

Journal of Dinda

Kelompok Keahlian Rekayasa Data
Institut Teknologi Telkom Purwokerto

Vol. 2 No. 1 (2022) 37 - 45

ISSN Media Elektronik: 2809-8064

Klasifikasi Penyakit Daun Padi Menggunakan Convolutional Neural Network

Mohtar Khoiruddin¹, Apri Junaidi², Wahyu Andi Saputra³

¹Program Studi S1 Teknik Informatika, Fakultas Informatika, Institut Teknologi Telkom Purwokerto

²Program Studi S1 Sains Data, Fakultas Informatika, Institut Teknologi Telkom Purwokerto

³Program Studi S1 Informatika, Fakultas Informatika, Institut Teknologi Telkom Purwokerto

¹17102182@ittelkom-pwt.ac.id, ²apri@ittelkom-pwt.ac.id, ³andi@ittelkom-pwt.ac.id

Abstract

Rice (*Oryza sativa*) is a grain that comes in third place among all grains after corn and wheat. 80 percent of Indonesians eat rice as a staple diet, especially in Southeast Asian countries, but the International Rice Research Institute (IRRI) reports that farmers lose 37 percent of their rice crops each year owing to pests and illnesses. Based on this study, it is critical to investigate the detection of rice pests and illnesses. Using the Convolution Neural Network (CNN) technique, an automatic classification system to identify and predict plant illnesses has been developed. A study titled Classification of Rice Leaf Diseases was undertaken by the author. The CNN Algorithm is being used to help farmers learn how to combat rice leaf diseases. *Bacterial leaf blight*, *Rice blast*, and *Rice tungro virus* were among the rice leaf types classified in this study. There are 6000 datasets in all, with 80% of them being training data, 10% being validation data, and 10% being testing data. The accuracy of the results obtained for epochs 25, 50, 75, and 100 varies. The best training accuracy results come from epoch 100, which has a 98% accuracy rate, and testing using a confusion matrix has a 98% accuracy rate. In diagnosing rice leaf diseases, the Convolutional Neural Network (CNN) algorithm delivers great accuracy.

Keywords: *Rice*, *Leaf Disease*, *CNN*.

Abstrak

Padi (*Oryza sativa*) merupakan salah satu produksi pangan yang menempati urutan ketiga dari seluruh jenis biji-bijian setelah jagung dan gandum. Khususnya di negara Asia Tenggara, 80% masyarakat Indonesia mengkonsumsi nasi sebagai makanan pokok, namun menurut *International Rice Research Institute* (IRRI) mengatakan bahwa petani mengalami kegagalan panen antara 37% dari tanaman padi akibat hama penyakit setiap tahunnya. Berdasarkan penelitian tersebut, penting untuk dilakukan penelitian deteksi hama dan penyakit padi. Terdapat sistem klasifikasi otomatis untuk mengidentifikasi dan memprediksi penyakit tanaman menggunakan klasifikasi gambar daun dengan algoritma Convolution Neural Network (CNN). Penulis melakukan penelitian yang berjudul Klasifikasi Penyakit Daun Padi Menggunakan Algoritma Convolution Neural Network bertujuan untuk membantu mengedukasi para petani dalam mengatasi penyakit daun tanaman padi. Jenis daun padi yang diklasifikasi pada penelitian ini diantaranya: *Bacterial leaf blight*, *Rice blast*, dan *Rice tungro virus*. Dengan jumlah dataset 6000 yang dibagi menjadi data *training* 80%, data validasi 10%, dan data *testing* 10%. Hasil yang didapatkan untuk *epoch* 25, 50, 75 dan 100 memiliki akurasi yang beragam. Hasil akurasi *training* terbaik ada di *epoch* 100 dengan akurasi 98% dan dilakukan *testing* menggunakan confusion matrix mendapatkan nilai rata-rata akurasi sebesar 98%. Algoritma CNN menghasilkan akurasi yang tinggi, dalam melakukan klasifikasi penyakit daun padi.

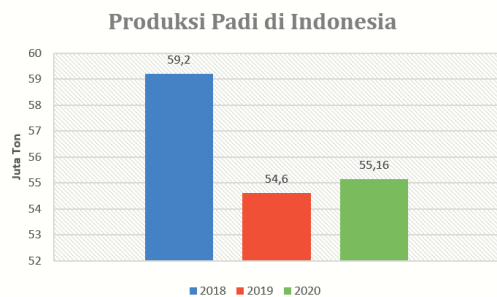
Kata kunci: Padi, Penyakit daun, CNN.

