

Penerapan Metode CNN Dalam Mengklasifikasi Jenis Penyakit Pada Daun Mangga Menggunakan Arsitektur InceptionV3

Fiktor I. Tanesab^{1*}, Cornelis Yudhistira Laatrehe², Morelo Alberto Wuarlela³

¹Program Studi, Nama Institusi 1,2,3 Teknik Informatika, STIKOM Uyelindoa Kupang

^{1*}viktortanesab@gmail.com , bwrcornelis@gmail.com², etoowuarlela@gmail.com³

Abstrak

Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi penyakit pada daun mangga (*Mangifera indica* L.) menggunakan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) Inception V3. Dataset terdiri atas 4.000 citra daun mangga yang terbagi dalam delapan kelas penyakit (Antraknosa, Kanker Bakteri, Cutting Weevil, Die Back, Gall Midge, Sooty Mould, Embun Tepung) dan satu kelas sehat. Data dibagi menjadi subset pelatihan (70 %), validasi (15 %), dan pengujian (15 %). Proses preprocessing meliputi normalisasi piksel ke rentang [0,1] serta augmentasi data (rotasi, shear, zoom, dan horizontal flip). Model Inception V3 diimplementasikan dengan transfer learning, dimana lapisan awal dibekukan dan lapisan akhir di-fine-tune, dengan optimasi menggunakan Adam dan categorical_crossentropy. Hasil evaluasi pada data pengujian menunjukkan akurasi sebesar 99.34%, precision rata-rata 99.35%, recall rata-rata 99.33%, dan F1-score rata-rata 99.34%. Temuan ini mengindikasikan bahwa CNN Inception V3 sangat efektif untuk mendeteksi berbagai jenis penyakit pada daun mangga. Disarankan dilakukan pengujian lebih lanjut menggunakan arsitektur lain seperti ResNet atau Efficient Net, serta pengembangan implementasi dalam bentuk aplikasi mobile/web untuk mendukung deteksi penyakit secara praktis di lapangan.

Kata kunci : Convolutional Neural Network, Inception V3, klasifikasi penyakit, daun mangga, transfer learning

Abstract

*This study aims to develop a disease classification system for mango (*Mangifera indica* L.) leaves using the Inception V3 Convolutional Neural Network (CNN) architecture. The dataset consists of 4,000 mango leaf images divided into eight disease classes (Anthracnose, Bacterial Canker, Cutting Weevil, Die Back, Gall Midge, Sooty Mold, Powdery Mildew) and one healthy class. The data is divided into training (70%), validation (15%), and testing (15%) subsets. The preprocessing process includes pixel normalization to the range [0,1] and data augmentation (rotation, shear, zoom, and horizontal flip). The Inception V3 model is implemented with transfer learning, where the initial layer is frozen and the final layer is fine-tuned, with optimization using Adam and categorical_crossentropy. The evaluation results on the test data show an accuracy of 99.34%, an average precision of 99.35%, an average recall of 99.33%, and an average F1-score of 99.34%. These findings indicate that the Inception V3 CNN is highly effective in detecting various types of mango leaf diseases. Further testing using other architectures such as ResNet or EfficientNet is recommended, as well as the development of mobile/web applications to support practical disease detection in the field.*

Keyword : Convolutional Neural Network, Inception V3, disease classification, mango leaves, transfer learning.

PENDAHULUAN

Pertanian merupakan tulang punggung dalam peningkatan perekonomian masyarakat, sehingga negara memprioritaskan pertanian dan ketahanan pangan penduduk dalam situasi sosial sebagai suatu hal yang penting bagi pembangunan manusia[1]. Hama merupakan penyebab kerusakan pada tanaman dan merugikan secara ekonomi bagi petani[2]. Penyakit yang menyerang daun, buah, batang, bahkan akar pada tanaman sehingga menyebabkan penurunan kualitas hasil panen hingga 40% sehingga berujung pada gagal panen total[3]. Yang menjadi salah satu tantangan adalah minimalnya deteksi dan klasifikasi penyakit tanaman secara dini dan akurat.

Mangga (*Mangifera indica* L.), pohon buah tahunan, berasal dari India dan telah menyebar ke Asia Tenggara, termasuk Malaysia dan Indonesia[4]. Mangga kaya vitamin C dan B, yang membantu meningkatkan imunitas dan menjaga kebugaran tubuh[5]. Daun mangga berperan penting dalam proses fotosintesis. Namun, daun mangga rentan terhadap serangan berbagai penyakit seperti Kumbang Potong, Kanker Bakteri, Antraknosa, Hama Lalat, Die Back, Jamur Jelaga, dan Embun Tepung[6] dan juga masih terdapat beberapa jenis penyakit yang disebabkan oleh pencemaran udara[7].

