

**JESCE****(Journal of Electrical and System Control Engineering)**Available online <http://ojs.uma.ac.id/index.php/jesce>

## Deteksi Penyakit pada Tanaman Padi Menggunakan Pengolahan Citra Digital dengan Metode Convolutional Neural Network

### *Rice Plant Disease Detection using Digital Image Processing with Convolutional Neural Network*

**Atharizky Ade Santosa<sup>1)\*</sup>, R Yunendah Nur Fu'adah<sup>2)</sup>, & Syamsul Rizal<sup>3)\*</sup>**

1),2),3)Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom, Indonesia

Diterima: 22 Mei 2022; Direview: 24 Mei 2022; Disetujui: 02 Oktober 2022

\*Corresponding Email: [atharizky1@gmail.com](mailto:atharizky1@gmail.com)**Abstrak**

Tanaman padi adalah salah satu faktor penting dalam menunjang kehidupan manusia. Pada saat sudah mulai tumbuh tentunya tanaman padi juga sering menghadapi masalah seperti serangan hama atau penyakit yang menyebabkan tanaman mati dan berujung gagal panen. Maka dibutuhkan penanganan yang tepat untuk mengatasi penyakit pada tanaman padi. Penanganan yang dapat dilakukan salah satunya adalah dengan cara mendeteksi penyakit pada tanaman padi, sehingga para petani dapat memberikan penanganan yang tepat terhadap permasalahan tersebut. Data penelitian akan diolah melalui beberapa tahap, lalu dataset yang digunakan pada penelitian ini berupa tiga kelas penyakit tanaman padi yaitu, bacterial leaf blight, brown spot, leaf smut dan satu kelas tanaman padi sehat/healthy dengan total data 16000 dataset yang dikumpulkan dari sumber [www.kaggle.net](http://www.kaggle.net) dan penelitian sebelumnya. Parameter yang diujikan pada penelitian ini yaitu hidden layer dan optimizer berpengaruh terhadap performa sistem yang berupa nilai akurasi, precision, recall, fl-score, dan loss. Pada penelitian ini didapatkan hasil terbaik dengan penggunaan empat hidden layer dan optimizer Adam didapatkan hasil akurasi sebesar 99,66%, precision, recall, fl-score sebesar 100% dan loss sebesar 0,0047 serta grafik performa akurasi dan loss secara good fit.

**Kata Kunci:** Tanaman padi; Pengolahan citra digital; Convolutional Neural Network; Performa system.

**Abstract**

*Rice plant is one of the important factors in supporting human life. When it starts to grow, of course, rice plants also often face problems such as pests or diseases that cause plants to die and lead to crop failure. So proper handling is needed to overcome the disease in rice plants. One of the treatments that can be done is by detecting diseases in rice plants, so that farmers can provide appropriate treatment for these problems. The research data will be processed through several stages, then the dataset used in this study consists of three classes of rice plant diseases, namely, bacterial leaf blight, brown spot, leaf smut and one class of healthy/healthy rice plants with a total of 16000 datasets collected from sources [www.kaggle.net](http://www.kaggle.net) and previous research. The parameters tested in this study, namely hidden layer and optimizer affect system performance in the form of accuracy, precision, recall, fl-score, and loss values. In this study, the best results were obtained by using four hidden layers and Adam optimizer. Accuracy was 99.66%, precision, recall, fl-score was 99.66%. 100% and a loss of 0.0047 as well as a graph of the accuracy and loss performance in a good fit.*

**Keywords:** Rice plant; Digital image processing; Convolutional Neural Network; Performa system.



## PENDAHULUAN

### 1. Tanaman Padi

Tanaman padi tanaman pangan yang sangat penting di Indonesia. Struktur tanaman padi sendiri terdiri dari akar, batang, dan daun. Tanaman ini termasuk kedalam tanaman budidaya yang hasil pengolahannya dapat dijadikan bahan pangan ketika sudah diolah menjadi beras.