© 2022 Jurnal DINDA

1. Pendahuluan

Padi (*Oryza sativa*) merupakan salah satu produksi pangan yang menempati urutan ketiga dari seluruh jenis biji-bijian setelah jagung dan gandum [1]. Beras merupakan salah satu bahan pangan utama di dunia. Selain itu konsumsi dan permintaan beras meningkat seiring bertambahnya jumlah populasi manusia [2]. Untuk memenuhi produksi beras harus ditingkatkan lebih dari 40%, hal tersebut dikaitkan dengan adanya keamanan dalam produksi padi, stabilitas sosial dan pembangunan nasional [3].

Sehingga tanaman tersebut menjadi salah satu bidang pertanian yang harus digalakkan di setiap wilayah Indonesia [4]. Khususnya di negara Asia Tenggara, 80% masyarakat Indonesia mengonsumsi nasi sebagai makanan pokok [5]. Hal tersebut mencerminkan bahwa negara ini merupakan negara agraris [6]. Mengingat akan pentingnya produksi beras, menuntut kreativitas masyarakat Indonesia untuk berkreasi agar produksi padi menjadi meningkat dan minimal stabil untuk menjaga ketahanan pangan nasional [7].



Gambar 1 Produksi Padi di Indonesia [8].

Berdasarkan Gambar 1 Produksi Padi di Indonesia pada tahun 2018 total produksi padi di Indonesia mencapai 59,20 juta ton Gabah Kering Giling (GKG), dan tahun 2019 mengalami penurunan sebanyak 4,60 juta ton (7,76 %). Sedangkan angka produksi pada tahun 2020 mencapai 55,16 juta ton GKG [8].

Menurut *Food and Agriculture Organization* (FAO) memperkirakan bahwa sekitar 20-40% hama dan penyakit adalah penyebab utama dalam kegagalan produksi pangan dunia [9]. Sedangkan *International Rice Research Institute* (IRRI) mengatakan bahwa petani mengalami kegagalan panen antara 37% dari tanaman padi akibat hama penyakit setiap tahunnya [10].

Dampak adanya hama penyakit [11] pada tanaman padi mengakibatkan kerugian besar bagi perekonomian petani setiap tahunnya. Sampai saat ini petani Indonesia masih mengalami kendala dan hambatan dalam mengidentifikasi jenis hama & penyakit yang menyerang tanaman padi mereka sehingga dapat menurunkan kualitas dan kuantitas padi [12].

Terkait dengan hal tersebut, penulis melakukan wawancara terbuka bersama kepala Badan Penyuluh Pertanian (BPP) kecamatan Cluwak kabupaten Pati Bapak Supomo mengatakan bahwa “*masih banyak petani yang bingung untuk menentukan jenis penyakit yang menyerang tanaman padi mereka, serta untuk pelaksanaan pengendalian dan solusi yang dilakukan tidak tepat, sehingga menyebabkan kegagalan panen*”. Pendapat tersebut diperkuat oleh penelitian yang dilakukan oleh Alfari et al., bahwa minimnya pengetahuan dan wawasan petani merupakan kendala yang dialami oleh para petani, sehingga dalam pengendalian hama hanya sebatas pengamatan secara makroskopis sehingga masih banyak kesalahan dan ketidakcocokan dalam mengidentifikasi pada penyakit daun padi [13].

Adanya berbagai penyakit padi menyebabkan petani tidak dapat menghasilkan beras sesuai dengan harapan, sulitnya bagi petani dalam mengidentifikasi dan mendiagnosa jenis penyakit pada tanaman padi, akibat kurangnya pengetahuan dan profesional [14]. Oleh karena itu pentingnya untuk diagnosis dini penyakit untuk mencegah adanya hama serta meningkatkan kualitas produk padi [15]. Pentingnya tindakan dalam mengurangi angka kerugian tersebut mendorong para peneliti untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasi penyakit tanaman padi [15].

Terdapat sistem identifikasi otomatis untuk mengidentifikasi dan memprediksi penyakit tanaman menggunakan klasifikasi gambar daun dengan algoritma *Convolution Neural Network* (CNN) [16]. CNN merupakan salah satu bidang dari *deep learning* yang dapat digunakan untuk klasifikasi citra objek [17]. Menurut penelitian Guntur Wicaksana, tentang deteksi penyakit pada daun apel menggunakan CNN mendapatkan akurasi 94,9% [18]. Menurut penelitian Lu et al., mempresentasikan model yang dikembangkan menggunakan CNN untuk mendiagnosis sepuluh jenis penyakit padi. Akurasi model ditingkatkan dengan menggunakan strategi cross-validasi untuk mengklasifikasikan 500 gambar tanaman padi. Model berbasis CNN mencapai akurasi 95,48% [19]. Menurut penelitian Shrivastava et al., dilakukan identifikasi penyakit dengan fitur *deep learning* CNN dengan tingkat akurasi mencapai 91,37% [15].

