

Klasifikasi Penyakit Tanaman Kembang Kol Dengan Metode *Deep Learning Convolutional Neural Network* Berbasis Citra Digital

Adelia Putri Etfiatin^{1*}, Nur Nafi'iyah², Agus Setia Budi³

^{1,2,3} Teknik Informatika/ Fakultas Sains dan Teknologi/ Universitas Islam Lamongan

Email¹: adelfirst25@gmail.com

Email²: mynaff@unisla.ac.id

Email³: geniusbudi@unisla.ac.id

*) Corresponding Author

ABSTRACT

This research was based on the problem faced by farmers who still relied on manual methods to detect plant diseases, which required a long time, high costs, and were prone to errors. The aim of the study was to classify cauliflower diseases based on digital images and to measure the accuracy level of the ResNet50 model in the classification process. The dataset used consisted of 400 images, divided into four classes, namely No Disease, Black Rot, Bacterial Spot Rot, and Downy Mildew. The data were split into training, validation, and testing sets. The results of the study showed that the ResNet50 model was able to classify cauliflower diseases with an accuracy level of 79%. In conclusion, the application of a ResNet50-based CNN proved effective in detecting cauliflower diseases and could assist farmers in improving the quality and quantity of their harvests.

Keywords: Cauliflower, Deep Learning, CNN, ResNet50, Disease Classification Plants

ABSTRAK

Klasifikasi penyakit pada tanaman kembang kol (Brassica oleracea var. botrytis L.) menggunakan metode Deep Learning dengan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN), khususnya ResNet50. Latar belakang penelitian ini didasari oleh permasalahan petani yang masih mengandalkan cara manual dalam mendeteksi penyakit tanaman, sehingga membutuhkan waktu lama, biaya besar, serta rentan kesalahan. Tujuan penelitian adalah mengklasifikasi penyakit kembang kol berdasarkan citra digital dan mengukur tingkat akurasi model ResNet50 dalam proses klasifikasi. Dataset yang digunakan berjumlah 400 citra, terbagi dalam 4 kelas, yaitu No Disease, Black Rot, Bacterial Spot Rot, dan Downy Mildew. Data dibagi untuk proses pelatihan, validasi, dan pengujian. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model ResNet50 mampu mengklasifikasi penyakit kembang kol dengan tingkat akurasi 79%. Kesimpulannya, penerapan CNN berbasis ResNet50 efektif dalam mendeteksi penyakit kembang kol dan dapat membantu petani dalam meningkatkan kualitas serta kuantitas hasil panen.

Keywords: Kembang Kol, Deep Learning, CNN, ResNet50, Klasifikasi Penyakit Tanaman.

A. PENDAHULUAN

Di zaman digital sekarang, perkembangan teknologi informasi telah membawa perubahan yang sangat luar biasa pada seluruh aspek kehidupan, termasuk dalam bidang pertanian. Salah satu perubahan tersebut adalah munculnya sistem pendeteksi penyakit pada tanaman yang dapat membantu petani. Khususnya pada petani sayur lokal. Sayuran merupakan makanan yang mengandung banyak sumber nutrisi yang bermanfaat bagi kesehatan. Sayuran mengandung kadar air yang tinggi serta tidak tepat untuk penyimpanan jangka panjang, karena mengandung air yang cukup tinggi sehingga sayuran akan mudah rusak atau membusuk.

Indonesia memiliki iklim tropis, curah hujan melimpah serta sinar matahari yang juga melimpah sehingga sangat kondusif bagi perkembangan tanaman. Ini menjadikan Indonesia bercirikan negara agraris oleh karena itu, Indonesia memiliki kekuatan sumber daya alam yang besar. Indonesia memiliki kemampuan antara lain kelautan, budidaya ikan, ternak, sawah, dan lain-lain. Pertanian adalah bagian penting bagi kelanjutan hidup penduduk di Indonesia. Sehingga pertanian Indonesia diperlukan berbenah bersamaan dengan kemajuan teknologi serta pertumbuhan jumlah penduduk [1].

