



DETEKSI CITRA DAUN UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT PADI MENGUNAKAN PENDEKATAN *DEEP LEARNING* DENGAN MODEL CNN

Muhammad Rijal¹, Andi Muhammad Yani², Abdul Rahman³

^{1,3}Nautika, Akademi Maritim Indonesia AIPI

²Teknika, Akademi Maritim Indonesia AIPI

Makassar, Sulawesi Selatan, Indonesia 90211

muhammadrijal3598@gmail.com, amyani.aipi@gmail.com, abdulrahmandgmakuling@gmail.com

Abstract

Agriculture is a vital sector related to food security. Rice is one of the productions that currently ranks third behind wheat and corn. However, in 2023, rice production in Indonesia will decrease 2022 by 1.12 million tons of GKG, and Diseases in plants are one of the causes of the reduced quantity of agricultural products. This research aims to detect disease in rice plants using leaf images with three classification classes and a test matrix to measure the model built. This research uses the Convolutional Neural Network (CNN) method to classify rice plants based on leaf images with 3 test scenarios using the Jupyter Notebook text editor tool for system coding. Research results with training show that the CNN model can classify diseases in rice based on leaf images. Of the 3 test scenarios carried out, scenario 2 shows the best results with Epoch 50 with training values from the last Epoch, namely training accuracy 0.9905 and training loss 0.0280 while validation accuracy 0.8000 and The validation loss is 0.9222 with the confusion matrix showing the suitability of predictions based on class with the classification report good recall, precision and f1-score values, namely 1.00.

Keywords: Classification, CNN, Deep Learning, Diseases, Rice

Abstrak

Pertanian merupakan sektor yang sangat penting yang berhubungan dengan ketahanan pangan, Padi merupakan salah satu produksi yang saat ini menempati urutan yang ketiga dari gandum dan jagung, tapi di tahun 2023 produksi padi di Indonesia mengalami penurunan dari tahun 2022 sebanyak 1,12 juta ton GKG dan penyakit pada tanaman merupakan salah satu penyebab berkurangnya kuantitas hasil pertanian. Penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi penyakit pada tanaman padi berdasarkan citra daun dengan 3 kelas klasifikasi dan *matrix* pengujian untuk mengukur model yang dibangun. Pada penelitian ini menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk klasifikasi pada tanaman padi berdasarkan citra daun dengan 3 skenario pengujian menggunakan *tools* teks editor *Jupyter Notebook* untuk pengkodean sistem. Hasil Penelitian dengan *training* menunjukkan model CNN dapat melakukan klasifikasi penyakit pada padi berdasarkan citra daun, dari 3 skenario pengujian yang dilakukan skenario 2 menunjukkan hasil terbaik dengan *Epoch 50* dengan nilai *training* dari *Epoch* terakhir yaitu *training accuracy* 0.9905 dan *training loss* 0.0280 sedangkan validasi akurasi 0.8000 dan validasi *lossnya* 0.9222 dengan *confusion matrix* menunjukkan kesesuaian prediksi berdasarkan kelas dengan *classification report* nilai *recall*, *precision* dan *f1-score* yang bagus yaitu 1.00.

Kata kunci: CNN, Deep Learning, Klasifikasi, Padi, Penyakit

1. PENDAHULUAN

Pertanian merupakan sektor yang sangat penting yang berhubungan dengan ketahanan pangan dan teknologi kecerdasan banyak dimanfaatkan pada sektor tersebut[1]. *Oryza sativa* atau padi adalah salah satu produksi yang saat ini menempati urutan yang ketiga dari semua jenis biji-bijian setelah gandum dan jagung[2].

Produksi padi di negara Indonesia dari Januari-September 2023 diperkirakan sebesar 45,33 Juta ton GKG atau dapat disebut mengalami penurunan sekitar 105,09 ribu ton GKG (0,23 persen) dibandingkan Januari-September pada tahun 2022 yang sebesar 45,43 juta ton GKG. Dan diperkirakan potensi sepanjang Oktober-Desember 2023 ialah 8,30 juta ton GKG, oleh karena itu total produksi padi pada 2023 diperkirakan sebesar 53,63 juta ton GKG atau mengalami

penurunan sebanyak 1,12 juta ton GKG (2,05 persen) dibandingkan 2022 yang sebesar 54,75 juta ton GKG[3].