Klasifikasi daun mangga dapat secara efektif dilakukan melalui analisis karakteristik daun. Setiap jenis mangga memiliki ciri khas daun yang unik. Fitur daun mangga yang unik seperti bentuk, tekstur, dan warna daun dapat diekstraksi dan dimanfaatkan dalam proses klasifikasi. Fitur-fitur ini berperan penting sebagai parameter dalam proses klasifikasi, khususnya dalam mengidentifikasi kondisi kesehatan daun atau mendeteksi jenis penyakit yang menyerang[8]. Convolutional Neural Network (CNN) memiliki kemampuan dalam mengenali pola visual pada citra digital[9][10]. CNN mampu mempelajari fitur-fitur penting dari citra secara otomatis tanpa perlu melalui proses ekstraksi fitur secara manual, sehingga memberikan efisiensi dan akurasi yang lebih baik dalam proses klasifikasi[10].

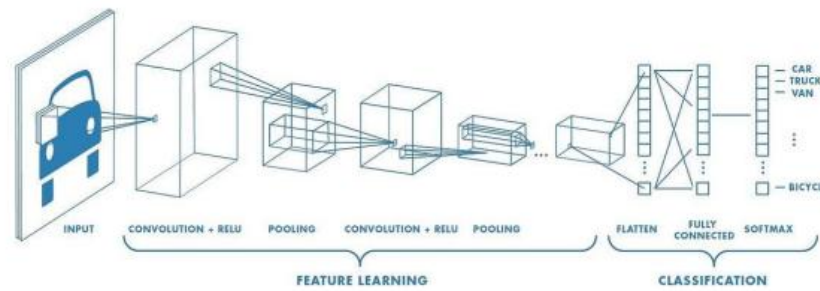
Pada penelitian ini digunakan metode CNN dengan arsitektur Inception V3. Inception V3 memiliki struktur arsitektur lapisan pada Transfer Learning yang membuat metode CNN bisa mengatasi over fitting pada data yang sedikit[11]. Dengan penerapan metode ini, diharapkan proses klasifikasi penyakit pada daun mangga dapat dilakukan secara akurat, cepat, efisien dan mendukung upaya peningkatan produktivitas hasil pertanian sehingga dapat dilakukan tindakan pengendalian yang tepat dan efektif.

METODOLOGI PENELITIAN

Convolutional Neural Network (CNN) diperkenalkan oleh Yann LeCun pada tahun 1989 dan memiliki hasil yang paling signifikan dalam pengenalan citra digital[12][13]. Convolutional Neural Network (CNN) merupakan arsitektur deep learning yang dirancang khusus untuk pengolahan citra. CNN secara otomatis mengekstraksi fitur penting dari citra melalui beberapa lapisan, seperti convolution, pooling, dan fully connected[12].

CNN terinspirasi dari cara kerja visual korteks pada otak manusia, yang mampu mengenali pola visual dengan sangat efisien[14] sehingga sangat efektif dalam mengidentifikasi fitur penting dari citra. CNN memiliki dua proses utama yaitu lapisan deteksi fitur dan lapisan klasifikasi.

1. Lapisan deteksi fitur terdapat operasi konvolusi (+ReLU) dan pooling. Proses ini dilakukan berulang kali pada puluhan atau ratusan lapisan, dan setiap lapisan belajar untuk mengidentifikasi satu atau banyak fitur.
2. Lapisan klasifikasi Fully connected layer (FC), menghasilkan vektor dimensi K, di mana K adalah jumlah kelas yang dapat diprediksi jaringan. Probabilitas untuk setiap kelas dari setiap citra yang diklasifikasikan disimpan ke dalam vektor ini.



Gambar 1. Arsitektur Dasar CNN

Lapisan konvolusi adalah lapisan yang melakukan operasi konvolusi yaitu kalkulasi perkalian antara citra masukan dan kernel/filter yang menghasilkan matriks baru berupa peta fitur[15]

2.1. Model Analisis Penelitian

1. Pengumpulan dan Pembagian Dataset

Pada Langkah ini data langsung di download dari repository platform Kaggle. Dataset berupa citra daun mangga yang berisi 4000 gambar dengan 500 gambar per kelas dan disimpan di Google Drive. Dataset initerdiri atas 8 kelas, yaitu: Antraknosa, Kanker Bakteri, Cutting Weevil, Die Back, Gall Midge, Sooty Mould, Embun Tepung, dan Sehat. Dataset dibagi kedalam tiga subset yaitu data training 70%, data validation 15% dan data testing 15%.