Tanaman pangan atau sayur yang dikenal dengan nama kembang kol (*Brassica oleracea var. botrytis L.*) merupakan anggota famili *Brassicaceae* yang juga termasuk kubis. Berasal dari Eropa, tanaman ini awalnya ditemukan di kawasan Mediterania, Siprus, dan Italia Selatan. Dalam bahasa Inggris tanaman ini disebut *Cauliflower*, namun di Indonesia disebut kembang kol. Masa mekar atau bunga sayur ini (*curd*) adalah bagian yang dimakan. Tanaman kembang kol biasanya memiliki bunga berwarna putih bersih. Di Indonesia *Cauliflower* atau biasa disebut kembang kol banyak tumbuh di dataran tinggi. Tanaman ini sangat tepat jika ditanam di daerah dengan suhu 15,5 sampai 18 derajat Celcius. Sedangkan kelembaban optimal antara 80% hingga 90% [2].

Kembang kol adalah tanaman yang mengantongi nilai ekonomi tinggi serta banyak dibudidayakan di berbagai wilayah terutama di Indonesia. Tanaman ini juga memiliki berbagai kandungan vitamin yang tinggi seperti vitamin B6, vitamin C, vitamin K, magnesium, folat, fosfor, asam pantotenat, dan kalium. Oleh karena itu, kembang kol sering digunakan pada menu makanan bergizi. Bagian yang umum dimanfaatkan ada pada bunganya, sedangkan daun, batang, dan bonggol umumnya tidak digunakan. Kembang kol tergolong sayuran yang memiliki tingkat kadar air yang cukup tinggi. Kadar air pada kembang kol segar sekitar 90,62% dan kembang kol yang dikeringkan dibawah sinar matahari. Memiliki kadar air yang cukup rendah sekitar 9,99% sampai 13,27%. Kembang kol mempunyai kandungan air sebesar $88,64 \pm 1,14\text{g}/100\text{g}$ bahan. Sedangkan mengandung serat pangan dari kembang kol segar hanya sebesar $10,77 \pm 0,25\text{g}/100\text{g}$ bahan. Akibat dari kandungan airnya yang lumayan tinggi sehingga kembang kol tidak tepat jika disimpan dalam waktu panjang [3].

Seperti tanaman lainnya, kembang kol juga rawan terkena berbagai penyakit. Hal itu dapat menyebabkan penurunan hasil panen dan juga kualitasnya. Penyakit kembang kol dapat disebabkan oleh berbagai faktor, seperti jamur, virus, bakteri dan lain-lain. Kembang kol yang busuk atau terinfeksi memberikan dampak buruk bagi Kesehatan manusia. Ketika mereka mengkonsumsinya, akan menyebabkan alergi seperti bersin, gatal, mata berair, batuk, kesulitan bernafas, infeksi kulit, penyakit pencernaan, dan lain-lain [4]. Diagnosis dini penyakit tanaman kembang kol sangat penting sebagai pencegahan penyebaran penyakit serta mengurangi kerugian petani. Namun, jika masih menggunakan cara tradisional atau manual oleh petani atau ahli ergonomi akan membutuhkan jangka waktu yang lama, biaya yang mahal serta rawan kesalahan manusia. Oleh karena itu, dibutuhkan pendeteksi yang akurat untuk mendeteksi dan mengklasifikasi penyakit pada tanaman kembang kol ini.