Penyakit pada tanaman adalah salah satu dari penyebab penurunan kuantitas dan kualitas pada hasil pertanian[4]. Penyakit yang menyerang daun tanaman padi dapat mengakibatkan berkurangnya jumlah produksi padi. Jenis penyakit pada daun tanaman padi sangat beragam. Namun jenis penyakit pada daun diberikan solusi untuk mengatasinya. Namun jenis penyakit pada daun tanaman padi ini terkadang tidak teridentifikasi oleh orang yang awam, sehingga akan berakibat kesalahan mengidentifikasi jenis penyakit dan penanganannya. Maka dari itu untuk mengatasi hal tersebut dapat dilakukan proses identifikasi dengan *Computer Vision*[5].

Perkembangan komputer dan teknologi informasi memungkinkan dapat mengidentifikasi suatu penyakit dengan memanfaatkan *Artificial Intelligence* yang salah satunya dengan menggunakan model pengenalan pola citra. Salah satu cabang *Artificial Intelligence* yaitu *Machine Learning* telah mengalami perkembangan yang pesat yang kemudian menuju kepada munculnya pendalaman ilmu *Machine Learning* yaitu *Deep Learning*[6]. Kemajuan teknologi di bidang kecerdasan buatan seperti *Deep Learning*, sudah menjadi pendorong transformasi pada berbagai sektor[7]. Metode *Deep Learning* dianggap lebih unggul kalau dibandingkan dengan metode *Machine Learning* yang lain[8].

Metode *Convolutional Neural Network* (CNN) merupakan salah satu algoritma yang populer dalam *Deep Learning* dan dapat digunakan untuk *Computer Vision*[9] atau memiliki kemampuan mengolah informasi citra[10]. CNN mempunyai keunggulan yang tak tertandingi dalam mengekstraksi fitur gambar[11]. Model CNN banyak digunakan untuk tugas *image processing* karena memiliki tingkat akurasi yang tinggi dan lebih baik dalam pengenalan citra. Terdapat sejumlah penelitian yang melakukan klasifikasi gambar citra menggunakan model CNN. Dalam penelitian yang berjudul “Implementasi *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk Klasifikasi Ekspresi Citra Wajah pada Fer-2013 *Dataset*” menggunakan beberapa *optimizer* dan tanpa *dropout*. Akurasi pelatihan untuk validasi tertinggi diraih saat menggunakan beberapa *optimizer Adam* dengan nilai yang didapat 66% dan akurasi pelatihan sebesar 84% tapi mengalami *overfitting* itu berdasarkan dari nilai akurasi validasi dan akurasi pelatihan yang cukup jauh[12]. Di penelitian selanjutnya tentang deteksi beberapa penyakit pada apel dengan Model CNN mendapatkan akurasi 94,9%[13].

Maka dari itu pada penelitian ini yang berjudul “Deteksi Citra Daun untuk Klasifikasi Penyakit Padi Menggunakan Pendekatan *Deep Learning* Dengan Model CNN” guna melakukan penelitian untuk mendeteksi penyakit padi dan untuk mengetahui tingkat akurasi model CNN dalam melakukan klasifikasi penyakit pada padi berdasarkan citra

daun untuk mengedukasi para petani untuk mengetahui dini penyakit padi yang dalam penelitian ini 3 jenis penyakit padi yang akan dilakukan klasifikasi adalah *bacterial leaf blight*, *leaf smut* dan *brown spot*, dan untuk menguji model CNN dengan 3 Skenario Pengujian yaitu dengan 10 *Epoch* 50 *Epoch* dan 100 *Epoch* yang bertujuan mengetahui skenario pengujian yang terbaik.

2. METODE PENELITIAN

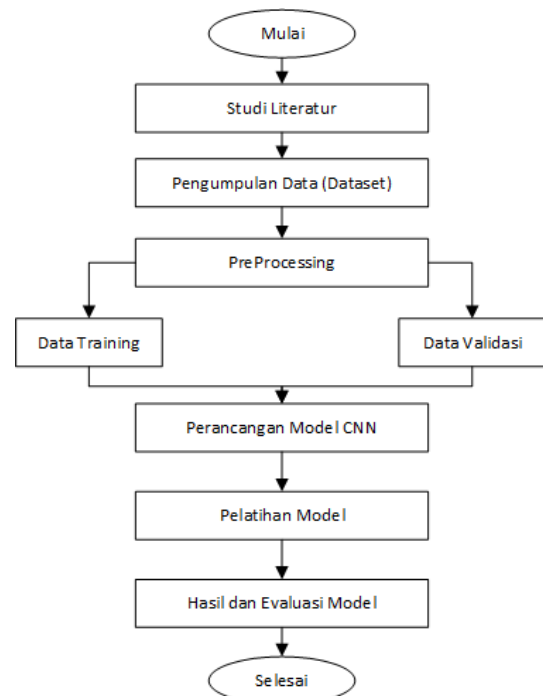
2.1 Metode Pengumpulan Data dan Metode Pengujian

Penelitian ini menggunakan data berupa *dataset* yang digunakan dalam pelatihan model diambil dari *website* penyedia *dataset* yaitu *Kaggle.com Dataset* berisi citra daun padi yang terdiri dari 3 kelas penyakit padi yaitu *bacterial leaf blight*, *leaf smut* dan *brown spot*.

