

PENGARUH JUMLAH EPOCH TERHADAP AKURASI MODEL CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DALAM KLASIFIKASI PENYAKIT PADA TANAMAN PADI

Wirdian Silvani¹, Schatzi Aurelia², Natasha Zulfatifa³, Tinuk Agustin⁴

¹²³⁴Prodi S1 Informatika, STMIK Amikom Surakarta

¹²³⁴Sukoharjo Indonesia

Email: ¹wirdian.10381@mhs.amikomsolo.ac.id,

²schatzi.10392@mhs.amikomsolo.ac.id, ³natasha.10398@mhs.amikomsolo.ac.id,

⁴agustin.amikom@gmail.com

Abstract

Rice is one of the most widely cultivated crops in Indonesia because rice is the staple food of the Indonesian people. Rice plants affected by diseases can reduce the quality and quantity of rice. One way to categorize rice plant diseases is by using deep learning methods. To identify the current dataset, deep learning methods use Convolutional Neural Networks (CNN), which can process image data and find objects in the dataset. The dataset used in this research is the dataset collected from www.kaggle.net. To achieve a high accuracy value, this research will compare the number of epochs in image classification, as high accuracy is a major issue when using the CNN method. With an accuracy of 99.97% for 50 epochs, which is higher than the 97.33% accuracy of the 10-epoch model, this indicates that the 50-epoch model is more effective in identifying leaf diseases in rice plants.

Keywords: Convolutional Neural Network (CNN), deep learning, rice leaf disease, Epoch.

Abstraksi

Padi adalah salah satu tanaman yang paling banyak ditanam di Indonesia karena beras adalah makanan utama masyarakat Indonesia. Tanaman padi yang terjangkit penyakit dapat mengurangi kualitas dan kuantitas pada beras. Salah satu cara untuk mengkategorikan penyakit tanaman padi adalah dengan menggunakan metode deep learning. Untuk mengidentifikasi dataset saat ini, metode deep learning menggunakan Convolutional Neural Network (CNN), yang dapat mengolah data gambar dan menemukan objek pada dataset. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah dataset yang dikumpulkan dari www.kaggle.net. Untuk mencapai nilai keakuratan yang tinggi, penelitian ini akan membandingkan jumlah epoch dalam klasifikasi gambar. karena akurasi tinggi adalah masalah utama saat menggunakan metode CNN. Dengan akurasi 99,97% yang dimiliki 50 epoch lebih tinggi dibandingkan 97,33% model 10 epoch, hal ini menunjukkan model 50 epoch lebih efektif dalam mengidentifikasi penyakit tumbuhan daun pada tanaman padi.

Kata Kunci: Convolutional Neural Network (CNN), deep learning, penyakit daun padi, Epoch.

1. PENDAHULUAN

Salah satu makanan utama masyarakat Indonesia Beras, maka dari itu padi adalah salah satu tanaman yang paling banyak ditanam di negara Indonesia[1]. Pertanian merupakan salah satu bidang pertanian yang harus ditingkatkan di setiap wilayah Indonesia, terutama di Asia Tenggara, karena 80% orang Indonesia mengonsumsi nasi sebagai makanan pokok. Hal ini menunjukkan bahwa Indonesia adalah negara agraris. Karena pentingnya produksi beras, masyarakat Indonesia harus kreatif untuk meningkatkan produksi padi dan minimal stabil untuk menjaga ketahanan pangan nasional[2]. Fakta tersebut mengharuskan Indonesia untuk menjaga ketersediaan padi melimpah dan stabil, dan harus terus berinovasi[3].

Dalam budidaya padi, mereka tidak akan terlepas dari bahaya penyakit yang sering terjadi[4]. Penyakit pada tanaman dapat menyebabkan penurunan pada kualitas dan kuantitas yang dihasilkan pertanian[5]. Peneliti telah berusaha untuk mengklasifikasikan kerusakan tanaman bukan hama tanaman. Dalam melakukan pengendalian hama ini, sebagian besar petani menyemprot pestisida tanpa mempertimbangkan dosis, waktu, metode, atau sasaran yang tepat. Akibatnya, penyemprotan tersebut akan membunuh organisme lain daripada hama yang dimaksud[6]. Karena, terkadang masyarakat umum menghadapi kesulitan untuk membedakan jenis penyakit yang menyerang daun tanaman padi. Terlebih gejala tersebut sudah lebih lanjut[7]. Maka, dengan adanya bidang pertanian dan ilmu komputer bekerja sama untuk mengidentifikasi penyakit pada tanaman padi dengan menggunakan sistem visi komputer. Ini memudahkan petani untuk mengidentifikasi penyakit tersebut[8]. Dengan memiliki sistem yang dapat mengidentifikasi penyakit pada tanaman padi secara cepat dan akurat, ini dapat meningkatkan produktivitas petani[9].

