



Sistem Identifikasi Penyakit pada Tanaman Kubis menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)

Jordi Patrick Sembung¹, Luther Alexander Latumakulita², Hanny Andrea Huibert Komalig³

^{1,2} Program Studi Sistem Informasi / Jurusan Matematika, FMIPA, UNSRAT

e-mail: ¹jordisembung17@gmail.com, ²latumakulitala@unsrat.ac.id, ³komaligh@unsrat.ac.id

ARTICLE INFO

History of the article:

Received July 1, 2022

Revised July 21, 2022

Accepted October 12, 2022

Keywords:

3 to 5

Keywords

kubis, cross-validation, data, cnn.

Correspondece:

E-mail:

jordisembung17@gmail.com

ABSTRAKSI

Kubis merupakan salah satu jenis sayuran yang umum dijumpai masyarakat Indonesia. Terdapat berbagai penyakit yang menjadi masalah bagi para petani kubis seperti *Plasmodiophora brassicae* Wor (akar gada), *Alternaria brassicae* (bercak daun alternaria), dan *Xanthomonas campestris* (busuk hitam). Penelitian ini bertujuan untuk membuat sistem yang dapat mengidentifikasi jenis penyakit kubis. Convolutional Neural Network digunakan untuk mengidentifikasi jenis penyakit pada tanaman kubis berdasarkan citra daunnya. Tahap pertama adalah proses Training dan validation menggunakan 5-Fold Cross-Validation dan 3-Fold Cross-Validation, menghasilkan 8 model klasifikasi. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa akurasi terendah adalah 91.67%, dan yang tertinggi adalah 100%. Tahap selanjutnya adalah proses Testing menggunakan data baru. Hasil menunjukkan bahwa model terburuk menghasilkan akurasi 80% sedangkan model terbaik menghasilkan akurasi 100% yang artinya model identifikasi yang dibangun itu cukup baik dan stabil dalam mengklasifikasi jenis penyakit pada tanaman kubis. Tahap terakhir adalah proses identifikasi atau menguji coba model terbaik yang telah dibangun. Dimasukkan 15 data baru pada proses identifikasi dan semua data diidentifikasi benar oleh sistem dengan nilai probabilitas yang bervariasi.

Kata Kunci: kubis, cross-validation, data, cnn.

PENDAHULUAN

Perkembangan pesat teknologi informasi [1], [2], khususnya dalam bidang computer vision dan machine learning, telah mentransformasi berbagai sektor termasuk pertanian modern [3], [4]. Dalam dekade terakhir, kemajuan algoritma Deep Learning seperti Convolutional Neural Network (CNN) memungkinkan analisis citra digital dengan akurasi tinggi [5], [6]. Penerapan teknologi ini pada identifikasi penyakit tanaman kubis (*Brassica oleracea*) menjadi solusi strategis mengingat tingginya kerugian ekonomi akibat serangan patogen. Penelitian ini mengembangkan sistem diagnosis berbasis CNN untuk mendeteksi dini gejala penyakit pada daun kubis, sekaligus menjadi bukti konkret bagaimana revolusi digital dapat menyokong ketahanan pangan nasional.

Kubis merupakan salah satu jenis sayuran yang umum dijumpai masyarakat Indonesia [7]. Dikarenakan tingginya tingkat kebutuhan penduduk Indonesia akan kubis, maka petani perlu dukungan yang maksimal untuk dapat menghasilkan kubis yang berkualitas baik dengan kuantitas panen yang maksimal. Salah satu masalah yang dihadapi petani kubis secara umum adalah masalah dalam mengatasi serangan hama dan penyakit terhadap tanaman kubis mereka [8].

Penelitian sebelumnya pernah dilakukan tentang “Sistem Pakar Untuk Identifikasi Penyakit Sayuran Kubis Menggunakan Forward Chaining Berbasis GUI”, sistem yang menggunakan rancangan metode

forward chaining ini menghasilkan tingkat akurasi sebesar 80% [9]. Penelitian lainnya mengenai “Sistem Pakar Mendiagnosa Penyakit Tanaman Kol Menggunakan Metode Certainty Factor”, dikatakan bahwa perhitungan certainty factor pada ciri penyakit tanaman kol memiliki tingkat keyakinan 99,66% [10]. Penelitian berikutnya berjudul. Penelitian selanjutnya tentang “Sistem Pakar Untuk Mendiagnosis Penyakit Tanaman Kubis Dengan Metode Forward Chaining”. Penelitian ini mendapatkan hasil rata-rata 83% [11].

Berdasarkan uraian latar belakang, penelitian ini berfokus pada penerapan algoritma Convolutional Neural Network pada klasifikasi penyakit tanaman kubis berdasarkan citra daun kubis dengan data yang diambil secara langsung di lahan pertanian desa Sinisir, Kecamatan Modinding, Minahasa Selatan, Sulawesi Utara.