Studi ini menyarankan untuk mendiagnosis penyakit tanaman kembang kol menggunakan konsep yang telah terkenal di dunia kecerdasan buatan dalam beberapa tahun terakhir. Metode ini adalah *Deep Learning* [5]. *Deep Learning* telah memperlihatkan kemampuan hebatnya dalam menganalisis gambar, serta mendeteksi dan mengklasifikasi penyakit tanaman. Metode yang efektif untuk mengenali pola data gambar adalah *Convolutional Neural Network (CNN)* karena metode ini sudah dirancang khusus. Beragam penelitian terbaru memakai CNN menyampaikan akurasi pengenalan gambar sangat baik sebagai proses pengenalan wajah [5]

CNN merupakan pembelajaran mendalam, pengembangan dari persepsi Multilayer (MLP), yang dikonseptualisasikan sebagai alat proses data visual serta suara. Salahsatu penggunaan metode CNN pada penelitian sebelumnya dalam mengidentifikasi tumor otak dengan Citra MRI dengan angka akurasi yang cukup tinggi sebesar 82.2% [6]. CNN bisa langsung belajar dari gambar, oleh

karena itu beban pemrograman bisa berkurang. Deep Learning, merupakan teknik klasifikasi visual yang efektif serta dapat menghasilkan prediksi identifikasi visual yang tepat. Metode ini mencoba mencontoh sistem pengenalan citra manusia dalam mencegah informasi citra [7]. CNN memiliki beberapa arsitektur, salah satunya adalah *ResNet50*. Salah satu model arsitektur Jaringan Saraf Konvolusional (CNN) yang paling canggih dan sukses untuk identifikasi gambar adalah ResNet50 [8]. Salah satu variasi ResNet (Residual Network) adalah ResNet50 [9]. CNN mampu menganalisis berbagai bagian pada tanaman seperti daun, batang, dan bagian tanaman lainnya, oleh karena itu CNN mampu mendeteksi berbagai penyakit seperti bercak, perubahan warna dan lain-lain.

Penulis melakukan studi yang bertujuan membantu dan mengedukasi petani kembang kol dalam mengklasifikasi penyakit pada kembang kol. Penyakit pada kembang kol dapat terdeteksi lebih cepat, menurunkan kerugian petani kembang kol, dan memberikan kualitas kembang kol yang baik. Oleh karena itu, dalam penelitian klasifikasi penyakit kembang kol menggunakan metode CNN bertujuan untuk menurunkan kerugian para petani. Sehingga para petani dapat mengetahui kembang kol yang terserang penyakit dan untuk meningkatkan kualitas dan kuantitas kembang kol yang bagus.

B. METODE

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan citra tanaman kembang kol ke dalam empat kategori, yaitu *no diseases*, *bacterial spot rot*, *black rot*, *downy mildew*, menggunakan model *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur model ResNet50. Proses penelitian dimulai dengan mengunduh dataset citra tanaman kembang kol dari platform daring Mendeley Data, yang telah dikategorikan dalam empat kelas penyakit dalam objek klasifikasi.

Adapun tahapan metode penelitian secara rinci adalah sebagai berikut:

1. Pengumpulan Dataset

Dataset citra daun kopi diperoleh dari dataset terbuka di platform Mendeley Data, yang sebelumnya digunakan dalam penelitian [4]. Data gambar yang dipakai pada penelitian ini merupakan gambar tanaman kembang kol yang berasal dari platform: <https://data.mendeley.com/datasets/t5sssfgn2v/3> (tanggal akses: 4 Desember 2024). Dataset ini berisi 656 data dari 3 kelas penyakit pada tanaman kembang kol dan 1 kelas kembang kol sehat diantaranya, “black rot, bacterial spot rot, downy mildew, dan no disease”. Dataset penelitian ini berasal dari dataset kembang kol yang dimodifikasi untuk mengklasifikasikan empat kondisi kembang kol yang berbeda

2. Pembagian Dataset

Dalam penelitian ini, penulis menggunakan empat kelas untuk kebutuhan klasifikasi, yakni satu kelas kembang kol sehat (*no diseases*) dan tiga kelas tanaman kembang kol yang mengalami gangguan, yaitu *bacterial spot rot*, *black rot*, dan *downy mildew*. Agar pembagian dataset masing-masing kelas menjadi seimbang dilakukan proses seleksi dengan mengambil masing-masing sebanyak 100 citra dari setiap kelas yang digunakan dalam penelitian ini. Selanjutnya dataset dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih (80%) sebanyak 80 gambar setiap kelasnya dan data uji (20%) sebanyak 20 gambar setiap kelasnya yang digunakan untuk mengevaluasi performa model di data yang belum pernah dilihat, pembagian ini membantu mengukur kemampuan generalisasi model pada data baru.

