

Identifikasi Penyakit Tanaman Kentang Menggunakan Convolution Neural Network Dengan Arsitektur Resnet50

Dear Rivaldo Saragih¹, Indra Kelana Jaya Sagala², Yolanda Yulianti Pratiwi Rumapea³
^{1,2,3}Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Methodist Indonesia

Info Artikel

Histori Artikel:

Received, Augst 17, 2025
Revised, Sept 26 , 2025
Accepted, Nov 15, 2025

Keywords:

*Convolutional Neural
Network, Resnet50, Penyakit
Kentang, Klasifikasi
Gambar, Deep Learning*

ABSTRAK

Kentang merupakan komoditas pangan penting yang produksinya sering terhambat oleh penyakit daun seperti penyakit busuk daun dini dan busuk daun akhir, yang berdampak pada kualitas dan hasil panen. Untuk membantu deteksi dini penyakit-penyakit ini, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model identifikasi penyakit daun kentang berbasis Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur ResNet50. Dataset yang digunakan bersumber dari Kaggle dan terdiri dari citra daun kentang yang sehat, penyakit busuk daun dini, dan penyakit busuk daun akhir, yang menjalani tahap pra-pemrosesan dan augmentasi sebelum digunakan dalam pelatihan, validasi, dan pengujian. Model ResNet50 dilatih menggunakan optimizer Adam, dengan evaluasi berdasarkan matriks konfusi untuk mengukur akurasi, presisi, recall, dan skor F1. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model mencapai akurasi sebesar 33,3%, dengan nilai presisi dan recall yang rendah untuk kelas-kelas tertentu, yang menunjukkan keterbatasan dalam generalisasi model ke data independen. Temuan ini menunjukkan bahwa meskipun CNN dengan ResNet50 dapat diterapkan untuk identifikasi penyakit daun kentang, kinerjanya masih jauh dari optimal, sehingga memerlukan pengembangan lebih lanjut, seperti meningkatkan jumlah data, menyesuaikan parameter pelatihan, atau menggabungkan metode lain untuk meningkatkan kinerja model dalam aplikasi dunia nyata.



Penulis Koresponden:

Dear Rivaldo Saragih,
Fakultas Ilmu Komputer,
Universitas Methodist Indonesia, Medan,
Jl. Hang Tuah No.8, Medan - Sumatera Utara.
Email: dearrivaldo@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Tumbuhan Kentang merupakan tanaman sayuran semusim dengan fase hidup berkisar antara 90 hingga 180 hari yang telah menjadi komoditas pangan strategis di Indonesia[1]. Yang permintaannya terus melonjak seiring dengan bertambahnya angka kelahiran. Berdasarkan data Badan Pusat Statistik (BPS) konsumsi penggunaan kentang mengalami kenaikan dari tahun 2020 hingga 2022. Sayangnya peningkatan konsumsi tersebut tidak di sertai dengan hasil panen yang baik karena tanaman kentang sangat rentan terkena penyakit terutama pada bagian daun nya khususnya, early blight dan late blight[2]. Penyakit tersebut muncul akibat kondisi lingkungan seperti kelembaban udara yang tinggi dan serta perubahan cuaca yang tidak terduga[3]. Akibatnya, proses fotosintesis tanaman terganggu dan mutu hasil panen menurun, sehingga petani mengalami kerugian yang cukup besar[4].

Situasi optimal dalam penanaman kentang melibatkan tanaman yang berkembang dengan baik tanpa terganggu oleh penyakit, yang memungkinkan pencapaian hasil panen tertinggi. Akan tetapi, pada kenyataannya, para petani kerap berhadapan dengan kesulitan akibat serangan penyakit yang sulit dideteksi sejak awal. Kendala ini tidak terbatas pada wilayah setempat saja, melainkan juga meluas ke tingkat daerah dan internasional[5].

Permasalahan yang ingin dijawab dalam penelitian ini meliputi: (1) bagaimana cara menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan model ResNet50 untuk mengenali penyakit pada daun kentang, dan (2) seberapa tinggi tingkat ketepatan metode ini dalam membedakan tiga kondisi daun, yaitu daun sehat, daun yang terserang early blight, dan daun yang terserang late blight.