METODE PENELITIAN

1. Jenis dan Sumber Data

Jenis Data

- a) Data Gambar (Image Data)
 - Gambar daun kubis sehat dan daun kubis yang terkena penyakit (berdasarkan jenis penyakit tertentu).
 - Format: JPG, PNG, atau format gambar digital lainnya.
 - Resolusi: Disarankan resolusi tinggi (minimal 224x224 piksel untuk input CNN seperti ResNet atau VGG).
- b) Data Label (Annotation Data)
 - Label kelas penyakit (Contoh: "Hawar Daun", "Busuk Hitam", "Embun Tepung", "Sehat", dll.).
 - Format: File teks (CSV, JSON) atau direktori terstruktur (folder per kelas).
- c) Data Augmentasi
 - Variasi gambar yang telah diubah (rotasi, flip, brightness adjustment) untuk meningkatkan dataset [12].
- d) Metadata Tambahan
 - Informasi tambahan seperti lokasi pengambilan gambar, tanggal, kondisi lingkungan (kelembaban, suhu), dll [13].

Sumber Data

- PlantVillage Dataset (<https://plantvillage.psu.edu/>)
 - Memiliki ribuan gambar tanaman kubis sehat dan berpenyakit.
- Kaggle (<https://www.kaggle.com/>)
 - Contoh: Dataset "Cabbage Disease Images" atau "Plant Disease Detection".
- Google Dataset Search (<https://datasetsearch.research.google.com/>)
 - Cari dengan kata kunci "cabbage leaf disease dataset".

Kriteria Data untuk CNN

1. Jumlah Data Cukup (Minimal ratusan gambar per kelas untuk akurasi baik) .
2. Variasi Gambar (Berbagai kondisi pencahayaan, ukuran daun, tingkat keparahan penyakit) [14].
3. Label Akurat (Diverifikasi oleh ahli pertanian atau literatur terpercaya) [15].

2. Dataset Penelitian

Data penyakit kubis yang digunakan dibagi menjadi 3 kelas yaitu, *Plasmodiophora brassicae* Wor, *Xanthomonas campestris*, dan *Alternaria brassicae*. Berikut adalah detail *dataset* yang ditampilkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Dataset Citra Daun Kubis

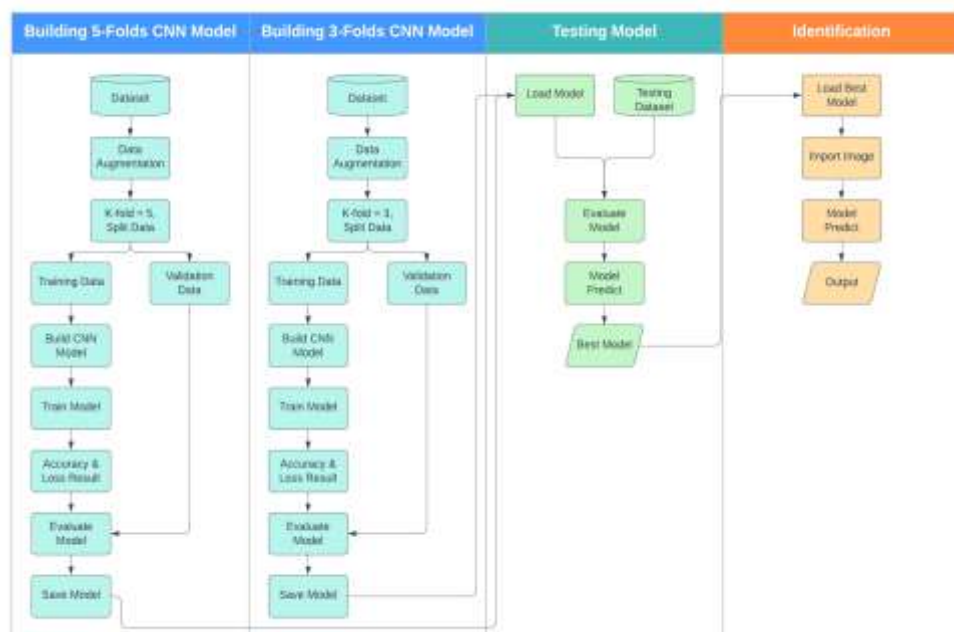
No.	Jenis Penyakit Kubis	Kelas	Jumlah Data
1	<i>Plasmodiophora brassicae</i> Wor	I	100
2	<i>Xanthomonas campestris</i>	II	100
3	<i>Alternaria brassicae</i>	III	100



Gambar 1. Tiga Kelas Penyakit Kubis

3. Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian ditunjukkan pada Gambar 2, terdiri dari 3 tahap yaitu membangun model, *testing* model, dan identifikasi.



Gambar 2. Tahapan Penelitian

Pada tahap pertama, model dibangun dengan menggunakan *k-fold* yang diatur sebagai 5 untuk *5-fold cross-validation* dan *k-fold* diatur sebagai 3 untuk *3-fold cross-validation*, model dilatih lalu dievaluasi

dengan data validasi. Pada tahap kedua, proses *testing* dilakukan dengan data baru yang tidak ada pada tahap sebelumnya. Model terbaik akan dipilih untuk digunakan pada tahap ketiga.