3. Pelatihan Model ResNet50

Tahap pelatihan dalam penelitian ini menggunakan arsitektur ResNet50 dengan pendekatan transfer learning, yaitu memanfaatkan model yang telah dilatih sebelumnya untuk mengklasifikasikan citra tanaman kembang kol. Data citra yang telah melalui proses normalisasi dan resizing ke ukuran 224x224 piksel dibagi menjadi data latih dan data uji. Lapisan awal hingga menengah dari ResNet50 digunakan sebagai ekstraktor fitur karena telah mampu

mengenali pola visual umum seperti tepi, tekstur, dan bentuk, yang penting dalam identifikasi penyakit pada tanaman kembang kol.

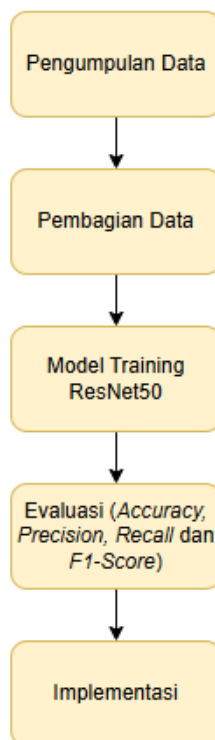
4. Evaluasi Performa Model

Untuk mengevaluasi model, metrik yang digunakan adalah accuracy untuk persentase prediksi benar dari total prediksi, precision yang berguna untuk mengukur seberapa tetap model dalam memprediksi kelas positif, recall berguna untuk mengukur seberapa banyak data positif yang berhasil ditangkap model, f1-score mengukur keseimbangan antara precision dan recall, dan Confusion Matrix digunakan untuk melihat jumlah prediksi benar/salah di masing-masing kelas.

5. Implementasi

Penerapan metode ResNet50 selanjutnya, yaitu model ResNet50 yang sudah terlatih diekspor dalam format .h5. Model ResNet50 ini kemudian diintegrasikan menggunakan Google Colaboratory (Google Colab) sebagai platform pelatihan dan pengujian model. Google Colab dipilih karena menyediakan lingkungan pemrograman berbasis cloud yang mendukung bahasa Python serta telah terintegrasi dengan berbagai library machine learning seperti TensorFlow dan Keras. Penggunaan Google Colab memungkinkan proses pelatihan model Convolutional Neural Network (CNN) arsitektur ResNet50 dilakukan secara efisien tanpa memerlukan spesifikasi komputer lokal yang tinggi, karena Google Colab menyediakan akses ke GPU secara gratis.

Bagan alur penelitian klasifikasi hama pada daun tanaman kembang kol ini menggunakan pre-trained CNN secara keseluruhan adalah sebagaimana yang tertera pada Gambar 1 Dibawah.



Gambar 1. Alur Penelitian

Pada Gambar 1 menunjukkan Alur penelitian ini dimulai dari tahap pengumpulan data, yaitu memperoleh dataset citra tanaman kembang kol yang mencakup kondisi sehat maupun yang terinfeksi penyakit seperti *Bacterial Spot Rot*, *Black Rot*, dan *Downy Mildew*. Setelah data terkumpul, dilakukan pembagian data menjadi dua bagian, yaitu data latih yang digunakan untuk melatih model dan data uji yang digunakan untuk mengevaluasi performa model terhadap data