Metode deteksi berbasis teknologi pengolahan gambar dan pengenalan pola adalah salah satu contoh penggunaan kecerdasan buatan untuk mengidentifikasi penyakit. Munculnya bidang pengetahuan baru yang disebut pembelajaran mendalam (Deep Learning) disebabkan oleh kemajuan AI dan aplikasi pembelajaran mesin[10]. Metode deep learning adalah bagian dari machine learning yang membantu komputer mempelajari insting dasar manusia. Metode ini menggunakan algoritma komputer untuk mengelompokkan data yang kompleks dalam bentuk suara, teks, atau gambar[11]. Convolution Neural Network (CNN) merupakan salah satu cabang deep learning, untuk klasifikasi gambar objek[12]. CNN memiliki keunggulan yang tak dapat tertandingi dalam mengekstraksi fitur gambar[13]. Karena akurasi dan pengenalan gambar yang lebih baik, model CNN banyak digunakan dalam tugas pemrosesan gambar[14].

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui dan membandingkan akurasi dua epoch pada Convolution Neural Network (CNN) dengan model Sequential guna mendapatkan akurasi terbaik dalam klasifikasi penyakit pada tanaman daun padi. Dengan

membandingkan 10 epoch dan 50 epoch, yang dapat mengedukasi para petani untuk mengetahui penyakit daun padi, pada penelitian ini terdapat tiga jenis penyakit yang akan diklasifikasikan adalah bacterial blight, leaf smut, dan brown spot[15].

Penelitian ini meningkatkan pemahaman tentang penggunaan Convolutional Neural Network (CNN) dalam klasifikasi penyakit tanaman padi. Studi ini menemukan bahwa meningkatkan jumlah epoch dapat meningkatkan akurasi model. Hal ini meningkatkan pengetahuan tentang pengaturan parameter CNN, terutama dalam hal klasifikasi gambar dalam konteks pertanian. Pengetahuan ini dapat diterapkan pada penelitian serupa di bidang lain. Penelitian ini dapat membantu petani menemukan penyakit tanaman padi dengan tepat dan lebih awal, yang dapat mencegah penurunan hasil panen. Sistem berbasis CNN ini dapat digunakan dalam aplikasi atau alat yang mudah diakses oleh petani, membantu mereka menemukan jenis penyakit dengan cepat dan mengurangi ketergantungan pada pestisida tanpa kontrol, yang dapat merusak lingkungan.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian yang berfokus pada deteksi penyakit tanaman padi menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) di mana empat hidden layer dan beberapa optimizer diuji untuk memperoleh kinerja optimal. Penelitian ini menggunakan optimizer Adam, Nadam, RMSprop, dan SGD untuk membandingkan akurasi sistem. Hasil penelitian menunjukkan bahwa konfigurasi empat hidden layer dengan optimizer Adam menghasilkan akurasi terbaik sebesar 99,66% [16].

Pada penelitian yang meneliti penerapan metode Convolutional Neural Network (CNN) untuk Inception V3 untuk mengidentifikasi tiga jenis penyakit utama daun padi, yaitu blas, hawar daun, dan tungro. Pengumpulan dataset dilakukan melalui sumber sekunder dari Kaggle dengan total 240 gambar, terdiri dari 80 gambar untuk masing-masing kelas penyakit. Data dipecah menjadi 80% data latih dan 20% data uji. Model Inception V3 mencapai tingkat akurasi uji sebesar 93,75% [17].

Terdapat sebuah penelitian yang meneliti kesehatan tanaman padi menggunakan citra dari Unmanned Aerial Vehicle (UAV) yang diproses dengan metode Convolutional Neural Networks (CNN). UAV DJI Phantom 4 Multispectral digunakan untuk pengambilan citra, yang kemudian diolah menjadi mosaik ortofoto dan diubah ke dalam data tensor untuk pemodelan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model CNN ini berhasil mengklasifikasikan kesehatan tanaman padi dengan akurasi rata-rata 95-96% pada tiga skenario uji. Nilai akurasi tertinggi sebesar 96% dicapai pada skenario dengan 25 epoch [18].