Literatur awal dapat dilihat bahwa penelitian terdahulu yang pernah dilakukan dengan menggunakan metode serta objek yang berbeda. Misal, klasifikasi citra tumbuhan pada daun tomat dengan menggunakan metode Ensemble Convolutional Neural Network dengan hasil yang memuaskan dengan nilai akhir uji yaitu sebesar 0,9083 pada masing-masing model ensemble CNN[6]. Selanjutnya, lakukan identifikasi tipe daun dari tanaman herbal melalui metode CNN dengan menggunakan model vgg16 yang memperoleh tingkat akurasi sebesar 92%[7]. Akurasi yang lebih baik dari model CNN untuk pengenalan tipe penyakit tumbuhan sudah teruji, menjadi yang terbaik daripada semua jenis metode ML dan DL lainnya. Studi telah menunjukkan bahwa CNN dapat mencapai tingkat akurasi tinggi dalam kisaran 99-99,2% dalam mengklasifikasikan gambar daun tanaman yang terkena penyakit dan hama[8].

Penelitian ini diarahkan pada pengembangan sistem pengenalan berbasis CNN menggunakan arsitektur ResNet50 untuk mendeteksi penyakit pada daun kentang, serta mengukur akurasi sistem tersebut melalui beberapa parameter evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Dengan kata lain, penelitian ini tidak hanya menerapkan CNN dalam bidang pertanian, tetapi juga menguji efektivitas ResNet50 sebagai model transfer learning pada daun kentang[9].

Dari sisi keilmuan, penelitian ini penting karena mengintegrasikan teknologi komputer khususnya computer vision dan deep learning dengan permasalahan nyata di bidang pertanian. Selain itu, sistem ini akan memfasilitasi deteksi penyakit tanaman secara cepat dan efisien, yang sangat penting untuk meningkatkan hasil panen. Penggunaan kecerdasan buatan dalam teknologi pertanian dapat membantu deteksi dini penyakit tanaman, meningkatkan efisiensi produksi, dan mengurangi kerugian yang dialami petani[10]. Oleh karena itu, studi ini diharapkan dapat memberikan sumbangan yang signifikan dalam pengembangan sistem penunjang keputusan yang berbasis citra digital untuk manajemen kesehatan tanaman

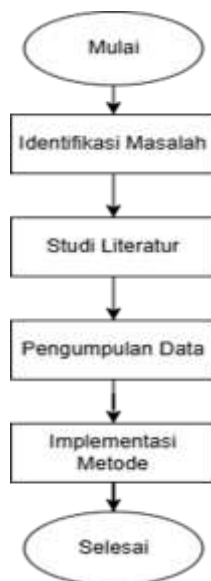
2. METODE PENELITIAN

2.1 Metode dan Pendekatan Penelitian

Model klasifikasi penyakit daun kentang dikembangkan dan diuji dalam penelitian ini dengan menggunakan pendekatan kuantitatif dan metode eksperimental. Tujuan utama penelitian ini adalah untuk mengembangkan sistem klasifikasi penyakit pada daun kentang. Untuk mencapai tujuan ini, penelitian ini menggunakan teknik analisis pengolahan citra digital menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur ResNet50. Tahapan pada penelitian ini adalah preprocessing data citra, pengaturan data citra serta pengujian.

2.2 Framework Penelitian

Framework penelitian ini ditunjukkan dalam Gambar 1 yang memvisualisasikan alur kerja mulai dari identifikasi masalah, pengumpulan data, hingga dokumentasi hasil.



Gambar 1 Framework Penelitian

2.3 Teknik Pengumpulan Data

Sumber data yang digunakan adalah dataset citra daun kentang yang diperoleh dari situs Kaggle dengan alamat: <https://www.kaggle.com/datasets/rizwan123456789/potato-disease-leaf-datasetpld>.

Jumlah yang diperoleh sebanyak 900 citra daun kentang berwarna berukuran 224 x 224 piksels terbagi atas tiga kelas diantara nya yaitu.