baru. Tahap berikutnya adalah pelatihan model menggunakan arsitektur ResNet50, di mana model *Convolutional Neural Network* (CNN) dilatih untuk mengenali pola visual pada citra sehingga mampu membedakan antara kembang kol sehat dan yang terinfeksi penyakit. Setelah proses pelatihan selesai, dilakukan evaluasi model menggunakan beberapa metrik seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score* untuk menilai tingkat keberhasilan model dalam klasifikasi citra. Tahap terakhir adalah implementasi, yaitu penerapan model yang telah terlatih ke dalam sistem/aplikasi agar dapat digunakan untuk mendeteksi penyakit tanaman kembang kol secara otomatis. Dengan demikian, alur penelitian ini membentuk proses sistematis mulai dari pengumpulan data hingga implementasi model klasifikasi berbasis CNN ResNet50.

C. HASIL DAN PEMBAHASAN

1. HASIL IMPLEMENTASI MODEL ResNet50

Tahap awal implementasi penelitian ini adalah membangun arsitektur model klasifikasi berbasis Convolutional Neural Network (CNN) menggunakan ResNet50. Arsitektur ini disusun dengan pendekatan transfer learning, di mana lapisan konvolusi utama dimanfaatkan sebagai ekstraktor fitur dan ditambahkan lapisan klasifikasi sesuai kebutuhan dataset. Rangkuman arsitektur model ditunjukkan pada Gambar 2.

Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
resnet50 (Functional)	(None, 7, 7, 2048)	23,587,712
global_average_pooling2d (GlobalAveragePooling2D)	(None, 2048)	0
dense (Dense)	(None, 256)	524,544
batch_normalization (BatchNormalization)	(None, 256)	1,024
dropout (Dropout)	(None, 256)	0
dense_1 (Dense)	(None, 4)	1,028

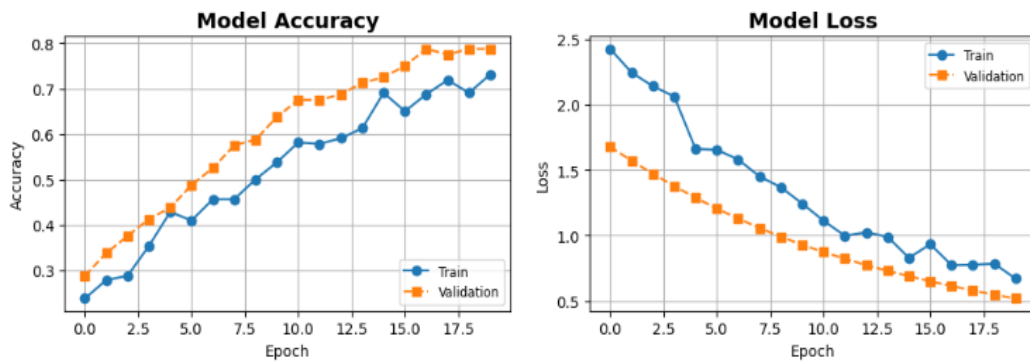
Total params: 24,114,308 (91.99 MB)
 Trainable params: 526,084 (2.01 MB)
 Non-trainable params: 23,588,224 (89.98 MB)

Gambar 2. Arsitektur Model ResNet50

Seperti terlihat pada Gambar 2, model ResNet50 terdiri atas beberapa lapisan utama, yaitu lapisan ResNet50 pretrained, Global Average Pooling, Dense, Batch Normalization, Dropout, dan Softmax sebagai output layer. Dataset yang digunakan berjumlah 400 citra kembang kol, terbagi merata ke dalam empat kelas (No Disease, Bacterial Spot Rot, Black Rot, dan Downy Mildew). Data dipisahkan menggunakan stratified sampling dengan proporsi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian, sehingga distribusi kelas tetap seimbang.

2. HASIL PELATIHAN

Proses implementasi terbagi menjadi dua tahapan yaitu untuk proses training dan proses testing [10]. Pada tahap training, model dilatih selama 20 epoch menggunakan dataset latih, sedangkan tahap testing menggunakan dataset uji untuk mengevaluasi performa model. Hasil pelatihan ditunjukkan pada Gambar 3.