Pada penelitian yang melakukan penelitian yang membahas tentang penerapan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) menggunakan arsitektur MobileNet untuk mendeteksi penyakit daun padi melalui citra digital. Menggunakan 100 epoch pada perangkat lunak Visual Studio Code menggunakan TensorFlow dan Keras, lalu dikonversi

ke format TensorFlow Lite agar dapat dijalankan di aplikasi Android. Penelitian ini menghasilkan aplikasi Android yang mampu mendeteksi jenis penyakit daun padi dengan akurasi yang tinggi, mencapai 92% berdasarkan Confusion Matrix[19].

Sebuah penelitian yang menjadi acuan peneliti, yaitu penelitian yang membahas bagaimana menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dengan beberapa lapisan seperti Conv2D, MaxPooling2D, Flatten, dan Dense untuk klasifikasi citra daun padi. Model dilatih menggunakan 10 epoch mencapai akurasi 85% untuk data pelatihan, 86% untuk data uji, dan 95% untuk data validasi dilakukan oleh [2].

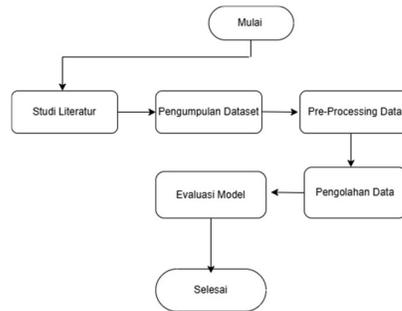
Penelitian yang berfokus pada identifikasi penyakit daun padi yang menghambat pertumbuhan tanaman padi dan menurunkan kualitasnya. Penelitian ini dilakukan menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur EfficientNet-B6 yang digunakan untuk mengolah 3355 gambar daun padi. Kombinasi ukuran input 224 dan 50 epoch memberikan hasil terbaik dari berbagai skenario, dengan akurasi tertinggi 77.05%, presisi tertinggi 77.11%, recall tertinggi 77.05%, dan skor F1 tertinggi 76.29% pada lipatan ke-5[20].

Penelitian ini menggunakan CNN untuk klasifikasi penyakit pada daun padi dengan model sequential, melibatkan lapisan-lapisan seperti Conv2D, MaxPooling2D, Flatten, dan Dense. Data set dengan tiga kategori penyakit daun padi: bacterial blight, brown spot, dan leaf smut. Penelitian ini berfokus pada pengoptimalan jumlah epoch pada CNN untuk meningkatkan akurasi klasifikasi. Hasil penelitian memiliki akurasi tertinggi (99,97%) dengan model yang relatif sederhana, namun optimasi jumlah epoch. Dibandingkan penelitian lain, pendekatan sederhana namun terarah menunjukkan efektivitas lebih tinggi.

3. METODE PENELITIAN

3.1 Jenis Penelitian

Penelitian eksperimental digunakan dalam jurnal yang diteliti untuk menguji dan mengevaluasi metode atau algoritma dalam kondisi yang terkontrol untuk mengetahui seberapa efektif program dalam klasifikasi masalah. Untuk mengevaluasi kemampuan model untuk mengklasifikasikan penyakit daun padi secara otomatis, dilakukan manipulasi terhadap data yang diolah melalui tahap preprocessing dan pelatihan model.



Gambar 1. Flowchart Alur penelitian

Gambar 1. menunjukkan rangkaian langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian ini untuk mendeteksi penyakit pada daun padi. Proses ini terdiri dari pengumpulan data, preprocessing data, klasifikasi menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan model sequential, dan evaluasi model. Berikut ini adalah penjelasan tentang keempat langkah tersebut.

3.2 Studi Literatur

Pada tahap awal diperlukan mencari beberapa referensi jurnal yang digunakan sebagai bahan penelitian, beberapa jurnal juga berguna dalam perbandingan dengan penelitian guna meningkatkan akurasi dan mencari perbaikan penelitian pada jurnal terdahulu. Pencarian jurnal berasal dari website yang berkaitan dengan klasifikasi penyakit daun padi dan CNN.