Pembagian data dilakukan secara otomatis menggunakan script Python 3 pada Google Collaboratory, dengan menggunakan modulus, shutil, dan random. Pembagian Memastikan Setiap Kelas Memiliki Distribusi yang seimbang pada masing-masing subset

2. Augmentasi dan Pra-pemrosesan Data

Augmentasi data adalah teknik yang digunakan untuk menghasilkan variasi data baru dari data yang ada dengan melakukan transformasi pada gambargambar tersebut. Hal ini dapat membantu meningkatkan keberagaman data yang digunakan dan mencegah overfitting. Proses augmentasi data dilakukan menggunakan library ImageDataGenerator yang merupakan bagian dari framework keras [16]

Dalam proses meningkatkan generalisasi model, dilakukan augmentasi data pada citra pelatihan, termasuk transformasi seperti rotasi, shear, zoom, dan horizontal flip. Semua Citra juga dinormalisasi rentang [0, 1]. Proses ini dilakukan dengan Imagedatagenerator dari Keras:

```
# Augmentasi data untuk training
train_datagen = ImageDataGenerator(
    rescale=1./255,          # Normalisasi pixel ke rentang 0-1
    shear_range=0.2,         # Shear (transformasi geometris)
    zoom_range=0.2,          # Zoom pada gambar
    horizontal_flip=True      # Flip gambar secara horizontal
)

# Augmentasi data untuk validation dan test (hanya normalisasi)
test_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1./255)
```

Gambar 2. Augmentasi Data

Dalam penentuan ukuran dimensi citra, dapat disesuaikan dengan jenis data citra sesuai kebutuhan arsitektur yang akan digunakan. Proses mereduksi dimensi citra dilakukan karena pada CNN dimensi masukan citra harus memiliki ukuran yang sama, sehingga dengan melakukan reduksi dimensi dapat meminimalisir penggunaan memori dan waktu komputasi yang diperlukan[17].

3. Confusion Matrix

Pada persamaan Confusion Matrix (1) dilakukan perhitungan real persentase berdasarkan hasil yang didapat, dimana model perhitungan mengacu pada hasil dari data perhitungan pembobotan sentimen yang dihitung menggunakan metode lexicon based, sehingga dilakukan precision, recall dan accuracy. Seperti terlihat pada rumus dibawah ini[18]

		Nilai Aktual	
		Label	
Nilai Prediksi		Positive(1)	Negative(0)
		True	False
	Positive(1)	Positive (TP)	Positive (FP)
	Negative(0)	False (FN)	Trus (TN)

Tabel 1. Confusion Matrix

Melalui Tabel 1, bisa didapatkan nilai untuk mengetahui performa dari model yang dihasilkan, antara lain yaitu:

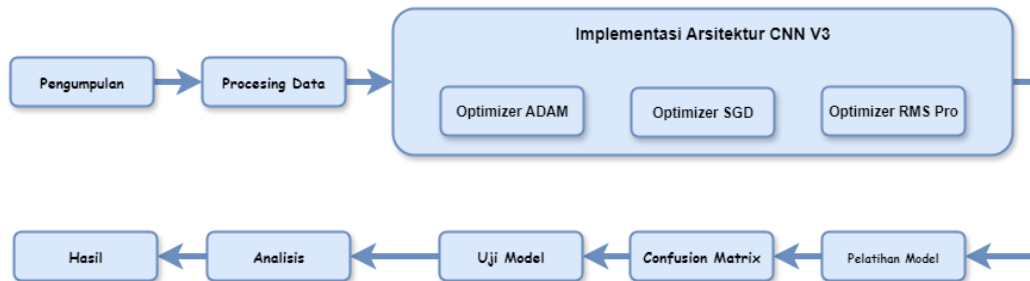
- Akurasi merupakan rasio diprediksi yang benar dari keseluruhan data sesuai dengan label atau kelasnya.
 $Accuracy = (TP + TN) / (TP + FP + FN + TN) \dots\dots\dots(1)$
- Presisi merupakan rasio prediksi yang benar dari keseluruhan hasil yang diprediksi positif. Presisi Menjelaskan berapa persentase data yang sesuai kelasnya dari seluruh data yang diprediksi sesuai kelasnya.
 $Precision = TP / (TP + FP) \dots\dots\dots(2)$
- Recall merupakan rasio dari prediksi yang benar dari keseluruhan data yang memang benar. Recall menjelaskan berapa persentase data yang diprediksi sesuai kelas dari keseluruhan data yang sesuai kelasnya.
 $Recall = TP / (TP + FN) \dots\dots\dots(3)$
- F1-Score, adalah rasio yang membandingkan antara nilai rata-rata presisi dan recall.
 $F1 = (2 \times Recall \times Precision) / (Recall + Precision) \dots\dots\dots(4)$

4. Arsitektur dan Kompilasi Model

Model CNN yang digunakan adalah Inception V3 yang dimodifikasi. Layer awal Inception V3 dibekukan, dan ditambahkan a).Global Average Pooling, b).Dense layer (128 neuron, ReLU), c).Dropout (0.2) dan d).Dense output layer dengan 8 neuron (softmax). Model dikompilasi menggunakan loss function categorical cross entropy, optimizer Adam, dan metrik accuracy.