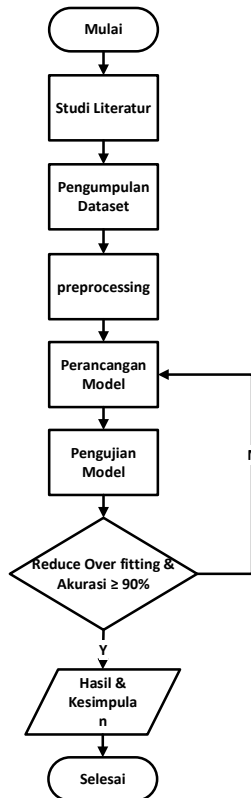
Maka alasan utama penulis melakukan penelitian yang berjudul *Klasifikasi Penyakit Daun Padi Menggunakan Algoritma Convolution Neural Network* bermaksud ingin melakukan penelitian yang bertujuan untuk membantu mendukung para petani dalam mengklasifikasi penyakit tanaman padi dan mengurangi risiko kegagalan panen akibat penyakit daun pada tanaman padi. Jenis daun padi pada penelitian ini diantaranya: *Bacterial leaf blight*, *Rice blast*, dan *Rice tungro virus*.

Berdasarkan dari alasan dan penelitian tersebut, maka pertanyaan-pertanyaan yang muncul pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana membangun model algoritma CNN?
2. Bagaimana hasil akurasi dari penelitian yang dilakukan?
3. Bagaimana pengaruh *epoch* terhadap akurasi yang dihasilkan algoritma CNN?

2. Metode Penelitian

Alur pada penelitian Klasifikasi penyakit tanaman padi dimulai dari studi literatur, pengumpulan dataset, *Preprocessing*, perancangan model, pengujian model, dan hasil penelitian.



Gambar 2 Diagram Alir Penelitian

2.1. Studi Literatur

Merupakan referensi yang diambil dari jurnal, buku, dan website (*online research*) yang berkaitan dengan deep learning, klasifikasi penyakit tanaman, dan CNN. Studi

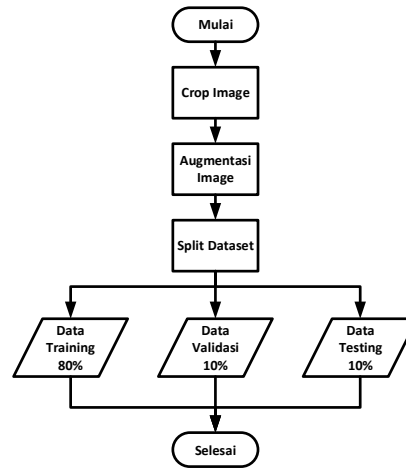
2.2. Pengumpulan Dataset

Pengumpulan data menggunakan dataset umum yang berasal dari Kaggle.com dengan URL: <https://www.kaggle.com/tedisetiady/leaf-rice-disease-indonesia>. Dataset berisi citra daun padi yang digunakan sebagai proses klasifikasi. Dataset yang diambil berupa citra sebanyak 3 kelas yaitu: *Bacterial leaf blight*, *Rice blast*, dan *Rice tungro virus* yang memiliki jumlah 240

citra dengan 80 citra daun padi di setiap kelasnya. Citra daun padi menggunakan format .JPG dengan fitur Red, Green, Blue (RGB).

2.3. Preprocessing

Proses *Preprocessing* dimulai dengan *crop image*, *augmentasi image*, dan *split dataset* menjadi tiga yaitu data *training*, data validasi, dan data *testing*.



Gambar 3 Proses *Preprocessing*

Gambar 3 Merupakan proses *Preprocessing* yang dilakukan dimulai dari *crop image* atau memotong gambar menjadi rasio *square*. Selanjutnya *augmentasi image* atau memperbanyak gambar sebanyak 25 gambar setiap gambarnya dengan ukuran 224x224, dan menghasilkan 6000 gambar. Selanjutnya *split dataset* atau membagi dataset, dataset yang digunakan berjumlah 6000 citra daun padi yang kemudian dibagi menjadi data *training* 80%, 10% untuk data validasi, dan 10% untuk data *testing*.

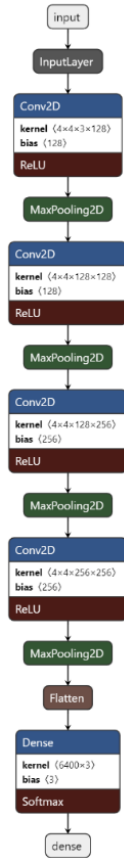
Tabel 1 Dataset

Kelas	<i>Bacterial leaf blight</i>	<i>Rice blast</i>	<i>Rice tungro virus</i>
Data <i>training</i> 80%	1600	1600	1600
Data validasi 10%	200	200	200
Data <i>testing</i> 10%	200	200	200
Jumlah total	2000	2000	2000



2.4. Perancangan Model

Pembangunan arsitektur CNN terdiri dari beberapa tahap pengulangan antara lapisan konvolusi dan lapisan *pooling* yang diakhiri dengan lapisan *fully connected*.