Model yang digunakan dalam penelitian yaitu menggunakan pendekatan *Deep Learning* yaitu metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Model ini digunakan untuk mengolah citra pada daun untuk melakukan klasifikasi jenis penyakit pada padi. Klasifikasi merupakan teknik dalam membedakan suatu objek[14]. Kemudian hasil pelatihan metode yang dilakukan kemudian dilakukan pengujian berdasarkan 3 skenario pengujian. *Tools* teks editor yang digunakan dalam penelitian untuk menguji model adalah *Jupyter Notebook* dengan bahasa pemrograman *Python* sebagai pengkodean sistem.

2.2 Tahapan Penelitian

Pada penelitian ini terdapat beberapa proses tahapan cara untuk melakukan pengklasifikasian penyakit pada daun tanaman padi adalah sebagai berikut:



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Gambar 1 menunjukkan gambaran dari alur penelitian mulai sampai selesai pada penelitian ini. Proses-proses alur penelitian ini dimulai dengan studi *literatur*, pengumpulan *dataset*, *preprocessing* data. Kemudian model dirancang dengan metode atau Model CNN, pelatihan model, serta hasil dan evaluasi model yang dibangun.

2.2.1 Studi Literatur


Studi literatur yang dilakukan didapat dari buku, jurnal dan *website (Online Research)* yang berkaitan dengan *Deep Learning*, Model CNN, dan klasifikasi penyakit tanaman.

2.2.2 Pengumpulan Dataset

Pengumpulan data berupa *dataset* yang digunakan dalam pelatihan model diambil dari *website* penyedia *dataset* yaitu *Kaggle.com Dataset* berisi citra daun padi yang terdiri dari 3 kelas penyakit padi yaitu *bacterial leaf blight*, *leaf smut* dan *brown spot* dapat dilihat pada tabel 1 yaitu *Dataset*:

Tabel 1. Dataset

No	Kelas	Leaf Smut	Brown Spot	Bacterial leaf blight
1	Jumlah data	40	40	40
2	Data Latih	35	35	35
3	Data Validasi	5	5	5

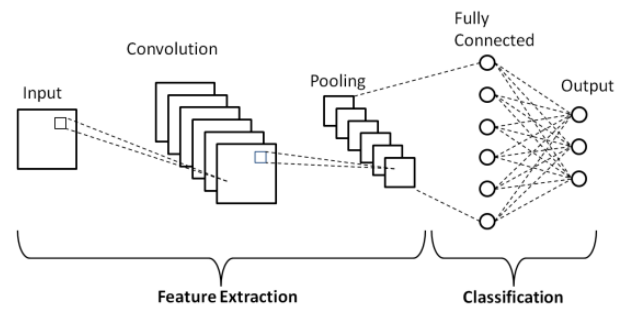
Gambar 

2.2.3 Preprocessing Data

Proses *Preprocessing* data adalah suatu proses persiapan data sebelum diolah dan digunakan untuk klasifikasi[15] yang dilakukan dimulai dari *crop image* atau memotong gambar untuk menjadi rasio *square*, kemudian *augmentasi image* selanjutnya yaitu *split dataset* atau membagi *dataset* yang mau dilatih menjadi data *training*, data *validation*.

2.2.4 Perancangan Model CNN

Perancangan Model menggunakan model *Convolutional Neural Network (CNN)* yaitu salah satu jenis model *supervised learning* yang bekerja dengan menerima input berupa citra atau gambar. Perancangan Model CNN terdiri berbagai tahapan pengulangan antara lapisan *Convolutional* dan lapisan *pooling* yang diakhiri dengan lapisan *fully connected*. Lebih jelasnya dimulai dengan *input dataset* selanjutnya ada *Convolutional Layer*, *ReLU* dan *Maxpooling* dengan beberapa *layer*. Selanjutnya proses klasifikasi pada tahapan *fully connected layer* yaitu *flatten* dan *dense* selanjutnya *output* dari Model CNN adalah hasil pelatihan yang terdiri dari data Akurasi, *loss* dan *Confusion Matrix*. Berikut Arsitektur CNN:



Gambar 2. Arsitektur CNN[16]

2.2.5 Pelatihan Model

Pada tahapan pelatihan model CNN yang dilakukan akan dilakukan pelatihan atau *train model* dengan menggunakan data *training* dan data *validasi*. Pada tahapan ini model melakukan prediksi dan menghitung dengan menggunakan *Confusion Matrix*. Model dalam *dataset* juga diolah kemudian dilatih dengan 3 skenario pengujian yaitu menggunakan 10 *Epoch*, 50 *Epoch* dan 100 *Epoch* dengan masing-masing pembagian 35 data sebagai data *training* dan 5 data sebagai data *validation* untuk mengetahui skenario yang paling bagus dalam proses pelatihan yang dilakukan.

2.2.6 Hasil dan Evaluasi Model

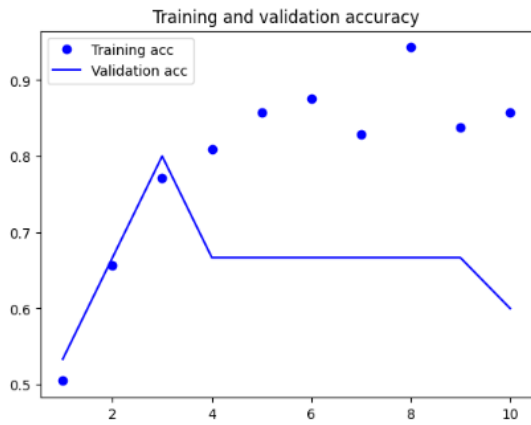
Hasil dan evaluasi model merupakan tahap terakhir dari pemeriksaan ini. Keakuratan dan presentasi *loss* dari hasil model CNN yang dibuat akan ditentukan pada tahap ini. Evaluasi dan hasil tersebut kemudian menjadi landasan untuk mengambil kesimpulan dari penelitian yang dilakukan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada tahapan ini merupakan hasil dari arsitektur model CNN yang telah dibangun tentang penerapan Deteksi Citra Daun untuk klasifikasi penyakit pada padi menggunakan pendekatan *Deep Learning* dengan Mode CNN. Pada penelitian ini metode CNN yang dibangun dapat memprediksi padi dan mengklasifikasikan berdasarkan kelas penyakit dibuktikan dengan data *training* dan data *validasi*. Adapun *layer convolution*, *layer pooling*, *layer flatten* serta *layer dense* untuk klasifikasi penyakit pada tanaman padi menggunakan CNN. Dalam proses *training* yang dilakukan ada 3 skenario pengujian yang dilakukan yaitu skenario 1 menggunakan *Epoch* 10, skenario 2 menggunakan 50 *Epoch* dan skenario 3 menggunakan 10 *Epoch* dan masing proses pengujian akan berhenti ketika memenuhi kondisi dari setiap *Epoch* yang ditentukan.

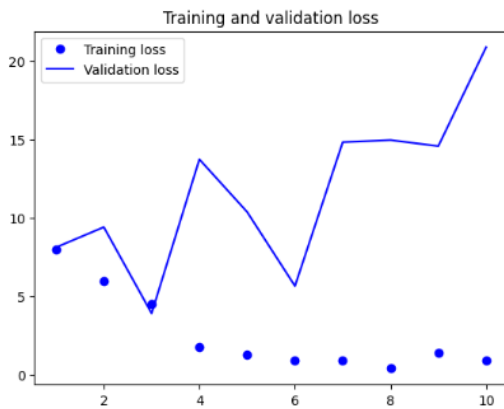
3.1 Skenario 1 Epoch 10

Dari pengujian model yang dilakukan pada skenario 1 dengan menggunakan 10 *Epoch*, dapat diketahui hasil yang didapatkan terhadap data *training* dan data *validation* sebagai berikut:



Gambar 3. Epoch 10 Train dan Valid Acc

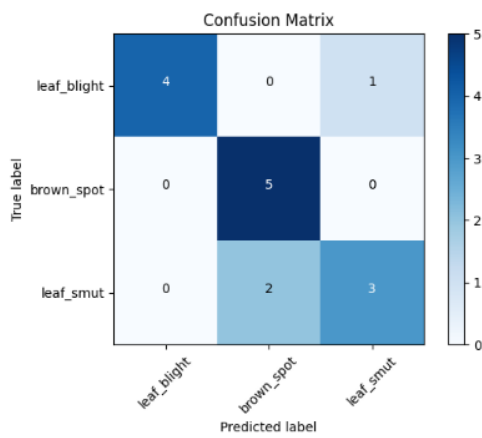
Gambar 3 Epoch 10 Training dan validasi accuracy pada skenario 1 dengan Epoch 10 memperlihatkan grafik akurasi model yang dilatih. Dari Epoch terakhir diperoleh nilai pada training accuracy 0.8571 dan nilai pada validasi accuracy 0.6000.