5. Arsitektur dan Kompilasi Model

Model CNN yang digunakan adalah Inception V3 yang dimodifikasi. Layer awal Inception V3 dibekukan, dan ditambahkan a).Global Average Pooling, b).Dense layer (128 neuron, ReLU), c).Dropout (0.2) dan d).Dense output layer dengan 8 neuron (softmax). Model dikompilasi menggunakan loss function categorical cross entropy, optimizer Adam, dan metrik accuracy.



Gambar 3.Flowchart Alur Penelitian

2.2 Tahapan Penelitian

Tahap penelitian ini meliputi Inialisasi, Pengumpulan dan Pembagian Dataset, Augmentasi dan Pra-pemrosesan Data, Pembangunan Model, Pelatihan Model, Evaluasi Model dan Prediksi dan Visualisasi Testing



Gambar 4. Tahap Penelitian

Berikut Adalah Tahapan-tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini :

1. Inialisasi

Menghubungkan Google Colab Dengan Google Drive untuk mengakses dataset daun mangga dan juga memerlukan beberapa library yaitu tensorflow, numpy, pandas, sklearn, matplotlib, os, seaborn, IPython. Library tersebut sudah ada di google collaboratory sehingga hanya perlu import saja.

2. Pengumpulan dan Pembagian Dataset

Dataset diunduh dari Kaggle dan dibagi menjadi folder train (70%), validation (15%), dan test (15%) secara otomatis.

```

Train folder:
  Antraknosa: 350 images
  Kanker Bakteri: 350 images
  Cutting Weevil: 350 images
  Die Back: 350 images
  Gall Midge: 350 images
  Sooty Mould: 350 images
  Embun Tepung: 350 images
  Sehat: 350 images
Validation folder:
  Antraknosa: 75 images
  Kanker Bakteri: 75 images
  Cutting Weevil: 75 images
  Die Back: 75 images
  Gall Midge: 75 images
  Sooty Mould: 75 images
  Embun Tepung: 75 images
  Sehat: 75 images
Test folder:
  Antraknosa: 75 images
  Kanker Bakteri: 75 images
  Cutting Weevil: 75 images
  Die Back: 75 images
  Gall Midge: 75 images
  Sooty Mould: 75 images
  Embun Tepung: 75 images
  Sehat: 75 images

```

Gambar 5. Pembagian Dataset

3. Augmentasi dan Pra-pemrosesan Data

Dilakukan Augmentasi pada data train dan normalisasi seluruh dataset kerentang [0,1].

```

Found 2807 images belonging to 8 classes.
Found 601 images belonging to 8 classes.
Found 602 images belonging to 8 classes.

```

Gambar 6. Output Augmentasi Data

4. Pembangunan Model

Menggunakan Arsitektur Inception V3 dengan penambahan beberapa layer baru untuk klasifikasi.

5. Pelatihan Model

Dalam penelitian ini, algoritma Convolutional Neural Network (CNN) digunakan untuk melatih model menggunakan dataset gambar. Model dilatih selama 15 epoch dan divalidasi menggunakan data validation.

```

Epoch 1/15 44/44 466s 10s/step - accuracy: 0.6239 - loss: 1.1942 - val_accuracy: 0.9351 - val_loss: 0.1985
Epoch 2/15 44/44 449s 10s/step - accuracy: 0.9605 - loss: 0.1679 - val_accuracy: 0.9634 - val_loss: 0.0972
Epoch 3/15 44/44 448s 10s/step - accuracy: 0.9754 - loss: 0.0944 - val_accuracy: 0.9834 - val_loss: 0.0526
Epoch 4/15 44/44 445s 10s/step - accuracy: 0.9836 - loss: 0.0618 - val_accuracy: 0.9850 - val_loss: 0.0462
Epoch 5/15 44/44 443s 10s/step - accuracy: 0.9879 - loss: 0.0396 - val_accuracy: 0.9884 - val_loss: 0.0363
Epoch 6/15 44/44 448s 10s/step - accuracy: 0.9914 - loss: 0.0350 - val_accuracy: 0.9900 - val_loss: 0.0294
Epoch 7/15 44/44 459s 10s/step - accuracy: 0.9974 - loss: 0.0169 - val_accuracy: 0.9900 - val_loss: 0.0261
Epoch 8/15 44/44 444s 10s/step - accuracy: 0.9969 - loss: 0.0160 - val_accuracy: 0.9933 - val_loss: 0.0220
Epoch 9/15 44/44 446s 10s/step - accuracy: 0.9984 - loss: 0.0140 - val_accuracy: 0.9950 - val_loss: 0.0216
Epoch 10/15 44/44 444s 10s/step - accuracy: 0.9976 - loss: 0.0107 - val_accuracy: 0.9933 - val_loss: 0.0214
Epoch 11/15 44/44 447s 10s/step - accuracy: 0.9956 - loss: 0.0156 - val_accuracy: 0.9933 - val_loss: 0.0213
Epoch 12/15 44/44 460s 10s/step - accuracy: 0.9989 - loss: 0.0069 - val_accuracy: 0.9950 - val_loss: 0.0158
Epoch 13/15 44/44 445s 10s/step - accuracy: 0.9996 - loss: 0.0078 - val_accuracy: 0.9967 - val_loss: 0.0150
Epoch 14/15 44/44 448s 10s/step - accuracy: 0.9985 - loss: 0.0071 - val_accuracy: 0.9933 - val_loss: 0.0152
Epoch 15/15 44/44 502s 10s/step - accuracy: 0.9999 - loss: 0.0041 - val_accuracy: 0.9950 - val_loss: 0.0150