1. Sehat
2. Early Blight
3. Lately Blight

Tabel 1 Citra Daun Kentang

No	Kategori	Bentuk Daun
1	Daun Sehat	
2	Early Blight	
3	Lately Blight	

Pembagian dataset. Data kentang yang diambil sebanyak 900 citra yang terdiri dari 630 data latih, 135 data validasi dan 135 data uji dengan ukuran 224 x 224 piksel. Pembagian dataset dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2 Jumlah Dataset Penyakit Daun Kentang

No	Jenis Daun	Jumlah Dataset	Data Training	Data Validasi	Data Testing
1	<i>Sehat</i>	300	210	45	45
2	<i>Early Blight</i>	300	210	45	45
3	<i>Lately Blight</i>	300	210	45	45

2.3 Teknik Pengolahan Data

Proses pengumpulan data dilakukan dengan mengunduh dataset dari Kaggle. Setiap gambar telah memiliki label kategori yang jelas, kemudian data tersebut diproses melalui tahap pra-pemrosesan yang terdiri dari :

- Normalisasi data. Untuk meminimalisir error pada data dengan mengubahnya ke bentuk skala [0,1].
- Augmentasi data dilakukan pada data pelatihan untuk meningkatkan keragaman data dan membantu model belajar lebih baik.
- Pembagian data untuk proses pelatihan dan pengujian

2.4 Teknik Analisa Data

Adapun Analisis data yang dilakukan dengan tahapan sebagai berikut:

- Input dataset ke dalam google collab
- Preprocessing: Normalisasikan citra daun dengan skala[0,1].
- Melakukan augmentasi data dengan proses meliputi Rotasi,Pergeseran,Shear,Zoom,Pembalikan Horizontal,dan Pengaturan kecerahan.
- Pemodelan dengan menggunakan arsitektur resnet50
- Evaluasi Akurasi: Menggunakan *Confusion Matriks* untuk menghitung nilai:
 - True Positive (TP)
 - True Negative (TN)
 - False Positive (FP)
 - False Negative (FN) Akurasi dihitung dengan rumus:

$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$F1\text{-Score} = 2 \cdot \frac{\text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

2.5 Pengujian Data

Keabsahan data diuji melalui:

- Validasi silang: Model diuji pada data uji yang tidak termasuk dalam pelatihan untuk mengukur generalisasi model.
- Evaluasi kinerja dengan confusion matrix: Untuk memastikan sistem tidak hanya menghafal data latih, melainkan dapat mengklasifikasikan data baru dengan baik.

3. PEMBAHASAN DAN HASIL

Pada bagian ini menjelaskan proses implementasi metode convolutional neural network dengan arsitektur resnet50 dalam mengidentifikasi penyakit pada tumbuhan kentang, di mulai dari proses input citra daun kentang,preproccesing data,pemodelan hingga proses klasifikasi penyakit pada tanaman kentang.Untuk lebih jelasnya hasil penelitian akan diuraikan sebagai berikut.

3.1.Input Dataset

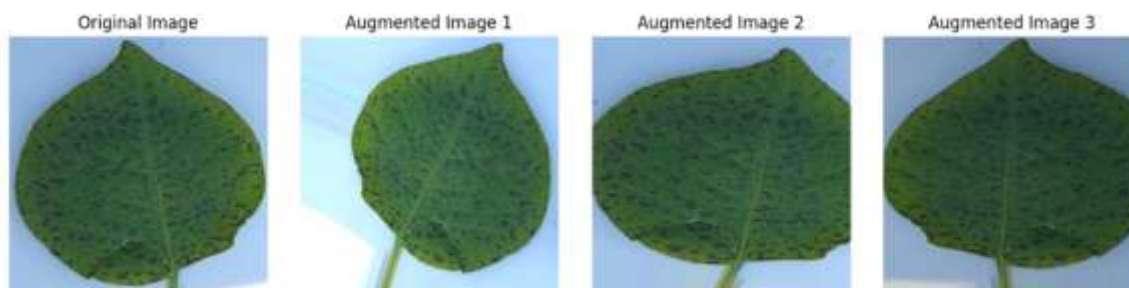
Pada proses ini dilakukan untuk tujuan utama menghubungkan sistem file lokal Google Colab dengan sistem file eksternal Google Drive untuk menetapkan path dataset