4. Cross Validation

Cross Validation digunakan untuk mempartisi data menjadi beberapa subset lalu menyimpan satu set pada satu waktu dan melatih model pada set yang tersisa. Penelitian ini menggunakan teknik *5-Fold Cross Validation* dan *3-Fold Cross Validation*, artinya pada *5-Fold Cross Validation*, data dibagi 80% untuk data *Training* dan 20% untuk data validasi, lalu pada *3-Fold Cross Validation*, data dibagi 66,67% untuk data *Training* dan 33,33% untuk data validasi, ditunjukkan pada Tabel 2 dan Tabel 3.

Tabel 2. 5-Fold Cross-Validation Data Penyakit Pada Tanaman Kubis

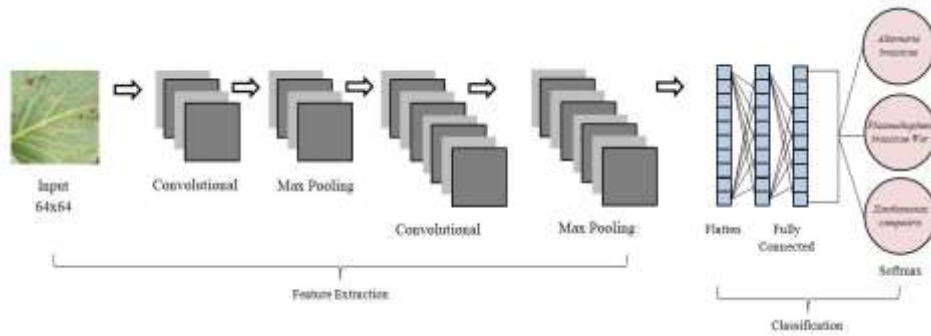
<i>Fold</i>	<i>Data</i>				
Fold-1	Data 1-48	Data 49-96	Data 97-144	Data 145-192	Data 193-240
Fold-2	Data 1-48	Data 49-96	Data 97-144	Data 145-192	Data 193-240
Fold-3	Data 1-48	Data 49-96	Data 97-144	Data 145-192	Data 193-240
Fold-4	Data 1-48	Data 49-96	Data 97-144	Data 145-192	Data 193-240
Fold-5	Data 1-48	Data 49-96	Data 97-144	Data 145-192	Data 193-240

Tabel 3. 3-Fold Cross-Validation Data Penyakit Pada Tanaman Kubis

<i>Fold</i>	<i>Data</i>		
Fold-1	Data 1-80	Data 81-160	Data 161-240
Fold-2	Data 1-80	Data 81-160	Data 161-240
Fold-3	Data 1-80	Data 81-160	Data 161-240

5. Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network adalah pengembangan dari *Multi-Layer Perceptron* (MLP) yang digunakan untuk mengolah data dua dimensi. *Convolutional Neural Network* (CNN) terdiri dari lapis masukan (*input layer*), lapis keluaran (*output layer*) dan sejumlah lapisan tersembunyi (*hidden Layers*). Pada lapisan tersembunyi (*hidden layers*) berisi *Convolutional Layers*, *Pooling Layers* dan *Fully Connected Layers*. *Convolutional Layers* digunakan untuk mengekstraksi fitur dari *input* citra[8], *Pooling Layer* digunakan untuk mereduksi dimensi data dan mempercepat komputasi[9], *Fully Connected Layer* adalah lapisan yang digunakan untuk melakukan transformasi pada dimensi data agar data dapat diklasifikasikan secara linear. Arsitektur CNN ditunjukkan pada Gambar 3, dimana inputnya adalah gambar daun kubis lalu diproses pada ekstraksi fitur dan diakhiri dengan proses klasifikasi.

Gambar 3. Arsitektur *Convolutional Neural Network*

6. Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah matriks atau tabel yang digunakan sebagai pengukuran performa dari sebuah model klasifikasi[10]. Tabel 4 menunjukkan *Confusion Matrix* dengan tiga klasifikasi penyakit tanaman kubis yaitu, *Plasmodiophora brassicae* Wor, *Xanthomonas campestris* dan *Alternaria brassicae*.