```

Gambar 7. Model Pelatihan selama 15 epoch.

6. Evaluasi Model

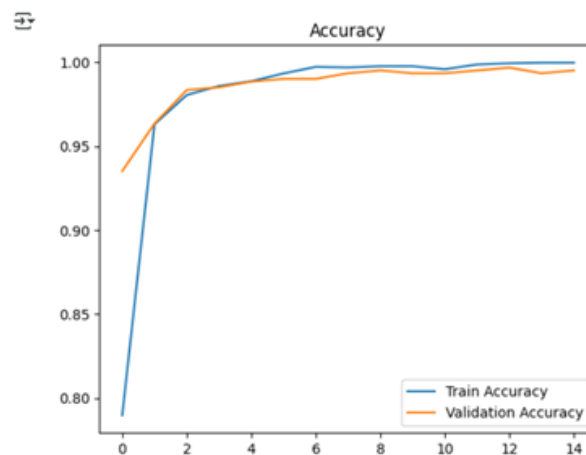
Setelah dilakukan pengujian dan hasil klasifikasi didapatkan, dilakukan evaluasi menggunakan metode Confusion Matrix untuk menentukan seberapa baik model yang dihasilkan berdasarkan beberapa parameter, yaitu nilai precision, recall, F1-score, dan akurasi untuk mengukur performa model terhadap data testing.

7. Prediksi dan Visualisasi Testing

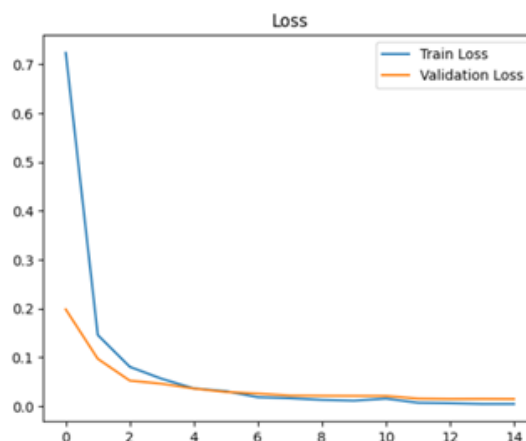
Proses Prediksi dan Visualisasi testing merupakan proses klasifikasi menggunakan bobot dan bias dari hasil proses training. Dilakukan Prediksi terhadap gambar uji baru dan hasil klasifikasi ditampilkan dalam bentuk gambar dan label prediksi.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pelatihan model menunjukkan peningkatan akurasi dan penurunan loss yang stabil. Grafik Akurasi (Gambar 8) dan grafik loss (Gambar 9) menunjukkan bahwa model mampu belajar secara efisien dan tidak mengalami overfitting secara signifikan



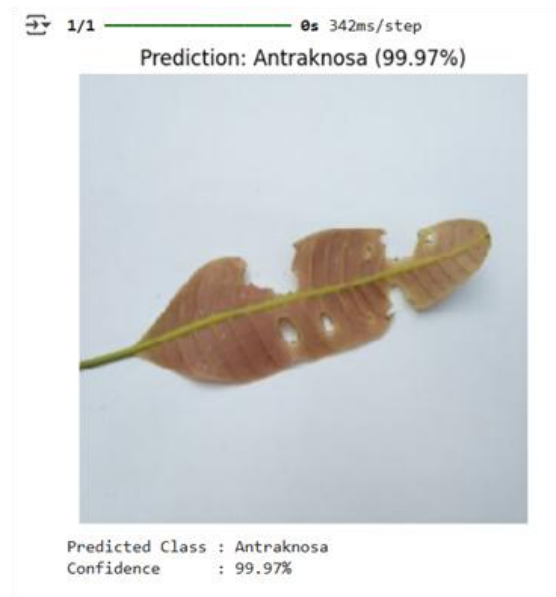
Gambar 7. Grafik akurasi model pada data pelatihan dan validasi selama 15 epoch.



