2023. [Online]. Available: <https://data.purbalinggakab.go.id/lt/dataset/produksi-tanaman-sayuran-menurut-kecamatan-dan-jenis-tanaman>
- [3] E. Mangintiku, J. Pongoh, M. Rosadelly Rantung, J. E. Rogi, S. T. Maria Tulung, and S. A. Walingkas, "PERTUMBUHAN DAN PRODUKSI BEBERAPA VARIETAS TANAMAN KANGKUNG DARAT (*Ipomoea reptans* Poir) Growth and Production of Several Varieties of Land Spinach Plants (*Ipomoea reptans* Poir)," *Eugenia*, vol. 31, p. 8, 2025.
- [4] C. R. Kotta, D. Paseru, M. Sumampouw, T. Informatika, U. Katolik De La Salle Manado, and K. I. Kombos Manado -, "Implementasi Metode Convolutional Neural Network untuk Mendeteksi Penyakit pada Citra Daun Tomat Implementation of Convolutional Neural Network Method to Detect Diseases in Tomato Leaf Image," *Jurnal_Pekommas_Vol._7_No*, vol. 2, pp. 123–132, 2022.
- [5] G. Y. Christiawan, R. A. Putra, A. Sulaiman, E. Poerbaningtyas, and S. W. Putri Listio, "Penerapan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Dalam Mengklasifikasikan Penyakit Daun Tanaman Padi," *J-Intech*, vol. 11, no. 2, pp. 294–306, 2023, doi: 10.32664/j-intech.v11i2.1006.
- [6] K. R. Wardani and L. Leonardi, "Klasifikasi Penyakit pada Daun Anggur menggunakan Metode Convolutional Neural Network," *J. Tekno Insentif*, vol. 17, no. 2, pp. 112–126, 2023, doi: 10.36787/jti.v17i2.1130.
- [7] P. Novantara, Risteruw Leonardo Firmansyah, and Marilyn Arismawati, "Deteksi Hama Penyakit Daun Padi Dengan Menggunakan Teknik Optimasi Deep Learning Convolutional Neural Network," *bit-Tech*, vol. 7, no. 3, pp. 975–983, 2025, doi: 10.32877/bt.v7i3.2284.
- [8] A. Putra, "Klasifikasi Penyakit Daun Cabai Dengan Metode CNN Untuk Deteksi Awal," *J. Profesi Ins. Univ. Lampung*, vol. 6, no. 1, pp. 2–7, 2025, doi: 10.23960/jpi.v6n1.147.
- [9] Q. N. Azizah, "Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Metode Convolutional Neural Network AlexNet," *sudo J. Tek. Inform.*, vol. 2,

- no. 1, pp. 28–33, 2023, doi: 10.56211/sudo.v2i1.227.
- [10] S. N. Nugraha, R. Pebrianto, and E. Fitri, “Penerapan Deep Learning Pada Klasifikasi Tanaman Paprika Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Metode CNN,” *Inf. Syst. Educ. Prof. J. Inf. Syst.*, vol. 8, no. 2, p. 15, 2023, doi: 10.51211/isbi.v8i2.2671.
- [11] R. Soekarta, N. Nurdjan, and A. Syah, “Klasifikasi Penyakit Tanaman Tomat Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN),” *Insect (Informatics Secur. J. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 143–151, 2023, doi: 10.33506/insect.v8i2.2356.
- [12] K. Azmi, S. Defit, and S. Sumijan, “Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Batik Tanah Liat Sumatera Barat,” *J. Unitek*, vol. 16, no. 1, pp. 28–40, 2023, doi: 10.52072/unitek.v16i1.504.
- [13] A. Aditya Permana *et al.*, *Machine Learning*. 2023. [Online]. Available: www.globaleksekutifteknologi.co.id