Gambar 4. Epoch 10 Train dan Valid Loss

Gambar 4 Epoch 10 Training dan Validasi Loss menunjukkan grafik yang dihasilkan. Pada nilai Epoch yang terakhir memperlihatkan Training loss 0.9306 dan Validasi Loss 20.8793.

Selanjutnya dapat dilihat hasil dari pengujian menggunakan Confusion Matrix di gambar berikut:



Gambar 5. Epoch 10 Confusion Matrix

Di gambar 5 hasil Confusion Matrix Epoch 10 Confusion Matrix terdapat ketidakcocokan pada leaf blight 1 dan di leaf smut 2, kemudian menghasilkan sebuah classification report dengan hasil yang diperoleh dari matrix pengujian sebagai berikut:

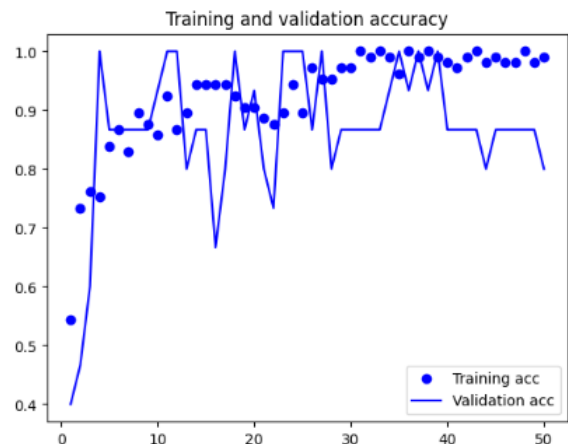
	precision	recall	f1-score	support
bacterial_leaf_blight	1.00	0.80	0.89	5
brown_spot	0.71	1.00	0.83	5
leaf_smut	0.75	0.60	0.67	5
accuracy			0.80	15
macro avg	0.82	0.80	0.80	15
weighted avg	0.82	0.80	0.80	15

Gambar 6. Epoch 10 Classification Report

Dari gambar 6 Epoch 10 Classification Report, didapatkan hasil pada pengujian model di skenario 1 dengan Epoch 10 menggunakan confusion matrix dalam mendapatkan klasifikasi pada tanaman padi itu menghasilkan nilai dengan akurasi 80% karena terdapat ketidaksesuaian 1 di leaf blight dan 2 leaf smut.

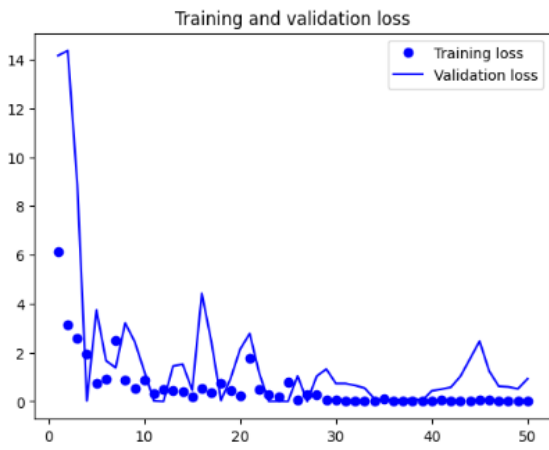
3.2 Skenario 2 Epoch 50

Dari pengujian model yang dilakukan pada skenario 2 dengan menggunakan 50 Epoch, dapat diketahui hasil yang didapatkan terhadap data training dan data validation sebagai berikut:



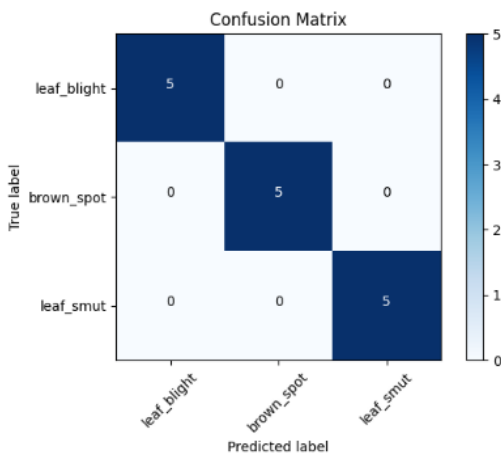
Gambar 7. Epoch 50 Train dan Valid Acc

Gambar 7 Epoch 50 Training dan validasi accuracy pada skenario 2 dengan Epoch 50 memperlihatkan grafik akurasi model yang dilatih. Dari Epoch terakhir diperoleh nilai pada training accuracy 0.9905 dan nilai pada validasi accuracy 0.8000.