Gambar 8. Grafik Nilai loss pada data pelatihan dan validasi selama 15 epoch.

Model memiliki total 314 layer, dengan fine-tuning dilakukan pada lapisan ke-311 hingga 313. Evaluasi Akhir Menunjukkan Bahwa model mampu mencapai akurasi yang baik dalam mengklasifikasikan 8 kelas penyakit daun mangga.

Hasil pengujian dengan gambar baru dikelas "Antraknosa" menunjukkan bahwa model berhasil memprediksi kelas dengan tepat (Gambar 9). Hal ini membuktikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang kuat untuk mengidentifikasi penyakit pada daun mangga dari citra digital.



Gambar 9. Hasil prediksi model terhadap citra daun mangga dari kelas Antraknosa.

Secara keseluruhan, pendekatan Convolutional Neural Network dengan arsitektur Inception V3 terbukti efektif untuk klasifikasi penyakit daun mangga dan dapat dikembangkan lebih lanjut untuk diterapkan di lapangan sebagai sistem pendukung keputusan bagi petani atau praktisi pertanian.

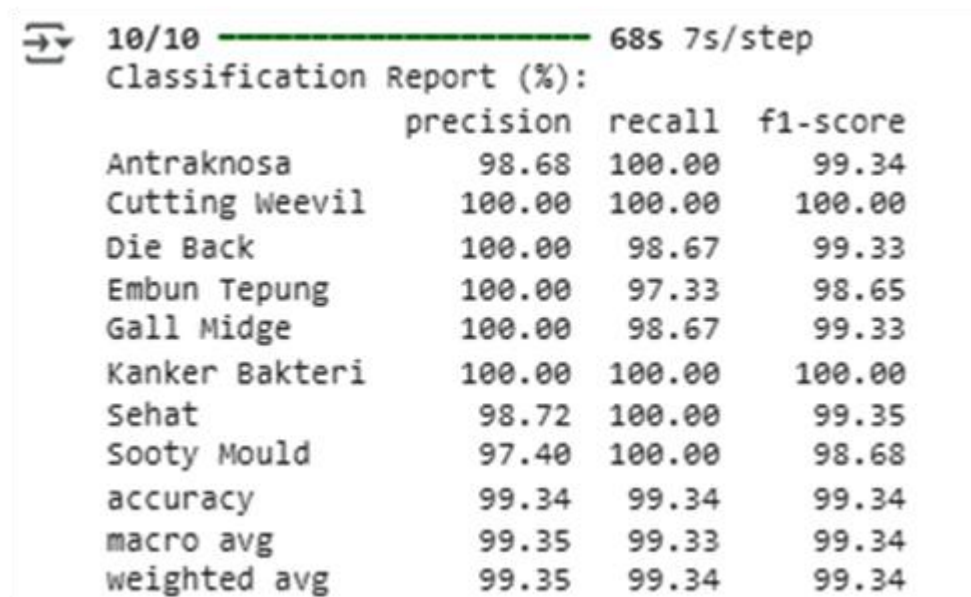
3. 1 Kinerja Model

Model CNN yang digunakan merupakan hasil fine-tuning pada arsitektur Inception V3, dengan total 315 layer, dan hanya layer ke-311 hingga ke-314 yang dilatih ulang menggunakan metode transfer learning. Model dilatih selama 15 epoch dan diuji menggunakan data testing dengan hasil evaluasi sebagai berikut:

1. Akurasi (Accuracy): 99.34%
2. Loss: 0.0129
3. Precision (Macro Average): 99.35%
4. Recall (Macro Average): 99.33%
5. F1-score (Macro Average): 99.34%

Selain itu, hasil evaluasi juga menunjukkan:

1. Precision (Weighted Average): 99.35%
2. Recall (Weighted Average): 99.34%
3. F1-score (Weighted Average): 99.34%

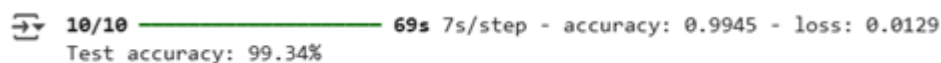


```

10/10 ----- 68s 7s/step
Classification Report (%):
              precision    recall  f1-score
Antraknosa      98.68      100.00      99.34
Cutting Weevil  100.00      100.00     100.00
Die Back        100.00      98.67      99.33
Embun Tepung    100.00      97.33      98.65
Gall Midge      100.00      98.67      99.33
Kanker Bakteri  100.00      100.00     100.00
Sehat           98.72      100.00      99.35
Sooty Mould     97.40      100.00      98.68
accuracy        99.34      99.34      99.34
macro avg       99.35      99.33      99.34
weighted avg    99.35      99.34      99.34