Gambar 2 Susunan Folder Dataset

3.2.Preprocessing Data dan Augmentasi

Citra gambar yang dipakai yaitu daun kentang yang diperoleh dari situs kaggle dengan 3 kategori kelas diantaranya citra daun sehat,bercak kering(early blight), dan busuk daun (late blight).Setiap kelas memiliki jumlah dataset yaitu sebanyak 300 pada masing-masing data latih,45 pada data valid dan 45 pada data uji.Data citra tersebut diambil sesuai dengan resolusi aslinya yaitu 256x256 piksel.Kemudian dilakukan preproccesing dan augmentasi data untuk memudahkan dilakukannya penelitian.Proses dapat dilihat pada gambar 3.



Gambar 3 Preprocessing dan Augmentasi

3.3.Implementasi Metode

Penelitian ini menggunakan ResNet50 pre-trained pada ImageNet sebagai model base.Kode program dapat dilihat pada gambar 4

```
def create_model():
    base_model = ResNet50(
        include_top=False,
        weights='imagenet',
        input_shape=(IMG_HEIGHT, IMG_WIDTH, 3)
    )

    # Unfreeze beberapa layer teratas
    for layer in base_model.layers[-30:]:
        layer.trainable = True

    model = Sequential([
        base_model,
        GlobalAveragePooling2D(),
        Dense(256, activation='relu'),
        Dropout(0.5),
        Dense(128, activation='relu'),
        Dropout(0.3),
        Dense(3, activation='softmax')
    ])
    return model
```