Gambar 4 Perancangan Model

Berdasarkan Gambar 4 Perancangan Model pada penelitian kali ini dimulai dengan input dataset selanjutnya ada *convolutional layer*, *ReLU* dan *maxpooling* sebanyak empat layer. Kemudian proses klasifikasi pada *fully connected layer* yaitu *flatten* dan *dense*, *output* dari algoritma CNN adalah akurasi klasifikasi model.

2.5. Pengujian Model

Pada tahap ini, model CNN yang telah dilatih akan dilakukan pengujian dengan menggunakan data *testing*. Tahap pengujian model ini dilakukan dengan prediksi dan dihitung menggunakan *confusion matrix*. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui tingkat akurasi sebenarnya dari model yang telah dibuat sebelumnya. Apabila akurasi yang dihasilkan *training model* kurang dari 90% akan dilakukan perancangan ulang model.

2.6. Hasil dan Evaluasi

Hasil dan kesimpulan merupakan tahap terakhir dalam penelitian ini. Dimana pada tahap ini akan didapatkan hasil persentase akurasi dari model CNN yang telah dibuat. Hasil ini akan digunakan sebagai dasar dalam menarik kesimpulan dari penelitian yang telah dilakukan.

3. Hasil dan Pembahasan

Hasil penelitian yang didapatkan dari tahap *training dan testing* klasifikasi penyakit daun padi menggunakan convolutional neural network ini menggunakan *layer konvolusi (Conv2D)*, *layer pooling (MaxPooling2D)*, *layer flatten (Flatten)*, serta *layer dense (Dense)*. Fungsi aktivasi (*activation*) yang digunakan yaitu *ReLU*. Ukuran kernel/filter yang digunakan untuk setiap layer konvolusi yaitu sebesar 3x3. Sedangkan ukuran *pooling* yang digunakan yaitu sebesar 2x2. Sedangkan jumlah filter/kernel yang digunakan juga variatif, yaitu 32 filter untuk layer konvolusi 1, 64 filter untuk layer konvolusi 2, 128 filter untuk layer konvolusi 3, dan 256 filter untuk layer konvolusi 4. Jumlah parameter yang dilatih dalam model ini sebanyak 499,011 parameter. Proses *training* ditentukan dari banyaknya *epoch* yang digunakan, dalam penelitian ini menggunakan 25, 50, 75, dan 100 *epoch*. Proses *training* akan berhenti jika sudah memenuhi kondisi tersebut. Hasil dari model ditunjukkan pada gambar 5.

```
model.summary()
Model: "sequential"
```

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 222, 222, 32)	896
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 111, 111, 32)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 109, 109, 64)	18496
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 54, 54, 64)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 52, 52, 128)	73856
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 26, 26, 128)	0
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 24, 24, 256)	295168
max_pooling2d_3 (MaxPooling2D)	(None, 12, 12, 256)	0
flatten (Flatten)	(None, 36864)	0
dense (Dense)	(None, 3)	110595

Total params: 499,011
 Trainable params: 499,011
 Non-trainable params: 0

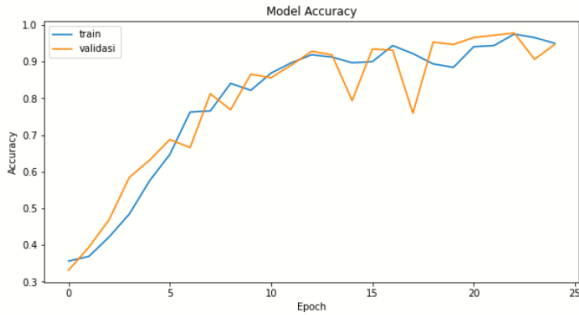
Gambar 5 Model CNN

Berdasarkan model yang terbentuk, dapat diketahui bahwa hasil yang ditunjukkan terhadap data *training* dan *validasi* yang digunakan.

3.1. Epoch 25

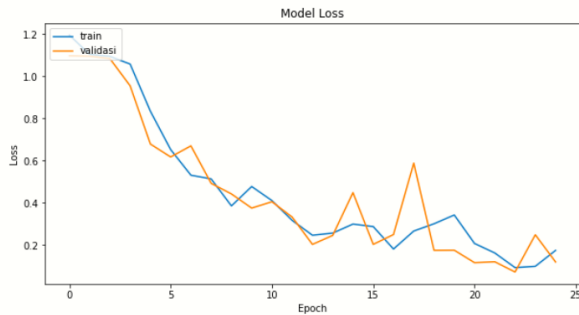
Berdasarkan model yang terbentuk dengan menggunakan *epoch 25*, dapat diketahui bahwa hasil

yang ditunjukkan terhadap data *training* dan *validation* yang digunakan.