```

Gambar 10. Hasil Evaluasi



```

10/10 ----- 69s 7s/step - accuracy: 0.9945 - loss: 0.0129
Test accuracy: 99.34%

```

Gambar 11. Akurasi

Nilai akurasi yang tinggi ini menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan penyakit pada daun mangga dengan tingkat kesalahan yang sangat rendah. Hal ini menjadi indikator kuat bahwa CNN berbasis Inception V3 efektif digunakan untuk mendeteksi berbagai jenis penyakit tanaman berbasis citra digital

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur Inception V3 untuk mengklasifikasikan penyakit pada daun mangga. Dataset yang digunakan mencakup 8 kelas penyakit dan citra daun sehat, dengan total data dibagi secara proporsional ke dalam data pelatihan, validasi, dan pengujian.

Model dilatih selama 15 epoch dan menunjukkan performa yang sangat baik, dengan akurasi mencapai 99,34% serta nilai loss yang rendah sebesar 0,0129. Keandalan model ini ditunjukkan melalui prediksi terhadap citra daun mangga dari kelas Antraknosa dengan tingkat confidence mencapai 99,97%. Penerapan teknik data augmentation, pemanfaatan transfer learning, serta perancangan arsitektur model yang tepat berkontribusi besar terhadap kemampuan model dalam menggeneralisasi data baru. Hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan CNN, khususnya dengan arsitektur InceptionV3, dapat digunakan secara efektif sebagai alat bantu deteksi penyakit tanaman berbasis citra digital. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi dasar pengembangan sistem deteksi otomatis yang praktis bagi petani dan pelaku pertanian.

Untuk pengembangan selanjutnya, disarankan melakukan perbandingan performa dengan arsitektur lain seperti ResNet atau EfficientNet, serta melakukan implementasi dalam bentuk aplikasi berbasis mobile atau web untuk kemudahan penggunaan di lapangan. Augmentasi data yang dilakukan juga berkontribusi dalam meningkatkan kemampuan generalisasi model. Melalui pelatihan selama 15 epoch dan evaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan f1-score, model berhasil menunjukkan performa yang stabil dan efektif dalam mengenali delapan kelas penyakit daun mangga. Hasil pengujian

pada citra baru membuktikan bahwa model mampu melakukan prediksi dengan tingkat ketepatan yang tinggi, khususnya dalam mengenali gejala penyakit seperti Antraknosa.

Dengan demikian, sistem klasifikasi berbasis CNN-InceptionV3 ini memiliki potensi untuk diterapkan sebagai alat bantu deteksi penyakit tanaman di bidang pertanian, khususnya bagi petani dan praktik agrikultur. Untuk pengembangan kedepan, disarankan melakukan eksplorasi arsitektur model lainnya serta peningkatan jumlah dan variasi dataset guna meningkatkan akurasi dan ketahanan model terhadap data dunia nyata.