Tabel 4. *Confusion Matrix* Penyakit Kubis Dengan Tiga Kelas

		Predict Values		
Actual Values		Plasmodiophora brassicae Wor	Xanthomonas campestris	Alternaria brassicae
	Plasmodiophora brassicae Wor	T	F	F
	Xanthomonas campestris	F	T	F
	Alternaria brassicae	F	F	T

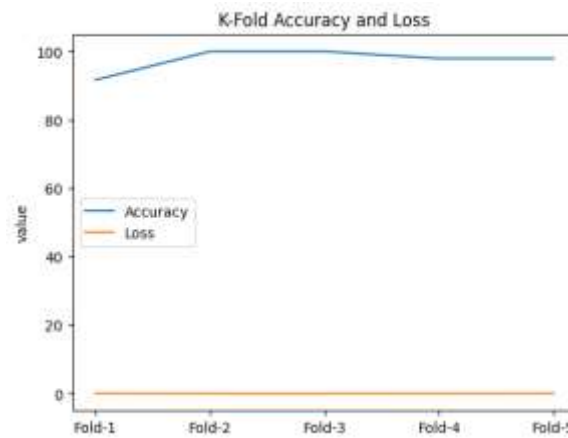
Dimana T adalah True Prediction, dan F adalah False Prediction. *Accuracy* bisa dihitung dengan rumus (1).

$$Accuracy = \frac{\text{Jumlah } T}{(\text{Jumlah } T) + (\text{Jumlah } F)} \times 100\% \quad (1)$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

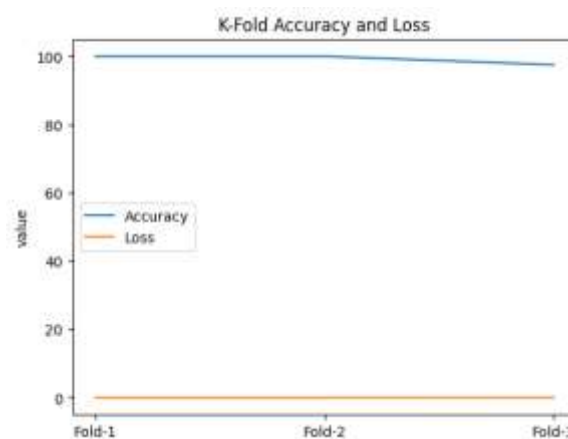
A. Hasil Training dan Validation

Proses *Training* dilakukan dengan *epoch* = 50, *batch size* = 24, dan *learning rate* = 0,0001, *5-Fold Cross-Validation* diterapkan untuk *building 5-Fold CNN model*, lalu *3-Fold Cross-Validation* diterapkan untuk *building 3-Fold CNN model*. Gambar 4 memperlihatkan grafik *Accuracy* dan *Loss* hasil validasi untuk setiap *Fold* dari *5-Fold Cross-Validation*, sedangkan Gambar 5 memperlihatkan grafik *Accuracy* dan *Loss* hasil validasi untuk setiap *Fold* dari *3-Fold Cross-Validation*.



Gambar 4. Grafik Accuracy dan Loss Per Fold dari 5-Fold Cross-Validation

Fold-2 menghasilkan model yang paling akurat, sedangkan *Fold-1* menghasilkan model dengan akurasi paling kecil meskipun akurasinya cukup baik yaitu 91,66%. Model terbaik dihasilkan dari *Fold-2*.



Gambar 5. Grafik Accuracy dan Loss Per Fold dari 3-Fold Cross-Validation

Fold-2 menghasilkan model yang paling akurat, sedangkan *Fold-3* menghasilkan model dengan akurasi paling kecil meskipun akurasinya cukup baik yaitu 97,50%. Model terbaik dihasilkan dari *Fold-2*.

Tabel 5. Nilai Loss dan Accuracy Hasil Validasi dari 5-Fold Cross-Validation

<i>Fold</i>	<i>Loss</i>	<i>Accuracy</i>
Fold-1	0,10248681157827377	91,66666865348816%
Fold-2	0,003333570435643196	100%
Fold-3	0,0035644229501485825	100%
Fold-4	0,033553145825862885	97,91666865348816%
Fold-5	0,0956210121512413	97,91666865348816%

Pada Tabel 5, *Fold-2* dan *Fold-3* menghasilkan akurasi terbaik yaitu 100% tapi *Fold-2* dipilih karena memiliki nilai *Loss* 0,0033 dimana nilai tersebut lebih kecil dan lebih baik daripada *Fold-3* yang memiliki nilai *Loss* 0,0035, sedangkan *Fold-1* menghasilkan akurasi terburuk yaitu 91,66%.

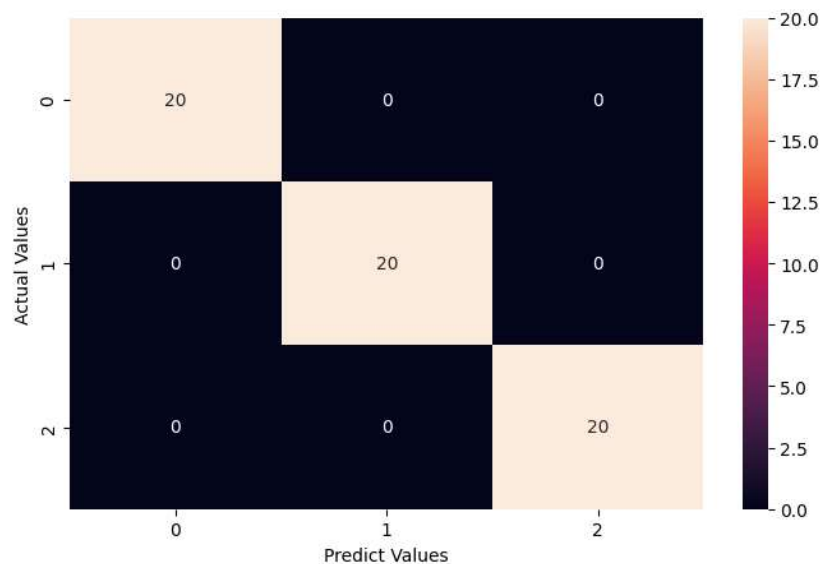
Tabel 6. Nilai Loss dan Accuracy Hasil Validasi dari 3-Fold Cross-Validation