Terdapat banyak jenis penyakit pada tanaman padi yang menyebabkan turunnya kualitas dan kuantitas hasil panen tanaman padi yang secara tidak langsung hal ini mempengaruhi produksi beras untuk kebutuhan pangan di Indonesia. Dari semua jenis tanaman padi, pada ini akan berfokus pada tiga klasifikasi penyakit pada tanaman padi, yaitu bacterial leaf blight, brown spot, dan leaf smut, lalu penyakit ini menyerang pada bagian daun tanaman padi. Proses klasifikasi ini akan menjadi tujuan utama pada penelitian ini.

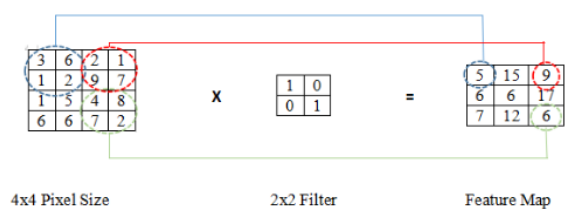
### 2. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah suatu metode pengolahan citra digital yang memproses suatu data gambar secara dua dimensi. CNN biasa digunakan untuk mendeteksi dan mengenali objek pada sebuah gambar. Arsitektur dari

CNN yang terdiri dari convolution layer dengan ReLU activation, pooling layer sebagai feature extraction layer, dan fully connected layer dengan softmax sebagai classification layer.

#### 2.1. Convolutional Layer Convolutional Layer terdiri dari neuron

yang tersusun sehingga membentuk sebuah larik atau array dengan panjang dan tinggi yang membentuk sebuah pixel (titik). Pada tahap Convolutional Layer akan dilakukan suatu proses konvolusi untuk memperoleh suatu pixel yang didasarkan pada nilai pixel itu sendiri dan pixel lainnya dengan melibatkan suatu matriks yang disebut kernel/filter yang merepresentasikan weight (pembobotan) [14]. Konvolusi bekerja dengan prinsip sliding window dan weight sharing. Proses ini menerapkan fungsi output sebagai feature map dari input suatu citra.



Gambar 1. Proses Konvolusi pada Convolution Layer

Pada gambar diatas, sebuah input dengan ukuran  $4 \times 4 \times 1$ . Panjang 4pixel, tinggi 4pixel dan tebal/jumlah 1 buah (sesuai dengan kanal dari citra yang di-input) akan dilakukan pergeseran di mana

setiap pergeseran akan dilakukan operasi “dot” antara input dan nilai dari kernel/filter dengan ukuran  $2 \times 2 \times 1$  sehingga menghasilkan sebuah output feature map dengan ukuran  $3 \times 3 \times 1$ .

**2.2. Rectified Linear Units (ReLU)**  
**Rectified Linear Units atau ReLU**

adalah lapisan aktivasi pada CNN yang berada diantara convolutional layer dan pooling layer. ReLU berfungsi untuk menjaga hasil citra proses konvolusi pada domain definit positif [2], sehingga setiap nilai negatif yang dihasilkan dari proses konvolusi akan melalui proses ReLU dan menjadikan nilai negatif tersebut sama dengan 0. Berikut adalah persamaan dari aktivasi ReLU:

$$f(x)_{ReLU} = \max(0, x)$$

Keterangan:  $x$  :

Nilai input fungsi ReLU

**2.3. Pooling Layer**  
**Pool Layer terdiri dari sebuah filter**

dengan ukuran dan stride tertentu yang bergeser ke seluruh area feature map. Pooling yang paling banyak digunakan adalah Max Pooling dan Average Pooling. Tujuan dari Pooling Layer sendiri adalah untuk mengurangi dimensi dari feature map (downsampling), sehingga mempercepat komputasi dengan

parameter yang ditentukan dan mengatasi terjadinya overfitting.