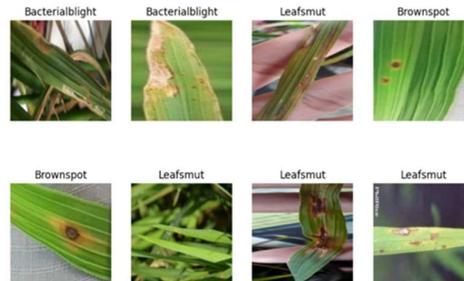
3.3 Pengumpulan Dataset

Dataset yang digunakan merupakan dataset yang diambil dari website Kaggle.com berisi sebuah dataset berjudul Rice Leaf Diseases yang memiliki 3 kelas yaitu Bacterialblight, Brownspot, dan Leafsmut.

3.4 Pre-processing Data

Pre-processing data mempersiapkan data sebelum diolah dan digunakan untuk klasifikasi. Pada titik ini, jumlah data yang akan digunakan, yang berjumlah 4684 gambar, telah ditentukan dan dibagi menjadi tiga kelas. Teknik pre-processing data dalam penelitian ini mencakup beberapa tahap utama, yaitu resizing gambar, normalisasi, augmentasi data, grayscale atau warna RGB gambar, dan split data. Resizing gambar daun dikecilkan kedalam ukuran piksel yang lebih rendah yaitu 75 x 75 agar ukurannya sesuai dengan jaringan CNN. Normalisasi diterapkan pada pre-processing pada 0.5 hal ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi model dengan meratakan skala data gambar, sehingga setiap fitur pada dataset memiliki nilai yang seragam dan seimbang. Augmentasi

data digunakan untuk meningkatkan variasi dalam kumpulan data dengan menggunakan transformasi yaitu sudut rotasi 0,2 atau 20%, membalik gambar secara horizontal dan vertical, memperbesar gambar hingga 0,2 atau 20%, Dan menyesuaikan kontras hingga 0,2 atau 20%.



Gambar 2. Hasil prediksi augmentasi

Gambar 2. merupakan hasil prediksi augmentasi yang menunjukkan pengelompokkan tipe penyakit pada beberapa data yang telah melalui proses klasifikasi. Data lalu dibagi menjadi training dan validation dengan persentase pembagian 80% training dan 20% validation.

3.5 Pengolahan Data

Penelitian ini memanfaatkan model deep learning dengan arsitektur CNN untuk proses klasifikasi gambar daun berpenyakit. Untuk menguji semua data pelatihan, arsitektur jaringan Convolutional Neural Network (CNN) digunakan, dan model base Squential digunakan. Model digunakan dalam dataset yang telah dilatih dan diolah dengan lima puluh langkah per periode. Tabel 1 menunjukkan model yang digunakan dalam penelitian.

Tabel 1. Tabel Model CNN

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 73, 73, 32)	896
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 36, 36, 32)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 34, 34, 64)	18,496
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 17, 17, 64)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 15, 15, 128)	73,856
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 7, 7, 128)	0
flatten (Flatten)	(None, 6272)	0
dense (Dense)	(None, 128)	802,944

dropout (Dropout)	(None, 128)	0
dense_1 (Dense)	(None, 3)	387
Total params: 896,579 (3.42 MB)		
Trainable params: 896,579 (3.42 MB)		
Non-trainable params: 0 (0.00 B)		

Pada Tabel 1 merupakan hasil dari training data menggunakan layer konvolusi(Conv2D), layer pooling(MaxPooling2D), layerflatten (flatten),serta layerdense (Dense)yang digunakan sebagai parameter untuk proses klasifikasi.

3.6 Evaluasi Model

Dalam penelitian ini, evaluasi model digunakan untuk menilai keberhasilan model Convolutional Neural Network (CNN) dalam mengidentifikasi penyakit pada daun padi. Ini dilakukan dengan membandingkan kinerja model pada dua jumlah epoch, yaitu sepuluh dan lima puluh epoch, untuk melihat bagaimana CNN berdampak pada akurasi dan tingkat overfitting. Selama proses evaluasi, pengukuran akurasi model didasarkan pada data pelatihan dan validasi. Hasil menunjukkan bahwa CNN sangat efektif dalam menemukan penyakit pada daun padi dan dapat membantu meningkatkan produktivitas pertanian dengan menemukan penyakit pada waktunya.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Arsitektur CNN yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari tiga lapisan convolutional yang menggunakan fungsi aktivasi ReLu dipadukan dengan Max Pooling. Dalam penelitian ini, optimasi Adam digunakan sebagai yang terbaik. Hasil penelitian ini berasal dari data pelatihan, pengujian, dan validasi dari dua epoch yang berbeda. Untuk klasifikasi penyakit daun padi, Convolutional Neural Network digunakan untuk layer konvolusi (Conv2D), layer pooling (MaxPooling2D), layer flatten da (flatten), dan layer dense (Dense).