<i>Fold</i>	<i>Loss</i>	<i>Accuracy</i>
Fold-1	0,0037826504558324814	100%
Fold-2	0,003457210259512067	100%
Fold-3	0,04136398434638977	97,50000238418579%

Pada Tabel 6, *Fold-1* dan *Fold-2* menghasilkan akurasi terbaik yaitu 100% tapi *Fold-2* dipilih karena memiliki nilai *Loss* 0,0034 dimana nilai tersebut lebih kecil dan lebih baik daripada *Fold-1* yang memiliki nilai *Loss* 0,0037, sedangkan *Fold-1* menghasilkan akurasi terburuk yaitu 91,66%.

B. Hasil Testing

Berdasarkan hasil *Training* dan *validation*, dipilih model terbaik dari masing-masing *k-Fold cross-validation* yaitu *Fold-2* dalam *5-Fold Cross-Validation* dan *Fold-2* dalam *3-Fold Cross-Validation*. Proses *Testing* dilakukan dengan data baru untuk memastikan bahwa model tetap memberikan kinerja yang sangat baik dan stabil.



Gambar 6. *Confusion Matrix Fold-2* dalam *5-Fold Cross-Validation*

	precision	recall	f1-score	support
Plasmodiophora brassicae Wor	1.00	1.00	1.00	20
Xanthomonas campestris	1.00	1.00	1.00	20
Alternaria brassicae	1.00	1.00	1.00	20
accuracy			1.00	60
macro avg	1.00	1.00	1.00	60
weighted avg	1.00	1.00	1.00	60

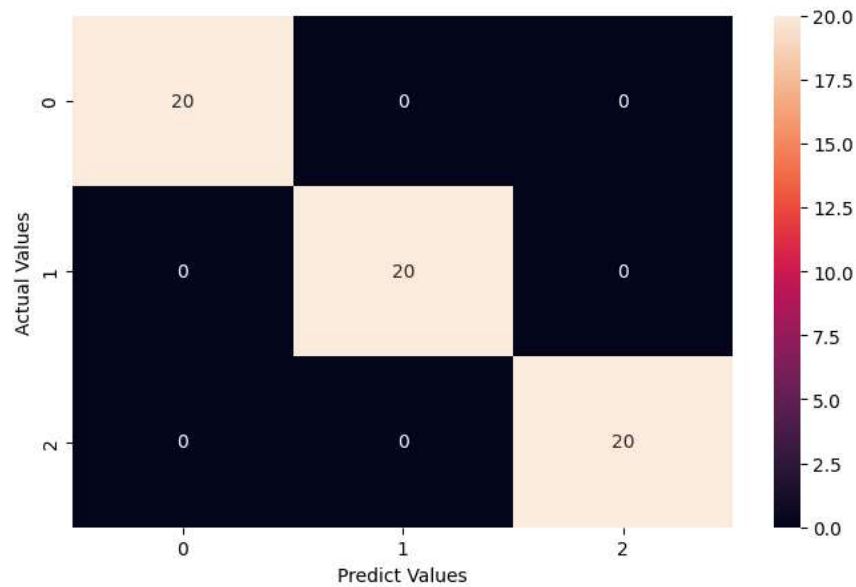
Accuracy on test data: 1.0000
Loss on test data: 0.0041

Gambar 7. *Classification Report Fold-2* dalam *5-Fold Cross-Validation*

Gambar 6 dan Gambar 7 menunjukkan bahwa setiap kelas memiliki 20 data *Testing*. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa 20 data dari kelas “*Plasmodiophora brassicae* Wor” yang terprediksi benar, dimana 20 data dari kelas “*Xanthomonas campestris*” yang terprediksi akurat, 20 data dari kelas “*Alternaria brassicae*” yang terdeteksi tepat, Tabel 7 menunjukkan detail hasil *Testing*.