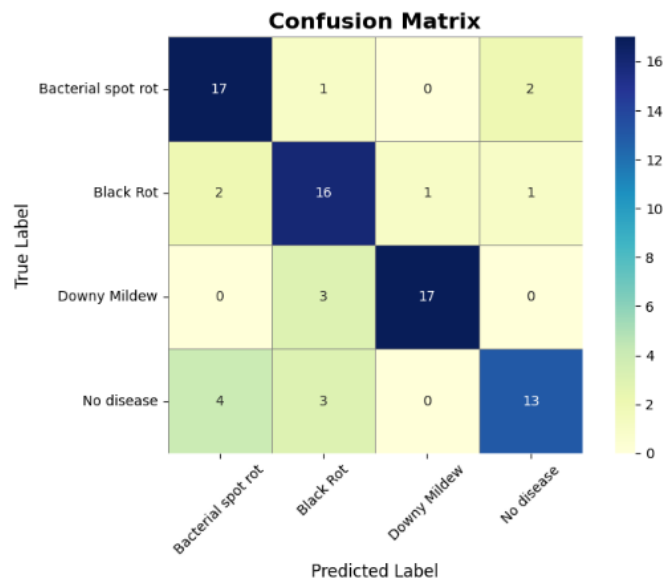


Gambar 3. Grafik Training Model

Hasil pelatihan menunjukkan adanya peningkatan akurasi yang konsisten. Akurasi training meningkat dari 22,10% pada epoch pertama menjadi 71,70% pada epoch ke-20. Akurasi validasi mencapai 79%, dengan nilai loss turun dari 2,4 ke 0,6 (training) dan 1,6 ke 0,5 (validasi). Grafik akurasi dan loss memperlihatkan proses pembelajaran berjalan baik tanpa indikasi overfitting yang serius, karena akurasi validasi stabil dan lebih tinggi daripada akurasi training.

3. ANALISIS CONFUSION MATRIX

Selain grafik akurasi dan loss, evaluasi model juga dilakukan menggunakan confusion matrix untuk melihat jumlah klasifikasi benar maupun salah pada tiap kelas. Hasilnya dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Confusion Matrix

Hasil confusion matrix pada Gambar 4 menunjukkan performa terbaik pada kelas Downy Mildew, dengan precision 94% dan recall 85%. Kelas Bacterial Spot Rot dan Black Rot juga menunjukkan hasil baik, masing-masing dengan f1-score 79% dan 74%. Namun, kelemahan terlihat pada kelas No Disease, yang hanya mencapai recall 65%, sehingga sebagian daun sehat salah diprediksi sebagai berpenyakit.

Tabel 1. Perhitungan Confusion Matrix

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Accuracy
<i>No Disease</i>	13/16=81%	13/20=65%	72%	63/80=79%
<i>Downy Mildew</i>	17/18=94%	17/20=85%	89%	
<i>Black Rot</i>	16/23=70%	16/20=80%	74%	
<i>Bacterial Spot Rot</i>	17/23=74%	17/20=85%	79%	

Kesalahan klasifikasi ini diduga karena kemiripan tekstur atau warna antara daun sehat dan daun dengan gejala awal penyakit. Secara keseluruhan, model mencapai akurasi rata-rata 79%, yang menegaskan bahwa ResNet50 cukup andal meskipun masih ada keterbatasan pada pemisahan daun sehat.