Gambar 6 Akurasi Epoch 25

Gambar 6 Akurasi *Epoch 25* tersebut memperlihatkan kondisi kurva akurasi model. Pada *epoch* terakhir yaitu *epoch 25* diperoleh nilai *accuracy* 0,9500 dan *val_accuracy* 0,9469.



Gambar 7 Loss Epoch 25

Gambar 7 *Loss Epoch 25* tersebut memperlihatkan kondisi kurva model *loss* yang dihasilkan. Pada *epoch* terakhir memperoleh nilai *training loss* sebesar 0.1748, sedangkan pada *validasi loss* sebesar 0.1201.

Kemudian proses *testing* model menggunakan *confusion matrix*.

Tabel 2 Confusion Matrix *Epoch 25*

	Bacterial leaf blight	Rice blast	Rice tungro virus
Bacterial leaf blight	196	3	1
Rice blast	5	187	8
Rice tungro virus	3	10	187

Berdasarkan Tabel 2 *Confusion Matrix Epoch 25*. Dapat dilakukan perhitungan untuk menentukan akurasi klasifikasi penyakit daun padi. Dengan hasil sebagai berikut.

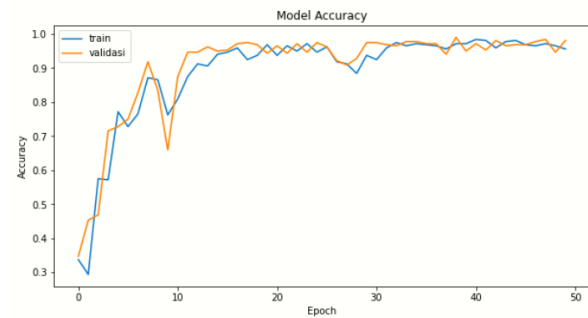
	precision	recall	f1-score	support
0	0.96	0.98	0.97	200
1	0.94	0.94	0.94	200
2	0.95	0.94	0.94	200
accuracy			0.95	600
macro avg	0.95	0.95	0.95	600
weighted avg	0.95	0.95	0.95	600

Gambar 8 *Classification Report Epoch 25*

Berdasarkan Gambar 8 *Classification Report Epoch 25*, Hasil yang didapat pada pengujian model *epoch 25* menggunakan *confusion matrix* dalam mengklasifikasikan penyakit daun padi menghasilkan nilai akurasi sebesar 95%.

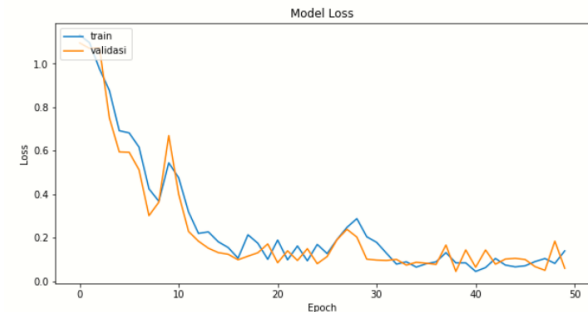
3.2. *Epoch 50*

Berdasarkan model yang terbentuk dengan menggunakan *epoch 50*, dapat diketahui bahwa hasil yang ditunjukkan terhadap data *training* dan *validation* yang digunakan.



Gambar 9 Akurasi Epoch 50

Berdasarkan Gambar 9 Akurasi *Epoch 50* tersebut memperlihatkan kondisi kurva akurasi model. Pada *epoch* terakhir yaitu *epoch 50* diperoleh nilai *accuracy* 0,9563 dan *val_accuracy* 0,9812.



Gambar 10 *Loss Epoch 50*

Berdasarkan Gambar 10 *Loss Epoch 50* tersebut memperlihatkan kondisi kurva model *loss* yang dihasilkan. Pada *epoch* terakhir memperoleh nilai

training loss sebesar 0.1392, sedangkan pada validasi *loss* sebesar 0.0592.

Kemudian proses *testing* model menggunakan confusion matrix.

Tabel 3 Confusion Matrix *Epoch 50*

	Bacterial leaf blight	Rice blast	Rice tungro virus
Bacterial leaf blight	199	1	0
Rice blast	5	192	3
Rice tungro virus	0	13	187

Berdasarkan Tabel 3 Confusion Matrix *Epoch 50*, dapat dilakukan perhitungan untuk menentukan akurasi klasifikasi penyakit daun padi. Dengan hasil sebagai berikut.