Tabel 7. Testing Result Fold-2 dalam 5-Fold Cross-Validation

	<i>Plasmodiophora brassicae</i> Wor	<i>Xanthomonas campestris</i>	<i>Alternaria brassicae</i>
True	20	20	20
False	0	0	0
Accuracy	100%		



Gambar 8. Confusion Matrix Fold-2 dalam 3-Fold Cross-Validation

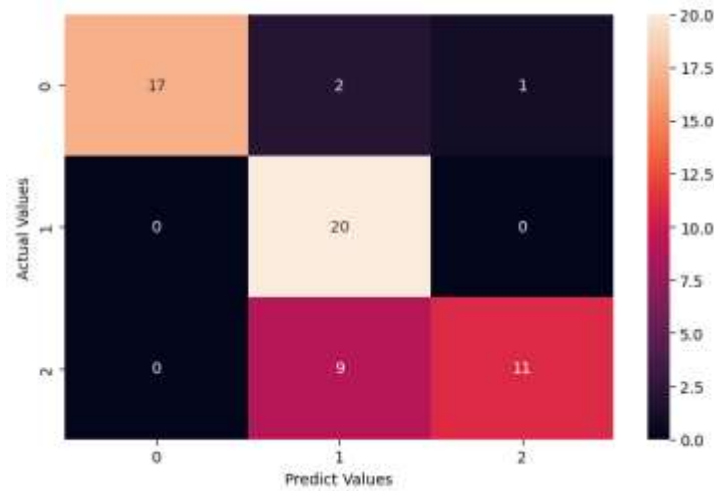
	precision	recall	f1-score	support
Plasmodiophora brassicae Wor	1.00	1.00	1.00	20
Xanthomonas campestris	1.00	1.00	1.00	20
Alternaria brassicae	1.00	1.00	1.00	20
accuracy			1.00	60
macro avg	1.00	1.00	1.00	60
weighted avg	1.00	1.00	1.00	60
Accuracy on test data: 1.0000				
Loss on test data: 0.0067				

Gambar 9. Classification Report Fold-2 dalam 3-Fold Cross-Validation

Gambar 8 dan Gambar 9 menunjukkan bahwa setiap kelas memiliki 20 data *Testing*. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa 20 data dari kelas “*Plasmodiophora brassicae* Wor” yang terprediksi benar, dimana 20 data dari kelas “*Xanthomonas campestris*” yang terprediksi akurat, 20 data dari kelas “*Alternaria brassicae*” yang terdeteksi tepat, Tabel 8 menunjukkan detail hasil *Testing*.

Tabel 8. Testing Result Fold-2 dalam 3-Fold Cross-Validation

	<i>Plasmodiophora brassicae</i> Wor	<i>Xanthomonas campestris</i>	<i>Alternaria brassicae</i>
True	20	20	20
False	0	0	0
Accuracy	100%		

Gambar 10. *Confusion Matrix Model Terburuk Fold-1 dalam 5-Fold Cross-Validation*

	precision	recall	f1-score	support
Plasmodiophora brassicae Wor	1.00	0.85	0.92	20
Xanthomonas campestris	0.65	1.00	0.78	20
Alternaria brassicae	0.92	0.55	0.69	20
accuracy			0.80	60
macro avg	0.85	0.80	0.80	60
weighted avg	0.85	0.80	0.80	60

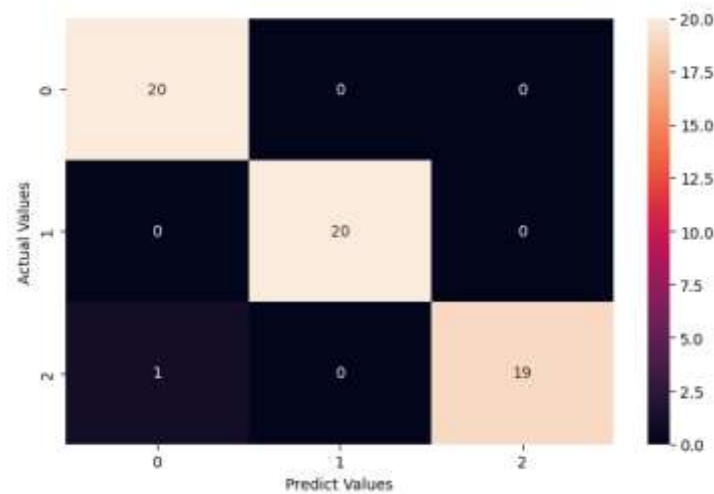
Accuracy on test data: 0.8000
Loss on test data: 0.3676

Gambar 11. *Classification Report Model Terburuk Fold-1 dalam 5-Fold Cross-Validation*

Gambar 10 dan Gambar 11 menunjukkan bahwa setiap kelas memiliki 20 data *Testing*. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa 17 data dari kelas “*Plasmodiophora brassicae Wor*” yang terprediksi benar, dimana 20 data dari kelas “*Xanthomonas campestris*” yang terprediksi akurat, 11 data dari kelas “*Alternaria brassicae*” yang terdeteksi tepat, Tabel 9 menunjukkan detail hasil *Testing*.