Pooling Layer bekerja di setiap tumpukan feature map dan mengurangi ukurannya. Bentuk Pooling Layer yang paling umum adalah dengan menggunakan filter berukuran  $2 \times 2$  yang diaplikasikan dengan langkah sebanyak 2 dan kemudian beroperasi pada setiap irisan dari input. Bentuk seperti ini akan mengurangi feature map hingga 75% dari ukuran aslinya. Berikut adalah gambar contoh operasi pada Pooling Layer.



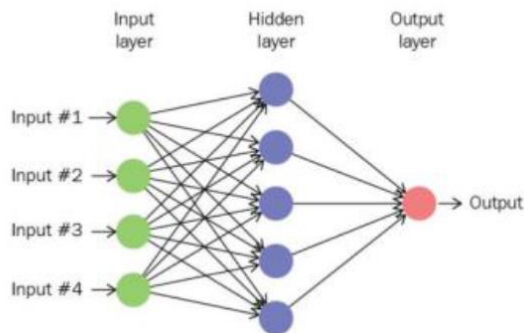
**Gambar 2.** Proses Pooling Layer

Pada gambar diatas adalah proses operasi max pooling dan mean pooling dengan menggunakan ukuran filter  $2 \times 2$ . Diberikan input berukuran  $4 \times 4$ , dari setiap 4 angka pada input operasi tersebut diambil nilai maksimal dan rata-ratanya kemudian dilanjutkan membuat ukuran output baru menjadi ukuran  $2 \times 2$ .

**2.4. Fully Connected Layer**  
**Feature Map yang dihasilkan dari**

feature extraction layer masih berbentuk multi-dimensional array,

sehingga harus dilakukan re-shape dari feature map menjadi sebuah vector (data satu dimensi) agar bisa digunakan sebagai input dari Fully Connected Layer. Fully Connected Layer adalah sebuah layer di mana semua neuron aktivasi dari layer sebelumnya terhubung dengan semua neuron di layer selanjutnya. Berbeda dengan convolutional layer yang neuronnya terhubung hanya ke daerah tertentu pada input. Layer ini terdiri atas hidden layer, fungsi aktivasi, dan output layer.



Gambar 3. Diagram Fully Connected Layer [1]

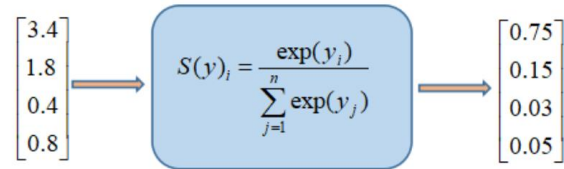
## 2.5. Aktivasi Softmax Aktivasi Softmax adalah fungsi

aktivasi yang memetakan nilai output vector berjumlah satu. Softmax merupakan bagian dari tahap classifier lalu fungsi aktivasi ini digunakan untuk model multi-klasifikasi yang memiliki lebih dari dua kelas. Berikut adalah persamaan aktivasi Softmax:

$$f(s)_i = \left\{ \frac{e^{s_i}}{\sum_{j=1}^C e^{s_j}} \right\}$$

Dengan  $i = 1, 2, 3 \dots k$

Softmax



Gambar 4. Contoh proses Aktivasi Softmax

Keterangan:

$f(s)_i$  : Nilai fungsi Softmax

s : Nilai matriks input

e : Konstanta bilangan dasar logaritma natural

i : Nilai indeks matriks

## 3. Optimizer

Optimizer merupakan parameter yang digunakan untuk menemukan nilai akurasi yang optimal dan mengurangi kesalahan selama proses pelatihan data. Untuk meminimalisir loss function maka bobot dari model diubah agar dapat melakukan prediksi seakurat mungkin. Optimizer akan menyatukan fungsi loss dan parameter model dengan memperbarui model untuk menghasilkan output fungsi loss. Pada penelitian ini, menggunakan beberapa optimizer sebagai parameter pembandingan terhadap pengaruh sistem convolutional neural network. Berikut adalah empat jenis optimizer pada sistem yang sudah dibuat.