Gambar 4 kode program

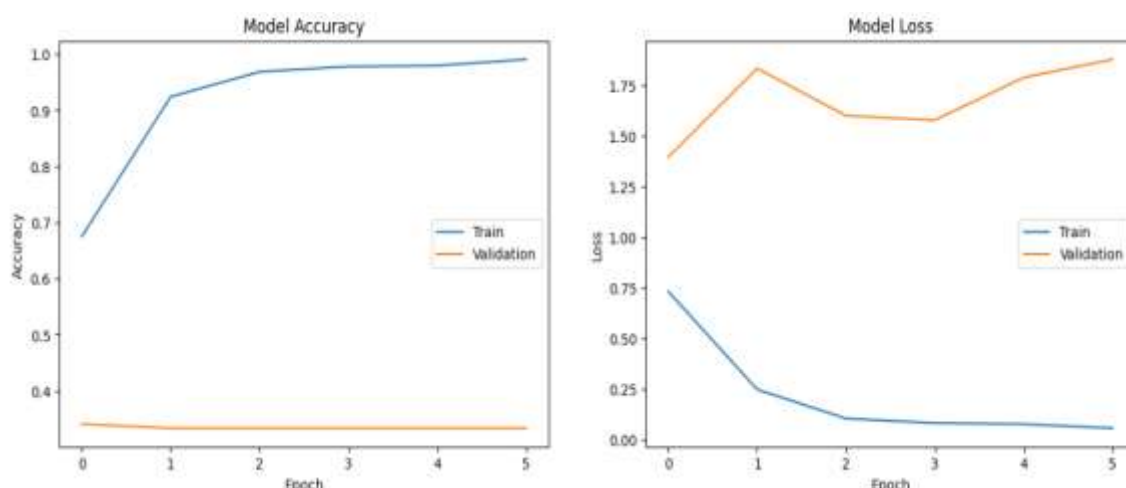
3.4 Training Model

program melakukan training dengan optimazer *Adam* pada model *Resnet50* sebanyak 50 epoch dengan fungsi digunakan untuk menghentikan pelatihan model lebih awal saat tidak ada lagi peningkatan performa yang signifikan pada data validasi. Berdasarkan data yang diinputkan sehingga menghasilkan empat nilai berikut pada console colaboratory seperti pada Gambar 5

```
Epoch 1/50
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/keras/src/trainers/data_adapters/py_dataset_adapter.py:121: UserWarning: Your
self.warn_if_super_not_called()
20/20 ----- 721s 34s/step - accuracy: 0.5326 - loss: 0.9811 - val_accuracy: 0.3407 - val_loss: 1.3971
Epoch 2/50
20/20 ----- 557s 27s/step - accuracy: 0.8956 - loss: 0.3150 - val_accuracy: 0.3333 - val_loss: 1.8350
Epoch 3/50
20/20 ----- 577s 28s/step - accuracy: 0.9696 - loss: 0.1139 - val_accuracy: 0.3333 - val_loss: 1.6012
Epoch 4/50
20/20 ----- 562s 28s/step - accuracy: 0.9853 - loss: 0.0705 - val_accuracy: 0.3333 - val_loss: 1.5791
Epoch 5/50
20/20 ----- 543s 27s/step - accuracy: 0.9825 - loss: 0.0669 - val_accuracy: 0.3333 - val_loss: 1.7902
Epoch 6/50
20/20 ----- 538s 27s/step - accuracy: 0.9887 - loss: 0.0557 - val_accuracy: 0.3333 - val_loss: 1.8799
Epoch 6: early stopping
Model: "sequential"
```

Gambar 5 Hasil Training model

Berikut adalah visualisasi data training dan validasi dapat dilihat model training mengalami peningkatan dari epoch pertama sebesar 0,5326 hingga epoch ke enam dengan akurasi 0,988. Namun untuk data validasi dari epoch pertama hingga epoch ke enam cenderung tidak mengalami peningkatan dengan hasil 0,333. Dapat dilihat pada gambar 6 berikut ini.



Gambar 6 Visualisasi data train

Ket : Hasil visualisasi dari gambar 6 adalah sebagai berikut:

- Garis biru merupakan kurva dari data training yang telah dilakukan, dapat dilihat akurasi nya meningkat dan loss nya menurun.
- Garis oranye merupakan kurva dari model validation yang telah dilakukan dapat dilihat akurasi validation tidak meningkat dan cenderung rata, sebaliknya loss validation naik turun.

3.5 Pengujian Sistem

Pada bagian ini model klasifikasi CNN Resnet50 di dapatkan dari hasil proses pelatihan yang telah dilakukan sebelumnya, sehingga model dapat menerapkan dan dapat mengklasifikasi nya. Berikut merupakan proses pengujian yang menggunakan 135 data citra. Masing-masing terdiri dari 45 citra untuk 3 kelas, hasil pengujian dapat dilihat sebagai berikut:

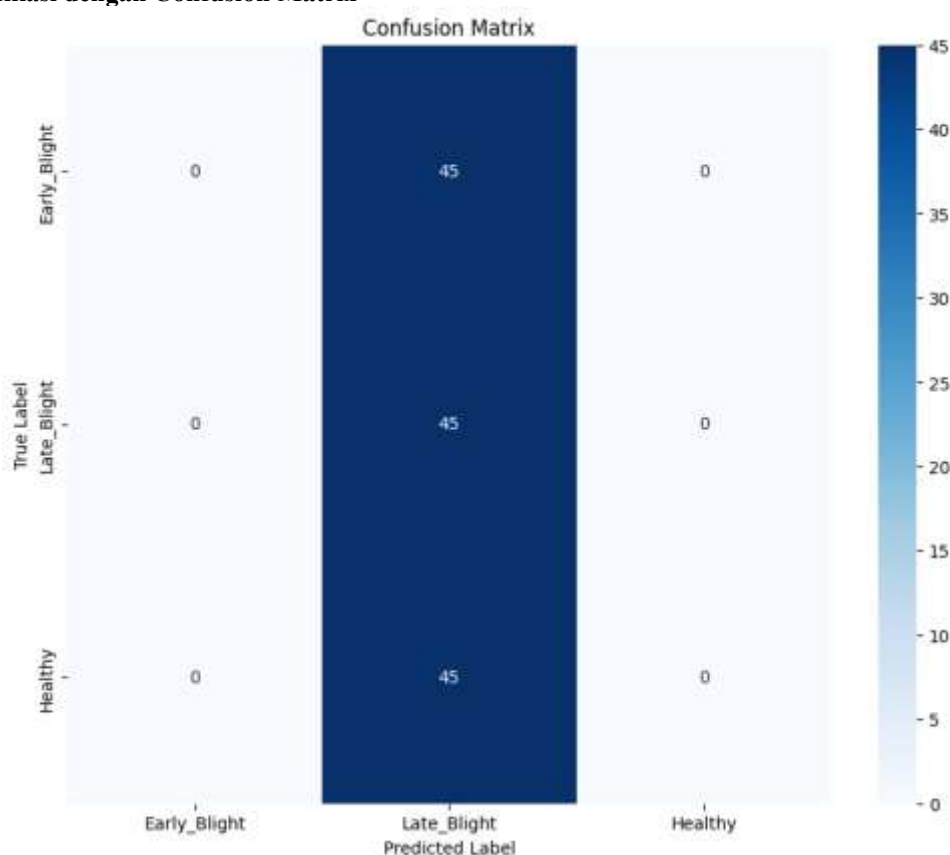
- Sehat: 35 dari 35 citra teridentifikasi dengan salah (akurasi 0%).
- Early Blight: 35 dari 35 citra teridentifikasi dengan salah (akurasi 0%).
- Lately Blight : 35 dari 35 citra teridentifikasi dengan Benar (akurasi 100%)