4.1. Pengujian Jumlah Epoch

```

Epoch 1/10
118/118 — 47s 358ms/step - accuracy: 0.5669 - loss: 0.8953 - val_accuracy: 0.7385 - val_loss: 0.6383
Epoch 2/10
118/118 — 83s 378ms/step - accuracy: 0.7756 - loss: 0.5924 - val_accuracy: 0.8367 - val_loss: 0.3994
Epoch 3/10
118/118 — 82s 378ms/step - accuracy: 0.8370 - loss: 0.4016 - val_accuracy: 0.8730 - val_loss: 0.3130
Epoch 4/10
118/118 — 81s 366ms/step - accuracy: 0.8986 - loss: 0.2789 - val_accuracy: 0.8986 - val_loss: 0.2471
Epoch 5/10
118/118 — 81s 357ms/step - accuracy: 0.9108 - loss: 0.2437 - val_accuracy: 0.9274 - val_loss: 0.1819
Epoch 6/10
118/118 — 42s 368ms/step - accuracy: 0.9389 - loss: 0.1637 - val_accuracy: 0.7930 - val_loss: 0.6184
Epoch 7/10
118/118 — 82s 360ms/step - accuracy: 0.9342 - loss: 0.1943 - val_accuracy: 0.9616 - val_loss: 0.1169
Epoch 8/10
118/118 — 97s 498ms/step - accuracy: 0.9667 - loss: 0.0918 - val_accuracy: 0.9787 - val_loss: 0.0985
Epoch 9/10
118/118 — 76s 441ms/step - accuracy: 0.9870 - loss: 0.0428 - val_accuracy: 0.9851 - val_loss: 0.0558
Epoch 10/10
118/118 — 80s 422ms/step - accuracy: 0.9763 - loss: 0.0693 - val_accuracy: 0.9733 - val_loss: 0.0704
Accuracy: 97.33%
--- 755.4310081005096 seconds ---

```

Gambar 3. Total akurasi epoch 10

```

118/118 ----- 41s 305ms/step - accuracy: 0.9359 - loss: 0.1936 - val_accuracy: 0.9936 - val_loss: 0.0149
Epoch 38/50
118/118 ----- 38s 320ms/step - accuracy: 0.9978 - loss: 0.0073 - val_accuracy: 0.9979 - val_loss: 0.0149
Epoch 39/50
118/118 ----- 36s 309ms/step - accuracy: 0.9926 - loss: 0.0185 - val_accuracy: 0.9925 - val_loss: 0.0348
Epoch 40/50
118/118 ----- 40s 301ms/step - accuracy: 0.9918 - loss: 0.0302 - val_accuracy: 0.9979 - val_loss: 0.0112
Epoch 41/50
118/118 ----- 37s 310ms/step - accuracy: 0.9999 - loss: 0.0027 - val_accuracy: 0.9829 - val_loss: 0.0733
Epoch 42/50
118/118 ----- 41s 308ms/step - accuracy: 0.9962 - loss: 0.0185 - val_accuracy: 0.9968 - val_loss: 0.0059
Epoch 43/50
118/118 ----- 41s 309ms/step - accuracy: 0.9991 - loss: 0.0025 - val_accuracy: 0.9979 - val_loss: 0.0082
Epoch 44/50
118/118 ----- 36s 302ms/step - accuracy: 0.9982 - loss: 0.0053 - val_accuracy: 0.9979 - val_loss: 0.0266
Epoch 45/50
118/118 ----- 41s 300ms/step - accuracy: 0.9941 - loss: 0.0239 - val_accuracy: 0.9968 - val_loss: 0.0360
Epoch 46/50
118/118 ----- 44s 325ms/step - accuracy: 0.9967 - loss: 0.0188 - val_accuracy: 0.9925 - val_loss: 0.0141
Epoch 47/50
118/118 ----- 38s 302ms/step - accuracy: 1.0000 - loss: 0.0024 - val_accuracy: 0.9936 - val_loss: 0.0269
Epoch 48/50
118/118 ----- 40s 338ms/step - accuracy: 0.9982 - loss: 0.0312 - val_accuracy: 0.9947 - val_loss: 0.0124
Epoch 49/50
118/118 ----- 37s 305ms/step - accuracy: 0.9970 - loss: 0.0072 - val_accuracy: 0.9925 - val_loss: 0.0145
Epoch 50/50
118/118 ----- 37s 313ms/step - accuracy: 0.9991 - loss: 0.0055 - val_accuracy: 0.9979 - val_loss: 0.0071
Accuracy: 99.79%
--- 1984.2658864124298 seconds ---
    
```