Tabel 9. *Testing Result Fold-1 dalam 5-Fold Cross-Validation*

	<i>Plasmodiophora brassicae Wor</i>	<i>Xanthomonas campestris</i>	<i>Alternaria brassicae</i>
<i>True</i>	17	20	11
<i>False</i>	3	0	9
<i>Accuracy</i>	80%		

Gambar 12. *Confusion Matrix Model Terburuk Fold-3 dalam 3-Fold Cross-Validation*

	precision	recall	f1-score	support
Plasmodiophora brassicae Wor	0.95	1.00	0.98	20
Xanthomonas campestris	1.00	1.00	1.00	20
Alternaria brassicae	1.00	0.95	0.97	20
accuracy			0.98	60
macro avg	0.98	0.98	0.98	60
weighted avg	0.98	0.98	0.98	60

Accuracy on test data: 0.9833
Loss on test data: 0.0547

Gambar 13. *Classification Report Model Terburuk Fold-3 dalam 3-Fold Cross-Validation*

Gambar 12 dan Gambar 13 menunjukkan bahwa setiap kelas memiliki 20 data *Testing*. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa 20 data dari kelas “*Plasmodiophora brassicae Wor*” yang terprediksi benar, dimana 20 data dari kelas “*Xanthomonas campestris*” yang terprediksi akurat, 19 data dari kelas “*Alternaria brassicae*” yang terdeteksi tepat, Tabel 10 menunjukkan detail hasil *Testing*.

Tabel 10. *Testing Result Fold-3 dalam 3-Fold Cross-Validation*

	<i>Plasmodiophora brassicae Wor</i>	<i>Xanthomonas campestris</i>	<i>Alternaria brassicae</i>
<i>True</i>	20	20	19
<i>False</i>	0	0	1
<i>Accuracy</i>	98%		

Dapat dilihat bahwa model terburuk saja masih memberikan akurasi yang baik sebesar 80%, menunjukkan bahwa model yang diajukan untuk mengidentifikasi penyakit pada tanaman kubis yang dibahas dalam penelitian ini sudah cukup bagus dan juga stabil. Berdasarkan semua temuan di atas, model terbaik dari *5-Fold Cross-Validation* dan *3-Fold Cross-Validation* sama-sama menghasilkan akurasi 100%, akan tetapi model terbaik dari *5-Fold Cross-Validation* yaitu *Fold-2* dalam *5-Fold Cross-Validation* dipilih untuk digunakan ke dalam sistem identifikasi karena memiliki nilai *Loss* 0,0041 yang lebih kecil dan lebih baik dibanding model terbaik dari *3-Fold Cross-Validation* yaitu *Fold-2* dalam *3-Fold Cross-Validation* yang memiliki nilai *Loss* 0,0067.

C. Identifikasi Gambar

Tahap terakhir pada penelitian ini adalah identifikasi atau menguji coba model terbaik yang telah dibangun. Model yang digunakan adalah model dari *Fold-2* dalam *5-Fold Cross-Validation*. Data yang digunakan pada tahap ini adalah data baru dan belum pernah digunakan pada proses *Training* atau *Testing* sebelumnya. Data yang diidentifikasi ada sebanyak 15 data dimana masing-masing jenis penyakit pada tanaman kubis terdiri dari 5 data. Hasil identifikasi dan nilai probabilitasnya ditunjukkan pada Tabel 11.

Tabel 11. Hasil Identifikasi

<i>Data Uji</i>	<i>Penyakit Kubis</i>	<i>Probabilitas</i>	<i>Hasil Identifikasi</i>
	Plasmiodiophora brassicae Wor	0,99945205	True
	Plasmiodiophora brassicae Wor	0,99818903	True
	Plasmiodiophora brassicae Wor	0,9790964	True
	Plasmiodiophora brassicae Wor	0,9999603	True
	Plasmiodiophora brassicae Wor	0,99910945	True
	Alternaria brassicae	0,99993765	True
	Alternaria brassicae	0,9990268	True
	Alternaria brassicae	0,9998889	True
	Alternaria brassicae	0,98892885	True

<i>Data Uji</i>	<i>Penyakit Kubis</i>	<i>Probabilitas</i>	<i>Hasil Identifikasi</i>
	Alternaria brassicae	0,9862568	True
	Xanthomonas campestris	0,9999993	True
	Xanthomonas campestris	0,9999982	True
	Xanthomonas campestris	1,0	True
	Xanthomonas campestris	0,99999857	True
	Xanthomonas campestris	0,9998549	True

Pada Tabel 11 dengan jumlah 15 data baru, semua data diidentifikasi benar oleh sistem dengan nilai probabilitas yang bervariasi.

KESIMPULAN DAN REKOMENDASI

A. Kesimpulan

Convolutional Neural Network sebagai algoritma *Training* berhasil mengidentifikasi jenis penyakit pada tanaman kubis dengan akurasi identifikasi sebesar 100% dan berhasil mengidentifikasi 15 data dengan benar. Dari keseluruhan hasil dapat disimpulkan bahwa model yang dibangun dapat digunakan untuk proses identifikasi penyakit pada tanaman kubis dengan performansi dan stabilitas model yang baik, bahkan model terburuk memiliki akurasi *Testing* sebesar 80%.