Gambar 8. Epoch 50 Train dan Valid Loss

Sedangkan untuk gambar 8 Epoch 50 Training dan validasi loss pada skenario 2 dengan Epoch 50 memperlihatkan grafik akurasi model yang dilatih. Dari Epoch terakhir diperoleh nilai pada training loss 0.0280 dan nilai pada validasi 0.9222.



Gambar 9. Epoch 50 Confusion Matrix

Dari hasil Confusion Matrix di gambar 9 Epoch 50 Confusion Matrix didapatkan bahwa dari masing-masing 5 data validasi dengan masing-masing kelas semua memberikan hasil prediksi klasifikasi dengan benar sesuai dengan kelas asli dari data yang diuji, kemudian menghasilkan sebuah Classification report dengan hasil yang diperoleh dari matrix pengujian sebagai berikut:

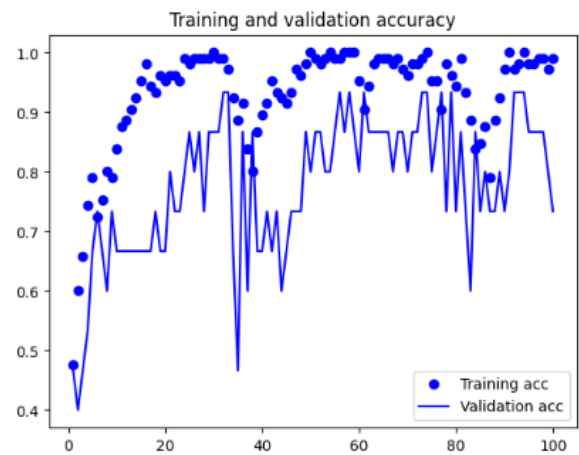
	precision	recall	f1-score	support
bacterial_leaf_blight	1.00	1.00	1.00	5
brown_spot	1.00	1.00	1.00	5
leaf_smut	1.00	1.00	1.00	5
accuracy			1.00	15
macro avg	1.00	1.00	1.00	15
weighted avg	1.00	1.00	1.00	15

Gambar 10. Epoch 50 Classification Report

Dalam Gambar 10 Epoch 50 Classification Report dapat dilihat pada kelas Brown Spot, Bacterial Leaf Blight dan Leaf smut didapatkan nilai recall, precision dan f1-score yang bagus yaitu 1.00.

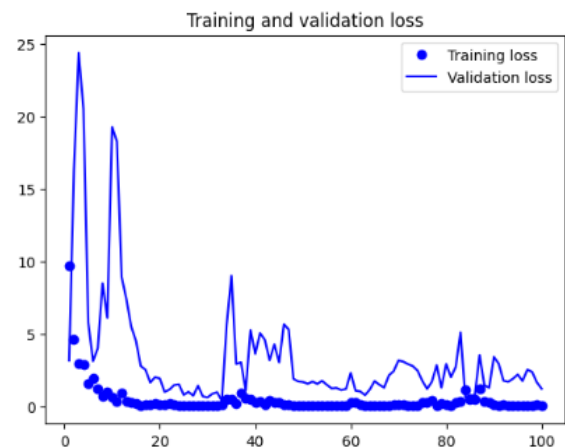
3.3 Skenario 3 Epoch 100

Dari pengujian model yang dilakukan pada skenario 3 dengan menggunakan 100 Epoch, dapat diketahui hasil yang didapatkan terhadap data training dan data validation sebagai berikut:



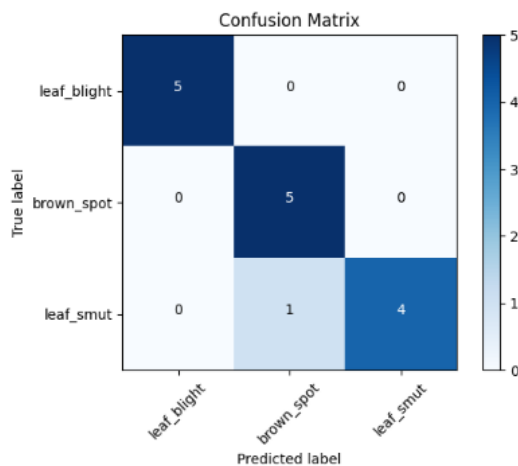
Gambar 11. Epoch 100 Train dan Valid Acc