Gambar 4. Total akurasi epoch 50

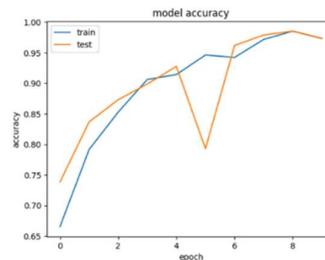
Dapat dilihat pada Gambar 3. Dan Gambar 4. Terdapat perbandingan yang signifikan diantara keduanya yakni pada epoch 10 didapat akurasi training accuracy yaitu 97% dengan training loss 6% dan validation accuracy 97% dengan loss 7%, hasil akurasi keseluruhan 97,33%. Sedangkan pada epoch 50 didapat akurasi training accuracy yaitu 99% dengan training loss 0% dan validation accuracy 99% dengan loss 0%, hasil akurasi keseluruhan 99,79%.

Tabel 2. Perbandingan Algoritma A dan Algoritma B

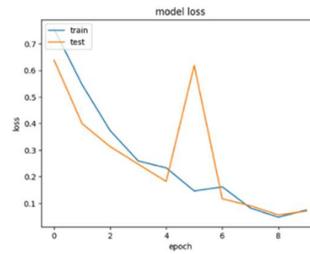
Epoch	Akurasi
10	97,33%
50	99,79%

Pada Tabel 2 menunjukkan hasil akurasi dari kedua model, dengan hasil yang berbeda. Yaitu Epoch 10 yang berjumlah 97,33% sementara Epoch 50 berjumlah 99,79%.

4.1.1. Grafik akurasi

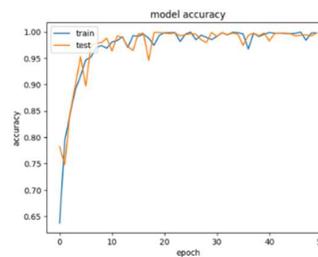


Gambar 5. Grafik fit epoch 10

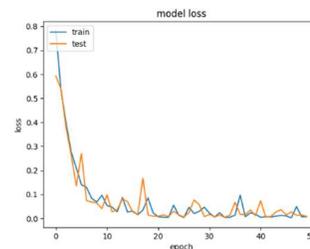


Gambar 6. Grafik loss epoch 10

Berdasarkan Gambar 5. dan Gambar 6. grafik dapat dikatakan mengalami overfitting disebabkan memiliki skor akurasi tinggi pada data training, akan tetapi skor rendah pada data testing.



Gambar 7. Grafik fit epoch 50



Gambar 8. Grafik loss epoch 50

Tujuan utama penelitian ini adalah untuk menemukan penyakit pada daun tanaman padi dengan akurasi tinggi menggunakan metode CNN. Hasil training terbaik ditampilkan pada Gambar 7. dan Gambar 8. bahwa model CNN dengan lima puluh epoch memiliki akurasi 99,97%, jauh lebih tinggi dari model 10 epoch (97,33%), yang menunjukkan bahwa epoch yang lebih lama dapat mengoptimalkan proses pelatihan jaringan CNN, menghasilkan model yang lebih mampu mengenali pola penyakit. Efektivitas ini berasal dari kemampuan CNN yang memungkinkannya memberikan hasil klasifikasi yang sangat presisi. Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan bahwa CNN dapat membantu mengidentifikasi penyakit tanaman lebih awal, yang dapat meningkatkan produktivitas pertanian.