4. PERBANDINGAN DENGAN PENELITIAN SEBELUMNYA

Tabel 2. Perbandingan dengan Penelitian Sebelumnya



Aspek	Penelitian Ini (ResNet50)	Kanna et al. (2023) ResNet152V2
Arsitektur	ResNet50 (50 layer)	ResNet152V2 (152 layer)
Platform	TensorFlow/Keras, Colab	TensorFlow & PyTorch
Data	400 citra (4 kelas)	Ribuan citra (VegNet dataset)
Optimizer	Adam (lr=0,00001)	SGD
Akurasi Validasi	78-79%	53,42%



Jika dibandingkan dengan penelitian Kanna et al. (2023) yang menggunakan arsitektur ResNet152V2 pada dataset VegNet dan hanya memperoleh akurasi validasi 53,42%, penelitian ini menunjukkan performa yang lebih baik meskipun menggunakan jumlah data yang lebih sedikit. Hal ini membuktikan bahwa ResNet50 dengan transfer learning dan pengaturan hyperparameter yang tepat mampu memberikan hasil akurat pada dataset terbatas.

5. STUDI KASUS PENGUJIAN

Tahap pengujian dilakukan untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi model terhadap citra baru yang tidak digunakan saat pelatihan. Ringkasan hasil prediksi ditunjukkan pada Tabel 3 dibawah.

Tabel 3. Hasil Prediksi Model pada Data Uji

Gambar Uji	Label Prediksi	Confidence	Catatan
Prediksi: Bacterial spot rot Confidence: 52.29% 	Bacterial Spot Rot	52,29%	Keyakinan sedang, gejala mirip kelas lain
Prediksi: Black Rot Confidence: 88.38% 	Black Rot	88,38%	Tingkat kepastian tinggi, gejala khas jelas

Gambar Uji	Label Prediksi	Confidence	Catatan
Prediksi: Downy Mildew Confidence: 66.54% 	Downy Mildew	66,54%	Confidence sedang, gejala bervariasi
Prediksi: No disease Confidence: 53.99% 	No Disease	53,99%	Keyakinan rendah, sulit dibedakan dengan daun berpenyakit ringan

Hasil dari Pengujian Pada Tabel 3 didapatkan sebagai berikut:

1. Citra bunga kembang kol dengan bercak kecokelatan diprediksi sebagai Bacterial Spot Rot dengan confidence 52,29% (tingkat keyakinan sedang).
2. Daun dengan bercak cokelat kehitaman diprediksi sebagai Black Rot dengan confidence 88,38%, menunjukkan prediksi sangat akurat.
3. Daun dengan chlorosis dan bercak tidak beraturan diprediksi sebagai Downy Mildew dengan confidence 66,54% (cukup meyakinkan).
4. Sampel daun sehat diprediksi sebagai No Disease dengan confidence 53,99%, menunjukkan kelemahan model pada kelas sehat.

Hasil ini menegaskan bahwa model lebih percaya diri terhadap penyakit dengan gejala visual yang jelas, sementara pada kasus daun sehat atau gejala ringan, tingkat keyakinan prediksi masih rendah.

D. KESIMPULAN

Pentingnya deteksi dini penyakit tanaman kembang kol, mengingat sayuran ini merupakan salah satu komoditas pangan yang bernilai ekonomi tinggi dan banyak dikonsumsi masyarakat. Kembang kol rentan terhadap berbagai penyakit daun seperti *Black Rot*, *Bacterial Spot Rot*, dan *Downy Mildew*, yang dapat menyebabkan kerugian signifikan bagi petani. Dengan perkembangan teknologi kecerdasan buatan, khususnya *deep learning*, deteksi penyakit tanaman dapat dilakukan lebih cepat, akurat, dan efisien sehingga membantu petani dalam pengendalian penyakit dan menjaga kualitas hasil panen. Tujuan utama penelitian ini adalah untuk mengklasifikasikan penyakit pada tanaman kembang kol menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur ResNet50, serta mengukur tingkat akurasi model dalam proses klasifikasi. Model CNN dengan arsitektur ResNet50 mampu mengklasifikasikan empat kelas citra daun kembang kol, yaitu *No Disease*, *Black Rot*, *Bacterial Spot Rot*, dan *Downy Mildew*.