Gambar 11 Epoch 100 Training dan validasi accuracy pada skenario 3 dengan Epoch 100 memperlihatkan grafik akurasi model yang dilatih. Dari Epoch terakhir diperoleh nilai pada training accuracy 0.9905 dan nilai pada validasi accuracy 0.7333.



Gambar 12. Epoch 100 Train dan Valid Loss

Sedangkan untuk gambar 12 Epoch 100 Training dan validasi loss pada skenario 3 dengan Epoch 100 memperlihatkan grafik akurasi model yang dilatih. Dari Epoch terakhir diperoleh nilai pada training loss 0.0245 dan nilai pada validasi 0.7333.



Gambar 13. Epoch 100 Confusion Matrix

Dari hasil *Confusion Matrix* di gambar 13 *Epoch 100 Confusion Matrix* terdapat ketidakcocokan pada *leaf smut* 1 dan untuk 2 kelas lainnya sudah terdapat kecocokan pada masing-masing kelas, kemudian menghasilkan sebuah *Classification report* dengan hasil yang diperoleh dari *matrix* pengujian sebagai berikut:

	precision	recall	f1-score	support
bacterial_leaf_blight	1.00	1.00	1.00	5
brown_spot	0.83	1.00	0.91	5
leaf_smut	1.00	0.80	0.89	5
accuracy			0.93	15
macro avg	0.94	0.93	0.93	15
weighted avg	0.94	0.93	0.93	15

Gambar 14. Epoch 100 Classification Report

Dalam Gambar 14 *Epoch 100 Classification Report* dapat dilihat bahwa kelas *brown spot* dengan *precision* 0.83 dan *f1-score* 0.91 dan *leaf smut* dengan nilai *recall* 0.8 dan *f1-score* 0.89 ini menunjukkan terdapat ketidaksesuaian kelas yaitu antara *leaf smut* dan *brown spot*. Dari proses pelatihan yang dilakukan dapat dievaluasi bahwasanya jumlah *Epoch* berpengaruh terhadap hasil dari *training*, dan dari evaluasi *matrix* yang dilakukan skenario 2 menunjukkan hasil terbaik dari pada skenario yang lainnya. Serta diharapkan dengan penerapan model CNN dalam mendeteksi penyakit padi petani bisa mengetahui dini penyakit padi untuk mengurangi risiko penurunan produksi padi akibat penyakit.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan pada penelitian dengan menggunakan Model CNN, dapat ditarik kesimpulan yaitu Pengujian berdasarkan beberapa skenario dengan menggunakan *Epoch* yang berbeda dapat mempengaruhi nilai dari akurasi dan *confusion matrix* pengujian, model CNN untuk klasifikasi penyakit pada tanaman padi berdasarkan citra daun terdapat perbedaan hasil dari 3 skenario pengujian yang dilakukan.

Hasil dari pelatihan model dari pengujian 3 skenario didapatkan pada skenario 2 dengan menggunakan *Epoch* 50 dengan nilai dari *Epoch* terakhir yaitu *training* akurasi