4.2 Hasil diskusi

Tabel 2. Perbandingan jurnal

No	Kriteria	Jurnal Peneliti	Jurnal A [20]
1.	Metode utama	CNN dengan model squential	CNN dengan arsitektur EfficientNet-B6
2.	Fokus penelitian	Meningkatkan akurasi model	Mengenali dan mengelola dataset
3.	Dataset yang digunakan	Kaggle	Kaggle
4.	Hasil utama	Model dengan 50 epoch mencapai akurasi 99,97%, lebih tinggi dibanding model 10 epoch 97,33%.	Epoch 50 mencapai akurasi tertinggi 77.05%.
5.	Kompleksitas model	Terdiri dari Conv2D, MaxPooling2D, Flatten, dan Dense, dengan parameter total sebanyak 896,579.	Model EfficientNet-B6 dengan parameter ukuran input, jumlah epoch, dan validasi silang lima kali.
6.	Kelebihan	Akurasi tinggi dalam klasifikasi pada model 50 epoch.	Efisien klasifikasi AUC menunjukkan kinerja model yang stabil.
7.	Kekurangan	Model 10 epoch mengalami overfitting.	Terdapat kesalahan prediksi kelas Hispa dan LeafBlast.
8.	Kesimpulan	Peningkatan epoch pada model CNN meningkatkan akurasi, namun terdapat overfitting pada model dengan epoch yang lebih rendah.	Nilai input 224 dan jumlah epoch 50 memberikan hasil optimal.

Pada tabel 3 menunjukkan perbandingan jurnal antara jurnal peneliti dengan jurnal lain, yang dapat disimpulkan bahwa CNN lebih akurat dalam mengidentifikasi penyakit pada daun padi dan menaikkan akurasi penelitian.

5. KESIMPULAN

Dari penelitian Pengaruh Jumlah Epoch terhadap Akurasi Model Convolutional Neural Network dalam Klasifikasi Penyakit pada Tanaman Padi dapat disimpulkan bahwa:

- Model lima puluh epoch lebih efektif dari model sepuluh epoch karena memiliki akurasi yang lebih tinggi, yaitu model 50 epoch yang berjumlah 99,97% sementara model B berjumlah 97,33%.
- Terjadinya overfitting pada Epoch lebih rendah, menunjukkan bahwa model yang lebih rendah tidak optimal.
- Klasifikasi Penyakit, CNN terbukti efektif dalam mengklasifikasikan penyakit pada daun padi.

Disarankan untuk penelitian selanjutnya, dapat mengeksplorasi arsitektur CNN yang lebih kompleks. Selain itu, penelitian harus mempertimbangkan dataset yang lebih besar dan berbagai jenis penyakit, agar model lebih adaptif.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Afis Julianto, Andi Sunyoto, and Ferry Wahyu Wibowo, "Optimasi Hyperparameter Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi," *Tek. Teknol. Inf. dan Multimed.*, vol. 3, no. 2, pp. 98–105, 2022, doi: 10.46764/teknimedia.v3i2.77.
- [2] Fakhri Habib Hawari, Faslah Fadillah, Muhamad Rifqi Alviandi, Toni Arifin, "Klasifikasi Penyakit Padi Menggunakan Algoritma CNN (Convolutional Neural Network)," *J. Teknol. Terpadu*, vol. 10, no. 1, pp. 1–6, 2022, doi: 10.54914/jtt.v10i1.1167.
- [3] Ulfah Nur Oktaviana, Ricky Hendrawan, Alfian Dwi Khoirul Annas, and Galih Wasis Wicaksono, "Klasifikasi Penyakit Padi berdasarkan Citra Daun Menggunakan Model Terlatih Resnet101," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 6, pp. 1216–1222, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i6.3607.
- [4] A. Purnamawati, W. Nugroho, D. Putri, and W. F. Hidayat, "Deteksi Penyakit Daun pada Tanaman Padi Menggunakan Algoritma Decision Tree, Random Forest, Naïve Bayes, SVM dan KNN," *InfoTekJar J. Nas. Inform. dan Teknol. Jar.*, vol. 5, no. 1, pp. 212–215, 2020, [Online]. Available: <https://doi.org/10.30743/infotekjar.v5i1.2934>
- [5] A. Jinan, B. H. Hayadi, and U. P. Utama, "Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Melalui Citra Daun (Multilayer Perceptron)," *J. Comput. Eng. Sci.*, vol. 1, no. 2, pp. 37–44, 2022.
- [6] S. Yuliany, Aradea, and Andi Nur Rachman, "Implementasi Deep Learning pada Sistem Klasifikasi Hama Tanaman Padi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *J. Buana Inform.*, vol. 13, no. 1, pp. 54–65, 2022, doi: 10.24002/jbi.v13i1.5022.
- [7] E. Anggiratih, S. Siswanti, S. K. Octaviani, and A. Sari, "Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Menggunakan Model Deep Learning Efficientnet B3 dengan Transfer Learning," *J. Ilm. SINUS*, vol. 19, no. 1, p. 75, 2021, doi: 10.30646/sinus.v19i1.526.
- [8] N. A. Haris, "Kombinasi Ciri Bentuk dan Ciri Tekstur Untuk Identifikasi Penyakit Pada Tanaman Padi," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 7, no. 2, pp. 237–250, 2020, doi: 10.35957/jatisi.v7i2.239.
- [9] N. Istiqomah and M. Murinto, "Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Berbasis Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)," *JSTIE (Jurnal Sarj. Tek. Inform.)*, vol. 12, no. 1, p. 18, 2024, doi: 10.12928/jstie.v12i1.27314.
- [10] Mochammad Faisal Nur Sayyid, "Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan

- Metode CNN Dengan Image Processing HE Dan CLAHE,” *J. Tek. Inform. dan Teknol. Inf.*, vol. 4, no. 1, pp. 86–95, 2024, doi: 10.55606/jutiti.v4i1.3425.
- [11] G. Y. Christiawan, R. A. Putra, A. Sulaiman, E. Poerbaningtyas, and S. W. Putri Listio, “Penerapan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Dalam Mengklasifikasikan Penyakit Daun Tanaman Padi,” *J-Intech*, vol. 11, no. 2, pp. 294–306, 2023, doi: 10.32664/j-intech.v11i2.1006.
- [12] E. Yuliani, A. N. Aini, and C. U. Khasanah, “Perbandingan Jumlah Epoch Dan Steps Per Epoch Pada Convolutional Neural Network Untuk Meningkatkan Akurasi Dalam Klasifikasi Gambar,” *J. Inf. J. Penelit. dan Pengabd. Masy.*, vol. 5, no. 3, pp. 23–27, 2020, doi: 10.46808/informa.v5i3.140.
- [13] I. Hermawan, D. Arnaldy, M. Agustin, M. F. Widyono, D. Nathanael, and M. T. Mulyani, “Sistem Pengenalan Benih Padi menggunakan Metode Light Convolutional Neural Network pada Raspberry Pi 4 B,” *J. Teknol. Terpadu*, vol. 7, no. 2, pp. 120–126, 2021, doi: 10.54914/jtt.v7i2.443.
- [14] M. Rijal, A. M. Yani, and A. Rahman, “Deteksi Citra Daun untuk Klasifikasi Penyakit Padi menggunakan Pendekatan Deep Learning dengan Model CNN,” *J. Teknol. Terpadu*, vol. 10, no. 1, pp. 56–62, 2024, doi: 10.54914/jtt.v10i1.1224.
- [15] M. Khoiruddin, A. Junaidi, and W. A. Saputra, “Klasifikasi Penyakit Daun Padi Menggunakan Convolutional Neural Network,” *J. Dinda Data Sci. Inf. Technol. Data Anal.*, vol. 2, no. 1, pp. 37–45, 2022, doi: 10.20895/dinda.v2i1.341.
- [16] A. A. Santosa, R. Y. N. Fu’adah, and S. Rizal, “Deteksi Penyakit pada Tanaman Padi Menggunakan Pengolahan Citra Digital dengan Metode Convolutional Neural Network,” *J. Electr. Syst. Control Eng.*, vol. 6, no. 2, pp. 98–108, 2023, doi: 10.31289/jesce.v6i2.7930.
- [17] S. Sheila, I. Permata Sari, A. Bagas Saputra, M. Kharil Anwar, and F. Restu Pujiyanto, “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.
- [18] Dimas Mulya Saputra, Erwin Hermawan, and Sahid Agustian², “Klasifikasi Kesehatan Pada Tanaman Padi Menggunakan Citra Unmanned Aerial Vehicle (Uav) Dengan Metode Convolutional Neural Networks (Cnn),” *J. Ilm. Teknol. Infomasi Terap.*, vol. 9, no. 3, pp. 308–318, 2023, doi: 10.33197/jitter.vol9.iss3.2023.1044.
- [19] R. A. Saputra, S. Wasiyanti, A. Supriyatna, and D. F. Saefudin, “Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network Dan Arsitektur MobileNet Pada Aplikasi Deteksi Penyakit Daun Padi,” *Swabumi*, vol. 9, no. 2, pp. 184–188, 2021, doi: 10.31294/swabumi.v9i2.11678.
- [20] A. C. Milano, “Klasifikasi Penyakit Daun Padi Menggunakan Model Deep Learning Efficientnet-B6,” *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 1, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i1.3855.