Secara keseluruhan hasil dari proses pengujian dapat dilihat hanya sebesar 33%. Model cenderung hanya mampu mengidentifikasi semua citra dengan label lately blight. Hasil dari tabel pengujian sebagai berikut.

Tabel 3. Hasil pengujian

Jenis Daun	Prediksi Early blight	Prediksi lately blight	Prediksi Sehat
Early Blight	0	45	0
Lately Blight	0	45	0
Sehat	0	45	0

3.6 Klasifikasi dengan Confusion Matrix



Gambar 7 Hasil Klasifikasi dengan Confusion Matrix

Keterangan:

- TP = 45 (Late_Blight yang diprediksi benar sebagai Late_Blight)
- TN = 0 (tidak ada kasus Early_Blight/Healthy yang diprediksi benar)
- FP = 90 (45 Early_Blight + 45 Healthy yang salah diprediksi sebagai Late_Blight)
- FN = 0 (tidak ada Late_Blight yang diprediksi salah)

```
Overall Metrics:
Accuracy: 0.3333
Precision: 0.1111
Recall: 0.3333
F1-Score: 0.1667
```

```
Evaluation results saved to 'evaluation_results.csv'
```

Gambar 8 Hasil Evaluasi Matriks

3.6 Perhitungan Akurasi

Hasil Klasifikasi dengan Confusion Matrix pada gambar 7 . menghasilkan nilai akurasi sebagai berikut.

Untuk kelas Early_Blight

TP = 0

TN = 45 (Late_Blight benar)

FP = 0

FN = 45 (Early_Blight yang diprediksi Late_Blight)

Precision_Early = $TP / (TP + FP) = 0 / 0 = 0$

Recall_Early = $TP / (TP + FN) = 0 / 45 = 0$

Untuk kelas Late_Blight

TP = 45

TN = 0

FP = 90

FN = 0

Precision_Late = $TP/(TP+FP) = 45/135 = 0.3333$

Recall_Late = $TP/(TP+FN) = 45/45 = 1$

Untuk kelas Healthy

TP = 0

TN = 45 (Late_Blight benar)FP = 0

FN = 45 (Healthy yang diprediksi Late_Blight)

Precision_Healthy = $TP/(TP+FP) = 0/0 = 0$

Recall_Healthy = $TP/(TP+FN) = 0/45 = 0$

Macro Average

Precision_macro = $(0 + 0.3333 + 0)/3 = 0.1111$

Recall_macro = $(0 + 1 + 0)/3 = 0.3333$

F1_macro = $2 * (Precision_macro * Recall_macro)/(Precision_macro + Recall_macro)$

= $2 * (0.1111 * 0.3333)/(0.1111 + 0.3333)$

= $2 * 0.037/0.4444$

= $0.074/0.4444$

= 0.1667

Accuracy = $45/135 = 0.3333$

Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan metrik evaluasi, diperoleh nilai:

Accuracy: 0.3333

Precision: 0.1111

Recall: 0.333

F1-Score:0.1667

4.KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan mengenai implementasi Convolutional Neural Network (CNN) menggunakan arsitektur ResNet50, dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur ResNet50 dapat diterapkan dalam identifikasi penyakit tanaman kentang. Proses ini melibatkan tahapan pengolahan citra, pelatihan model menggunakan dataset daun kentang, dan evaluasi performa model. Model ResNet50 menunjukkan kemampuan untuk mengekstraksi fitur penting dari citra daun kentang, yang memungkinkan identifikasi penyakit seperti bercak kering (early blight) dan busuk daun (lately blight) dengan tingkat akurasi tertentu.
2. Tingkat akurasi dari metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur ResNet50 dalam identifikasi penyakit tanaman kentang menunjukkan hasil akurasi yang dicapai adalah sekitar 33,3%.Meskipun model mampu mengidentifikasi beberapa penyakit, performa yang relatif rendah ini dapat disebabkan oleh keterbatasan jumlah data, distribusi dataset yang tidak seimbang, dan kemungkinan terjadinya overfitting. Oleh karena itu, perbaikan lebih lanjut dalam pengumpulan data dan tuning parameter model diperlukan untuk meningkatkan akurasi klasifikasi

REFERENSI

- [1] M. Prasetyawan, "Sistem Perbanyakan Benih Dan Teknik Budidaya Tanaman Kentang (*Solanum tuberosum* L.) Di Dataran Tinggi Desa Bonto Marannu, Kecamatan Ulu Ere, Kabupaten Bantaeng,"

- Skripsi*, pp. 1–23, 2022.
- [2] A. Fitriana, L. Hakim, and M. Marlina, "... ENDOFIT ASAL AKAR TANAMAN KENTANG dalam MEDIA KOMPOS KULIT KOPI untuk MENEKAN PERKEMBANGAN PENYAKIT HAWAR DAUN KENTANG ...," *J. Agrista*, pp. 1–9, 2019, doi: <https://doi.org/10.24912/jssh.v1i1.24544213>.
 - [3] S. Sheila, I. Permata Sari, A. Bagas Saputra, M. Kharil Anwar, and F. Restu Pujianto, "Deteksi Penyakit Pada Daun Padi Berbasis Pengolahan Citra Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *Multinetics*, vol. 9, no. 1, pp. 27–34, 2023, doi: 10.32722/multinetics.v9i1.5255.
 - [4] S. A. E. ALBAKIA and R. A. Saputra, "Identifikasi Jenis Daun Tanaman Obat Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Dengan Model VGG16," *J. Inform. Polinema*, vol. 9, no. 4, pp. 451–460, 2023, doi: 10.33795/jip.v9i4.1420.
 - [5] I. Nita *et al.*, "Analisis Kelayakan Deteksi Cepat Penyakit Hawar Daun Tanaman Kentang Pada Fase Akhir Menggunakan Uav," *J. Hama dan Penyakit Tumbuh.*, vol. 11, no. 3, pp. 109–120, 2023, doi: 10.21776/ub.jurnalhpt.2023.011.3.2.
 - [6] A. Lawi, N. S. Intizhami, R. Mukhtarom, and S. Amir, "Klasifikasi Penyakit Citra Daun Tanaman Tomat Dengan Ensemble Convolutional Neural Network," *Sntei*, pp. 207–212, 2022.
 - [7] S. Ratna, "Pengolahan Citra Digital Dan Histogram Dengan Phyton Dan Text Editor Phycharm," *Technol. J. Ilm.*, vol. 11, no. 3, p. 181, 2020, doi: 10.31602/tji.v11i3.3294.
 - [8] M. Shoaib *et al.*, "Deep learning-based segmentation and classification of leaf images for detection of tomato plant disease," *Front. Plant Sci.*, vol. 13, no. October, pp. 1–18, 2022, doi: 10.3389/fpls.2022.1031748.
 - [9] U. Kulsum and A. Cherid, "Penerapan Convolutional Neural Network Pada Klasifikasi Tanaman Menggunakan ResNet50," *Simkom*, vol. 8, no. 2, pp. 221–228, 2023, doi: 10.51717/simkom.v8i2.191.
 - [10] M. K. R. Asif, M. A. Rahman, and M. H. Hena, "CNN based disease detection approach on potato leaves," *Proc. 3rd Int. Conf. Intell. Sustain. Syst. ICISS 2020*, pp. 428–432, 2020, doi: 10.1109/iciss49785.2020.9316021.