DAFTAR PUSTAKA

- [1]. Ibtihal Hidayah, Yulhendri , Nora Susanti, “*Peran Sektor Pertanian dalam Perekonomian Negara Maju dan Negara Berkembang : Sebuah Kajian Literatur*” Jurnal Silangkah Nagari, Vol. 1 No. 1, 2022.
<https://doi.org/10.24036/jsn.v1i1.9>
- [2]. Ismi Octaviani, Silvi Ikawati, “*Inventarisasi Hama dan Musuh Alami pada Tanaman Padi di Kecamatan Pulau Laut Timur*”, Jurnal Pertanian Terpadu, vol. 1, No 24-36, Juni 2022.
<https://doi.org/10.36084/jpt.v10i1.379>
- [3]. Girsang.S.S. Namsen, “*Dampak Eksplosive Organisme Pengganggu Tanaman(Opt) Terhadap Produksi Lada Dan Upaya Pengendaliannya*”
<https://balaimedan.ditjenbun.pertanian.go.id/dampak-eksplosive-organisme-pengganggu-tanamanopt-terhadap-produksi-lada-dan-upaya-pengendaliannya/>. Diakses pada 17 Juli 2025.
- [4]. R Yoga Oktavianto , Sunaryo, dan Agus Suryanto “*Characterization Of Plant Mango (Mangifera Indica L.) Cantek, Ireng, Empok, Jempol In Tiron Suburb, Banyakan District, Kediri*”, Jurnal Produksi Tanaman, Volume 3, Nomor 2, hlm. 91 - 97, Maret 2015.
DOI: 10.21176/protan.v3i2.174
- [5]. Asri Syifa’ Ulimafissudurl , Fauzah Lathifah Abdurrahman, “*Mango Pudding (Mangifera indica fruit pudding) sebagai Alternatif Pereda Nyeri pada Dismenore Remaja*”, Jurnal Gizi dan Kesehatan (JGK), Volume 4 No.1, hlm. 43 - 50, Juni 2024.
DOI : 10.36086/jgk.v3i2
- [6]. Chirag Chandrashekarl , K. P. Vijayakumar, K. Pradeep1, A. Balasundaram, “*MDCN: Modified Dense Convolution Network Based Disease Classification in Mango Leaves*”, Tech Science Press, vol.78, no.2, hlm. 2512 - 2533, 2024.
DOI: 10.32604/cmc.2024.047697
- [7]. Asep Zainal Mutaqin, Ruly Budiono, Tia Setiawati, Mohamad Nurzaman, Radewi Safira Fauzia, “*Studi Anatomi Stomata Daun Mangga (Mangifera indica) Berdasarkan Perbedaan Lingkungan*”, Jurnal Biodjati, Vol. 1, No. 1, hlm. 13-18, November 2016.
DOI: 10.15575/biodjati.v1i1.1009
- [8]. Fitrianiingsih, Rodiah, “*Klasifikasi Jenis Citra Daun Mangga Menggunakan Convolutional Neural Network*” Jurnal Ilmiah Teknologi dan Rekayasa, Vol. 25 No. 3 Desember 2020.
<https://doi.org/10.35760/tr.2020.v25i3.3519>
- [9]. Sunayana Arya, Rajeev Singh, “*A Comparative Study of CNN and AlexNet for Detection of Disease in Potato and Mango Leaf*” International Conference on Issues and Challenges in Intelligent Computing Techniques (ICICT), September 2019.
DOI: 10.1109/ICICT46931.2019.8977648
- [10]. Waseem Rawat, Zenghui Wang, “*Deep Convolutional Neural Networks for Image Classification: A Comprehensive Review*”, Neural Computation, Vol. 29, Hlm. 2352–2449, 2017.
DOI:10.1162/NECO_a_00990
- [11]. Andi Nurdin, Dhian Satria Yudha Kartika, Abdul Rezha Efrat Najaf, “*Klasifikasi Penyakit Daun Tomat Dengan Metode Convolutional Neural Network Menggunakan Arsitektur Inception-V3*”, Jurnal Ilmiah Informatika (JIF), Vol. 12, No. 02, 2024.

- DOI: <https://doi.org/10.33884/jif.v12i02.9162>
- [12]. Muhammad Izra Primananda, Mutaqin Akbar, “*Klasifikasi Bawang Merah Asli dan Palsu Menggunakan Convolutional Neural Network*”, Riset dan E-Jurnal Manajemen Informatika Komputer, Volume 8, Nomor 3, Agustus 2024.
<http://doi.org/10.33395/remik.v8i3.13994>
- [13]. Febian Fitra Maulana, Naim Rochmawati, “*Klasifikasi Citra Buah Menggunakan Convolutional Neural Network*”, Journal of Informatics and Computer Science (JINACS) Volume 01, Nomor 02, 2019.
DOI: <https://doi.org/10.26740/jinacs.v1n02.p104-108>
- [14]. Ganis Sanhaji, Decky Putra Kurnia, Vito Dwi Nur Hidayat, “*Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Dan Deteksi Tumor Otak*”, Jurnal Tekno Kompak, Vol. 19, No. 2, April 2025.
DOI: <https://doi.org/10.33365/jtk.v19i2.68>
- [15]. Ken Ratri Retno Wardani, Laurentius Leonardi, “*Klasifikasi Penyakit pada Daun Anggur menggunakan Metode Convolutional Neural Network*”, Jurnal Tekno Insentif, Vol. 17, No. 2, Oktober 2023.
DOI : <https://doi.org/10.36787/jti.v17i2.1130>
- [16]. Afifah Inas Hanifah, Arief Hermawan, “*Klasifikasi Kematangan Pisang Menggunakan Metode Convolutional Neural Network*”, Jurnal Sistem Komputer, Volume 12, Nomor 2, Oktober 2023.
DOI: [10.34010/komputika.v12i2.9999](https://doi.org/10.34010/komputika.v12i2.9999)
- [17]. Roni Halim Saputra, Rito Cipta Sigitta Hariyono, Fathulloh, “*Deteksi Penyakit Tomat Melalui Citra Daun menggunakan Metode Convolutional Neural Network*”, Aviation Electronics, Information Technology, Telecommunications, Electricals, Controls (AVITEC), Vol. 5, No. 1, February 2023.
<http://dx.doi.org/10.28989/avitec.v5i1.1404>
- [18]. Fiktor Imanuel Tanesab, Irwan Sembiring, Hindriyanto Dwi Purnomo, “*Sentiment Analysis Model Based On Youtube Comment Using Support Vector Machine*”, International Journal of Computer Science and Software Engineering (IJCSSE), Volume 6, Issue 8, August 2017.