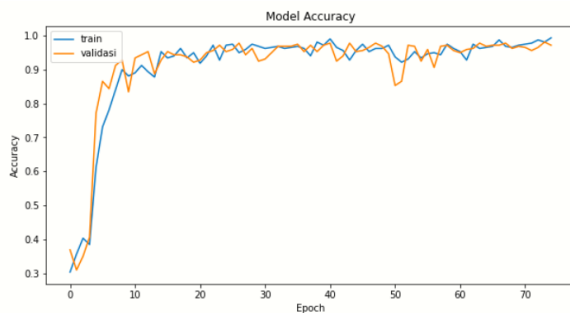
	precision	recall	f1-score	support
0	0.98	0.99	0.99	200
1	0.93	0.96	0.95	200
2	0.98	0.94	0.96	200
accuracy			0.96	600
macro avg	0.96	0.96	0.96	600
weighted avg	0.96	0.96	0.96	600

Gambar 11 Classification Report *Epoch 50*

Berdasarkan Gambar 11 Classification Report *Epoch 50*, Hasil yang didapat pada pengujian model *epoch 50* menggunakan confusion matrix dalam mengklasifikasikan penyakit daun padi menghasilkan nilai akurasi sebesar 96%.

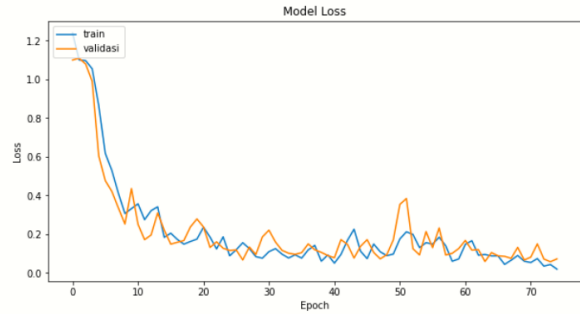
3.3. *Epoch 75*

Berdasarkan model yang terbentuk dengan menggunakan *epoch 75*, dapat diketahui bahwa hasil yang ditunjukkan terhadap data *training* dan validation yang digunakan.



Gambar 12 Akurasi *Epoch 75*

Berdasarkan Gambar 12 Akurasi *Epoch 75* tersebut memperlihatkan kondisi kurva akurasi model. Pada *epoch* terakhir yaitu *epoch 75* diperoleh nilai accuracy 0,9937 dan val_accuracy 0,9719.



Gambar 13 Loss *Epoch 75*

Berdasarkan Gambar 13 Loss *Epoch 75* tersebut memperlihatkan kondisi kurva model *loss* yang dihasilkan. Pada *epoch* terakhir memperoleh nilai *training loss* sebesar 0.0195, sedangkan pada validasi *loss* sebesar 0.0728.

Kemudian proses *testing* model menggunakan confusion matrix.

Tabel 4 Confusion Matrix *Epoch 75*

	Bacterial leaf blight	Rice blast	Rice tungro virus
Bacterial leaf blight	197	3	0
Rice blast	0	199	1
Rice tungro virus	0	8	192

Berdasarkan Tabel 4 Confusion Matrix *Epoch 75*, dapat dilakukan perhitungan untuk menentukan akurasi klasifikasi penyakit daun padi. Dengan hasil sebagai berikut.

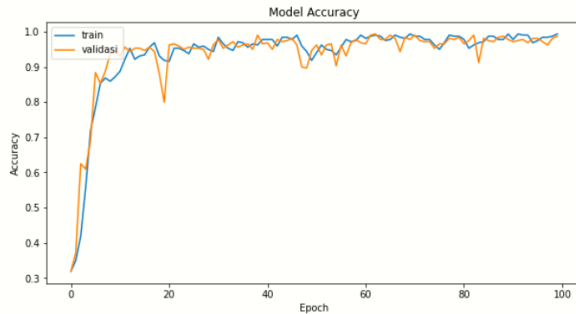
	precision	recall	f1-score	support
0	1.00	0.98	0.99	200
1	0.95	0.99	0.97	200
2	0.99	0.96	0.98	200
accuracy			0.98	600
macro avg	0.98	0.98	0.98	600
weighted avg	0.98	0.98	0.98	600

Gambar 14 Classification Report *Epoch 75*

Berdasarkan Gambar 14 Classification Report *Epoch 75*, Hasil yang didapat pada pengujian model menggunakan confusion matrix dalam mengklasifikasikan penyakit daun padi menghasilkan nilai akurasi sebesar 98%.