B. Saran

Saran untuk penelitian selanjutnya agar dapat menambah jenis penyakit lain serta hama pada tanaman kubis dalam *dataset* sehingga semakin banyak jenis yang dapat diklasifikasi oleh sistem. Kemudian agar model cerdas dalam penelitian ini mudah digunakan oleh *end-user*, model cerdas yang dihasilkan dapat dikembangkan menjadi aplikasi berbasis *mobile apps* ataupun berbasis web.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] E. Alfonsius and M. Rifai, "PERANCANGAN SISTEM INFORMASI PENJUALAN BARANG BERBASIS VENDOR MANAGED INVENTORY (VMI)," *PROSIDING SEMANTIK*, vol. 1, no. 2, p. 253, 2015.
- [2] M. Rifai, E. Alfonsius, and L. Sanjaya, "PEMODELAN SISTEM INFORMASI ALUMNI STMIK ADHI GUNA BERBASIS WEBSITE," *SEMNASTEKNOMEDIA ONLINE*, vol. 5, no. 1, pp. 1–2, 2017.

- [3] G. Landeras, A. Ortiz-Barredo, and J. J. López, “Forecasting weekly evapotranspiration with ARIMA and artificial neural network models,” *Journal of irrigation and drainage engineering*, vol. 135, no. 3, pp. 323–334, 2009.
- [4] A. A. Adebiyi, A. O. Adewumi, and C. K. Ayo, “Comparison of ARIMA and artificial neural networks models for stock price prediction,” *J Appl Math*, vol. 2014, no. 1, p. 614342, 2014.
- [5] F. Saeed, A. Paul, P. Karthigaikumar, and A. Nayyar, “Convolutional neural network based early fire detection,” *Multimed Tools Appl*, vol. 79, no. 13, pp. 9083–9099, 2020.
- [6] R. M. Diar, R. Y. N. Fu’Adah, and K. Usman, “Klasifikasi Penyakit Paru-Paru Berbasis Pengolahan Citra X Ray Menggunakan Convolutional Neural Network (Classification Of The Lung Diseases Based On X Ray Image Processing Using Convolutional Neural Network),” *eProceedings of Engineering*, vol. 9, no. 2, 2022.
- [7] M. A. Salim, “Budidaya Microgreens-sayuran kecil kaya nutrisi dan menyehatkan,” 2021, *Yayasan Lembaga Pendidikan dan Pelatihan Multiliterasi*.
- [8] R. Dhamayanti, M. F. Rohmah, and S. Zahara, “Penggunaan Deep Learning Dengan Metode Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Kualitas Sayur Kol Berdasarkan Citra Fisik,” *SUBMIT: Jurnal Ilmiah Teknologi Infomasi dan Sains*, vol. 1, no. 1, pp. 8–15, 2021.
- [9] H. A. Irachman, “Sistem pakar untuk identifikasi penyakit sayuran kubis menggunakan forward chaining berbasis gui,” *Ubiquitous: Computers and its Applications Journal*, vol. 3, no. 2, pp. 71–76, 2020.
- [10] D. Iskandar, “Sistem Pakar Mendiagnosa Penyakit Tanaman Kol Menggunakan Metode Certainty Factor,” *Pelita Inform. Budi Dharma*, vol. 16, no. 2301–9425, pp. 31–38, 2017.
- [11] I. A. Pribadi, S. R. Dirmawati, F. E. Febriansyah, and N. Novenda, “Sistem Pakar Untuk Mendiagnosis Penyakit Tanaman Kubis Dengan Metode Forward Chaining,” *Jurnal Pepadun*, vol. 1, no. 1, pp. 9–18, 2020.
- [12] M. Ramadhan, D. I. Mulyana, and M. B. Yel, “Optimasi Algoritma CNN Menggunakan Metode Transfer Learning Untuk Klasifikasi Citra X-Ray Paru-Paru Pneumonia dan Non-Pneumonia,” *JTIK (Jurnal Teknik Informatika Kaputama)*, vol. 6, no. 2, pp. 670–679, 2022.
- [13] A. G. Mardika and R. Kartadie, “Mengatur kelembaban tanah menggunakan sensor kelembaban tanah yl-69 berbasis arduino pada media tanam pohon gaharu,” *JoEICT (Journal of Education And ICT)*, vol. 3, no. 2, 2019.
- [14] L. Arief and F. Muhammad, “Penerapan YOLO Untuk Identifikasi Dan Penayangan Informasi Peralatan Laboratorium Dalam Mendukung Merdeka Belajar,” *Indonesian Journal of Computer Science*, vol. 10, no. 2, pp. 301–311, 2021.
- [15] L. Rahma, H. Syaputra, A. H. Mirza, and S. D. Purnamasari, “Objek Deteksi Makanan Khas Palembang Menggunakan Algoritma YOLO (You Only Look Once),” *Jurnal Nasional Ilmu Komputer*, vol. 2, no. 3, pp. 213–232, 2021.