Model ini berhasil mencapai tingkat akurasi yang cukup baik meskipun jumlah dataset terbatas. Hasil ini membuktikan bahwa ResNet50 dapat dijadikan pendekatan yang efektif untuk mendeteksi

penyakit tanaman kembang kol berbasis citra digital, sehingga dapat membantu petani dalam melakukan identifikasi penyakit lebih cepat, tepat, dan efisien.

E. DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. D. Rahmahtika, K. Sulandjari, and S. Suhaeni, “ANALISIS PENDAPATAN DAN KELAYAKAN SERTA BREAK EVENT POINT (BEP) USAHATANI KEMBANG KOL (*Brassica oleracea* var. *Botrytis* L.) DI DESA CARIUMULYA KECAMATAN TELAGASARI KABUPATEN KARAWANG,” *Agrilan J. Agribisnis Kepul.*, vol. 11, no. 2, p. 108, 2023, doi: 10.30598/agrilan.v11i2.1610.
- [2] Sudirman, Nurdalila, and A. Sumiahadi, “PENGARUH PEMBERIAN BERBAGAI PUPUK ORGANIK PADAT TERHADAP PERTUMBUHAN DAN PRODUKSI TANAMAN KEMBANG KOL (*Brassica oleracea* var. *botrytis* L.),” *J. Pertan. Presisi (Journal Precis. Agric.)*, vol. 6, no. 2, pp. 161–174, 2022, doi: 10.35760/jpp.2022.v6i2.7232.
- [3] L. C. Soedirga, I. C. Matita, and T. E. Wijaya, “Karakteristik Fisikokimia Tepung Kembang Kol Hasil Pengeringan Dengan Pengering Kabinet Dan Oven,” *J. Sais dan Teknol.*, vol. 4, no. 2, pp. 57–68, 2020.
- [4] G. P. Kanna *et al.*, “Advanced deep learning techniques for early disease prediction in cauliflower plants,” *Sci. Rep.*, vol. 13, no. 1, pp. 1–21, 2023, doi: 10.1038/s41598-023-45403-w.
- [5] E. Rasywir, R. Sinaga, and Y. Pratama, “Analisis dan Implementasi Diagnosis Penyakit Sawit dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN),” *Paradig. - J. Komput. dan Inform.*, vol. 22, no. 2, pp. 117–123, 2020, doi: 10.31294/p.v22i2.8907.
- [6] R. Wardhani and N. Nafi'iyah, “Identifikasi Tumor Otak Citra MRI dengan Convolutional Neural Network,” *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 8, no. 3, pp. 213–219, 2023, doi: <https://doi.org/10.30591/jpit.v8i3.4985>.
- [7] U. S. Rahmadhani and N. L. Marpaung, “Klasifikasi Jamur Berdasarkan Genus Dengan Menggunakan Metode CNN,” *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 8, no. 2, pp. 169–173, 2023, doi: 10.30591/jpit.v8i2.5229.
- [8] Z. Firmansyah *et al.*, “BERDASARKAN DAUN MENGGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) DENGAN ARSITEKTUR,” *TECHNOMEDIA Informatics Comput. Sci.*, vol. 2, no. 2, pp. 63–71, 2025, doi: <https://doi.org/10.58641/technomedia.v2i2.150>.
- [9] D. Setiawan and T. Suryawijaya, “Algoritma Resnet152V2 Dalam Melakukan Klasifikasi Penyakit Pada Daun Tanaman Tomat,” *J. Comput. Sci. Technol.*, vol. 3, no. 2, pp. 37–42, 2023, doi: 10.54840/jcstech.v3i2.192.
- [10] M. Sholihin, M. R. Zamroni, and Burhanuddin, “Identifikasi Kesegaran Ikan Berdasarkan Citra Insang Dengan Metode Convolution Neural Network,” *J. Tek. Inform. dan Sist. Informas.*, vol. 8, no. 3, pp. 1352–1360, 2021, doi: <https://doi.org/10.35957/jatisi.v8i3.939>.