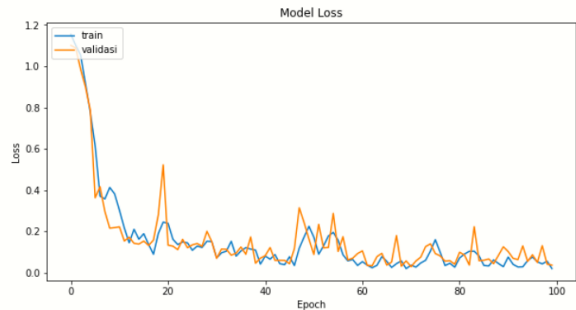
3.4. Epoch 100

Berdasarkan model yang terbentuk dengan menggunakan *epoch* 100, dapat diketahui bahwa hasil yang ditunjukkan terhadap data *training* dan *validation* yang digunakan.



Gambar 15 Akurasi Epoch 100

Berdasarkan Gambar 15 Akurasi Epoch 100 tersebut memperlihatkan kondisi kurva akurasi model. Pada *epoch* terakhir yaitu *epoch* 100 diperoleh nilai *accuracy* 0,9937 dan *val_accuracy* 0,9875.



Gambar 16 Loss Epoch 100

Berdasarkan Gambar 16 *Loss Epoch* 100 tersebut memperlihatkan kondisi kurva model *loss* yang dihasilkan. Pada *epoch* terakhir memperoleh nilai *training loss* sebesar 0.0195, sedangkan pada *validasi loss* sebesar 0.0362.

Kemudian proses *testing* model menggunakan confusion matrix.

Tabel 5 Confusion Matrix Epoch 100

	Bacterial leaf blight	Rice blast	Rice tungro virus
Bacterial leaf blight	197	3	0
Rice blast	1	196	3
Rice tungro virus	0	3	197

Berdasarkan Tabel 5 Confusion Matrix *Epoch* 75, dapat dilakukan perhitungan untuk menentukan akurasi klasifikasi penyakit daun padi. Dengan hasil sebagai berikut.

	precision	recall	f1-score	support
0	0.99	0.98	0.99	200
1	0.97	0.98	0.98	200
2	0.98	0.98	0.98	200
accuracy			0.98	600
macro avg	0.98	0.98	0.98	600
weighted avg	0.98	0.98	0.98	600

Gambar 17 Classification Report Epoch 100

Berdasarkan Gambar 17 *Classification Report Epoch* 100, Hasil yang didapat pada pengujian model menggunakan confusion matrix dalam mengklasifikasikan penyakit daun padi menghasilkan nilai akurasi sebesar 98%.

Pada proses analisis ini akan memaparkan hasil *training*, *validation*, dan *testing* model. Dapat dilihat bahwa hasil yang didapatkan untuk *epoch* 25, 50, 75 dan 100 memiliki akurasi yang beragam. Perbandingan akurasi berdasarkan jumlah *epoch* ditunjukkan pada table berikut:

Tabel 6 Perbandingan Epoch

Epoch	Loss	Accuracy	Val_Loss	Val_Accuracy	Testing	Waktu (s)
25	0.1748	0.9500	0.1201	0.9469	95%	611
50	0.1392	0.9563	0.0592	0.9812	96%	1237
75	0.0195	0.9937	0.0728	0.9719	98%	1813
100	0.0195	0.9937	0.0362	0.9875	98%	2458

Berdasarkan Tabel 6 Perbandingan Epoch, dapat disimpulkan bahwa model dengan *epoch* 100 memperoleh hasil terbaik diantara model yang lainnya. Dimana menghasilkan akurasi yang tinggi yaitu 98%, maka dapat dikatakan bahwa metode ini dapat melakukan klasifikasi penyakit daun padi.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan dari penelitian yang telah dilakukan, hasil penelitian ini dapat disimpulkan bahwa:

1. Implementasi metode *Convolutional Neural Network (CNN)* untuk klasifikasi penyakit daun padi dilakukan menggunakan *Jupiter netbook*. Banyaknya *layer* konvolusi yang digunakan yaitu sebanyak empat *layer*, dan beberapa penggunaan parameter lainnya.
2. Hasil akurasi *training* terbaik ada di *epoch* 100 dengan akurasi 98% dan dilakukan *testing* menggunakan confusion matrix dengan 600 data mendapatkan nilai akurasi sebesar 98% dalam melakukan klasifikasi penyakit daun padi.
3. Hasil yang didapatkan untuk *epoch* 25, 50, 75 dan 100 memiliki akurasi yang beragam.