0.9905 dan nilai *training loss* 0.0280 sedangkan untuk validasi akurasi 0.8000 dan validasi *lossnya* 0.9222. Kemudian dilakukan evaluasi *matrix* menggunakan *confusion matrix* yang dapat memberikan hasil prediksi klasifikasi dengan benar sesuai dengan kelas asli dari data yang diuji. Selanjutnya *Classification Report* menunjukkan kelas *Brown Spot*, *Bacterial Leaf Blight* dan *leaf smut* didapatkan nilai *recall*, *precision* dan *f1-score* yang bagus yaitu 1.00 ini menunjukkan jumlah *Epoch* berpengaruh pada hasil dari proses *training* yang dilakukan sehingga di dapatkan bahwasanya jumlah *Epoch* berpengaruh terhadap hasil *training* berdasarkan hasil *training* yang dilakukan skenario 2 menunjukkan hasil yang lebih bagus dari skenario 1 dan 3. Untuk penelitian yang akan datang diharapkan dapat melakukan pengujian dengan jumlah *dataset* dan kelas penyakit padi yang lebih banyak lagi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. F. Maulana and N. Rochmawati, "Klasifikasi Citra Buah Menggunakan Convolutional Neural Network," *J. Informatics Comput. Sci.*, vol. 1, no. 02, pp. 104–108, 2020, doi: 10.26740/jinacs.v1n02.p104-108.
- [2] G. Zhou, W. Zhang, A. Chen, M. He, and X. Ma, "Rapid Detection of Rice Disease Based on FCM-KM and Faster R-CNN Fusion," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 143190–143206, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2943454.
- [3] Badan Pusat Statistik, "Luas Panen dan Produksi Padi di Indonesia 2023 (Angka Sementara)," *Badan Pus. Stat.*, vol. 2023, no. 68, pp. 1–8, 2023, [Online]. Available: <https://www.bps.go.id/pressrelease/2023/10/16/2037/luas-panen-dan-produksi-padi-di-indonesia-2023--angka-sementara-.html#:~:text=Produksi beras pada 2023 untuk,sebesar 31%2C54 juta ton.>
- [4] H. B. Prajapati, J. P. Shah, and V. K. Dabhi, "Detection and classification of rice plant diseases," *Intell. Decis. Technol.*, vol. 11, no. 3, pp. 357–373, 2017, doi: 10.3233/IDT-170301.
- [5] A. Jinan, B. H. Hayadi, and U. P. Utama, "Journal of Computer and Engineering Science Volume 1, Nomor 2, April 2022 Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Melalui Citra Daun (Multilayer Perceptron)," vol. 1, no. April, pp. 37–44, 2022.
- [6] Y. Lecun, Y. Bengio, and G. Hinton, "Deep learning," *Nature*, vol. 521, no. 7553, pp. 436–444, 2015, doi: 10.1038/nature14539.
- [7] K. Marlin, E. Tantrisna, B. Mardikawati, R. Anggraini, and E. Susilawati, "Manfaat dan Tantangan Penggunaan Artificial Intelligences (AI) Chat GPT Terhadap Proses Pendidikan Etika dan Kompetensi Mahasiswa Di Perguruan Tinggi," *Innov. J. Soc. Sci. Res.*, vol. 3, no. 6, pp. 5192–5201, 2023, [Online]. Available: <https://j->

- innovative.org/index.php/Innovative/article/view/7119.
- [8] M. Z. Alom *et al.*, “A state-of-the-art survey on deep learning theory and architectures,” *Electron.*, vol. 8, no. 3, 2019, doi: 10.3390/electronics8030292.
- [9] W. jie Liang, H. Zhang, G. feng Zhang, and H. xin Cao, “Rice Blast Disease Recognition Using a Deep Convolutional Neural Network,” *Sci. Rep.*, vol. 9, no. 1, pp. 1–10, 2019, doi: 10.1038/s41598-019-38966-0.
- [10] P. A. Nugroho, I. Fenriana, and R. Arijanto, “Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Pada Ekspresi Manusia,” *Algor*, vol. 2, no. 1, pp. 12–21, 2020.
- [11] 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.
- [12] D. Alamsyah and D. Pratama, “Implementasi Convolutional Neural Networks (CNN) untuk Klasifikasi Ekspresi Citra Wajah pada FER-2013 Dataset,” *J. Teknol. Inf.*, vol. 4, no. 2, pp. 350–355, 2020, doi: 10.36294/jurti.v4i2.1714.
- [13] G. Wicaksono, S. Andryana, and B. -, “Aplikasi Pendeteksi Penyakit Pada Daun Tanaman Apel Dengan Metode Convolutional Neural Network,” *JOINTECS (Journal Inf. Technol. Comput. Sci.)*, vol. 5, no. 1, p. 9, 2020, doi: 10.31328/jointecs.v5i1.1221.
- [14] A. Pratiwi and A. Fauzi, “Implementation of Deep Learning on Flower Classification Using Implementasi Deep Learning Pada Pengklasifikasian Bunga,” vol. 5, no. 2, pp. 487–495, 2024.
- [15] T. Arifin and A. Herliana, “Optimizing decision tree using particle swarm optimization to identify eye diseases based on texture analysis,” *J. Teknol. dan Sist. Komput.*, vol. 8, no. 1, pp. 59–63, 2020, doi: 10.14710/jtsiskom.8.1.2020.59-63.
- [16] V. H. Phung and E. J. Rhee, “A High-accuracy model average ensemble of convolutional neural networks for classification of cloud image patches on small datasets,” *Appl. Sci.*, vol. 9, no. 21, 2019, doi: 10.3390/app9214500.