Ucapan Terimakasih

Berikut ini merupakan ucapan terima kasih atas bantuan telah diberikan kepada penulis, ucapan terima kasih ditujukan kepada:

1. Kedua orang tua saya
2. Semua pihak yang terlibat

Daftar Rujukan

- [1] G. Zhou, W. Zhang, A. Chen, and M. He, "Rapid Detection of Rice Disease Based on FCM-KM and Faster R-CNN Fusion," *IEEE Access*, vol. PP, p. 1, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2943454.
- [2] W. Liang, H. Zhang, G. Zhang, and H. Cao, "Rice Blast Disease Recognition Using a Deep Convolutional Neural Network," *Sci. Rep.*, pp. 1–10, 2019, doi: 10.1038/s41598-019-38966-0.
- [3] C. Dewi and E. F. Anjarwati, "Implementasi Citra Digital Untuk Identifikasi Penyakit Pada Daun Padi Menggunakan Anfis," 2012.
- [4] K. Aeni, "Penerapan Metode Forward Chaining Pada Sistem Pakar Untuk Diagnosa Hama Dan Penyakit Padi," *Intensif*, vol. 2, no. 1, p. 79, 2018, doi: 10.29407/intensif.v2i1.11841.
- [5] W. Sudana, "Potensi Dan Prospek Lahan Rawa Sebagai Sumber Produksi Pertanian," *Potensi dan Prospek Lahan Rawa sebagai Sumber Produksi Pertanian*, vol. 3, no. 2, pp. 141–151, 2017, doi: 10.21082/akp.v3n2.2005.141-151.
- [6] R. Bhandari and H. Gaese, "Evaluation of Box Type Paddy Dryers in South Sumatra, Indonesia," *Agric. Eng. Int. CIGR J.*, vol. 10, pp. 1–16, 2008.
- [7] L. Sanny, "Analisis Produksi Beras di Indonesia," *Binus Bus. Rev.*, vol. 1, no. 1, p. 245, 2012, doi: 10.21512/bbr.v1i1.1072.
- [8] Badan Pusat Statistik, "Luas panen dan produksi padi di Indonesia 2019," vol. XXIII, no. 16, pp. 1–12, 2020.
- [9] J. Boulent, S. Foucher, J. Théau, and P. L. St-Charles, "Convolutional Neural Networks for the Automatic Identification of Plant Diseases," *Front. Plant Sci.*, vol. 10, no. July, p. 21, 2019, doi: 10.3389/fpls.2019.00941.
- [10] E. L. Mique and T. D. Palaoag, "Rice Pest and Disease Detection Using Convolutional Neural Network," p. 5, 2018, doi: 10.1145/3209914.3209945.
- [11] N. Maulana, A. Nugraha, R. Rahardian, A. N. Kridabayu, and F. D. Adhinata, "Expert System to Diagnose Diseases in Durian Plants using Naïve Bayes," vol. 3, no. 3, pp. 346–352, 2021, doi: 10.47065/bits.v3i3.1077.
- [12] S. A. M. Harun, M. I. Pradhista, and U. Achmad, "Perubahan Sosial Masyarakat Akibat Penurunan Kualitas Padi Di Desa Wonojati Kecamatan Jenggawah Kabupaten Jember," *SOCA J. Sos. Ekon. Pertan.*, vol. 13, no. 1, p. 38, 2019, doi: 10.24843/soca.2019.v13.i01.p04.
- [13] M. S. Alfarisi, C. A. Bintang, and S. Ayatillah, "Desa Exsys (Drone Security With Audio And Expert System) Untuk Mengusir Burung Dan Mengidentifikasi Hama atau Penyakit Padi Guna Menjaga Ketahanan Pangan dan Peningkatan Kemandirian Pangan di Indonesia." *Journal of Applied Agricultural Science and Technology*, Semarang, p. 15, 2018.
- [14] M. J. Hasan, S. Mahbub, M. S. Alom, and M. Abu Nasim, "Rice Disease Identification and Classification by Integrating Support Vector Machine with Deep Convolutional Neural Network," *1st Int. Conf. Adv. Sci. Eng. Robot. Technol. 2019, ICASERT 2019*, vol. 2019, no. Icasert, pp. 1–6, 2019, doi: 10.1109/ICASERT.2019.8934568.
- [15] V. K. Shrivastava, M. K. Pradhan, S. Minz, and M. P. Thakur, "Rice Plant Disease Classification Using Transfer Learning of Deep Convolution Neural Network," *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci. - ISPRS Arch.*, vol. 42, no. 3/W6, pp. 631–635, 2019, doi: 10.5194/isprs-archives-XLII-3-W6-631-2019.
- [16] R. Sharma, "Overview Of Different Machine Learning Techniques For Plant Disease Detection," *J. Gujarat Res. Soc.*, vol. 21, no. 6, pp. 416–425, 2019.
- [17] J. Informa, P. Indonusa, and S. Issn, "Perbandingan jumlah epoch dan steps per epoch pada convolutional neural network untuk meningkatkan akurasi dalam klasifikasi gambar," vol. 5, pp. 2–6, 2019.
- [18] 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.
- [19] Y. Lu, S. Yi, N. Zeng, Y. Liu, and Y. Zhang, “Identification of rice diseases using deep convolutional neural networks,” *Neurocomputing*, vol. 267, pp. 378–384, 2017, doi: 10.1016/j.neucom.2017.06.023.