### 3.1 Optimizer Adam

Optimizer Adam merupakan jenis optimizer yang menggabungkan pendekatan subjektif dan momentum. Optimizer Adam adalah keluaran turunan dari teknik Stochastic Gradient Descent (SGD) yang didasarkan pada estimasi adaptif momen orde pertama dan kedua. Adam juga merupakan salah satu algoritma deep learning yang populer karena menghasilkan output dengan baik dan cepat.

### 3.2 Optimizer RMSprop

Optimizer RMSprop merupakan algoritma yang menggunakan nilai pertama dalam gradient dan mengatur learning rate-nya berdasarkan nilai rata-rata dari weight. RMSprop juga mempertahankan learning rate per-parameter yang diadaptasi berdasarkan rata-rata besaran gradient terbaru untuk bobot. Artinya, algoritma berfungsi dengan baik pada masalah yang tidak konstan seperti noise.

### 3.3 Optimizer Nadam

Optimizer Nadam adalah optimizer yang memodifikasi komponen momentum Adam dengan Nesterov-accelerated gradient yang bertujuan untuk meningkatkan kecepatan konvergen dan kualitas pembelajaran model. Sama seperti Adam, setelah komputasi gradient, variabel momen pertama dan momen

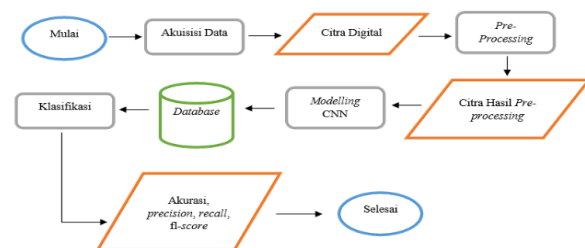
kedua dihitung dan parameter diperbarui [4].

### 3.4 Optimizer Stochastic Gradient Descent (SGD)

Optimizer Stochastic gradient descent (SGD) merupakan solusi untuk menyelesaikan masalah dari gradient descent. Pada dasarnya SGD mengikuti gradien minibatch yang dipilih secara acak dengan membagi data training menjadi beberapa batch. Untuk melatih jaringan saraf menggunakan SGD, diperlukan Langkah pertama untuk melakukan estimasi gradien dan dihitung dengan menggunakan loss function. Kemudian, pembaruan pada iterasi diterapkan untuk parameter [4].

## METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini akan dirancang suatu sistem pengolahan citra digital dengan proses klasifikasi citra menggunakan metode CNN. Berikut adalah diagram alur sistem yang akan dibuat:



Gambar 5. Diagram Alur Sistem

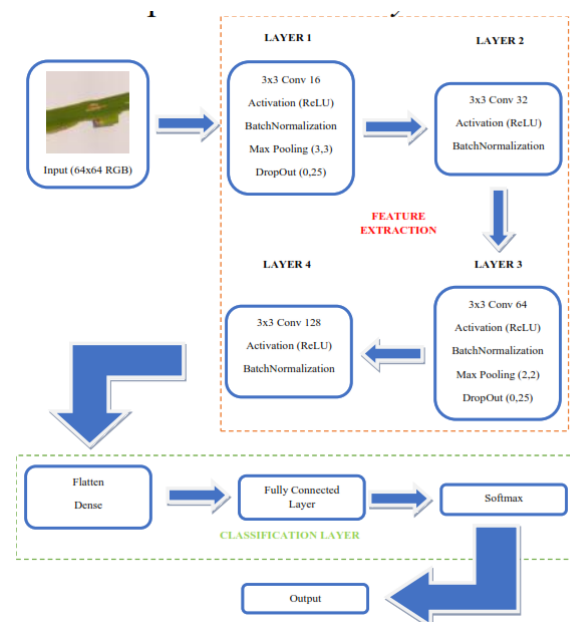
Pada tahap akuisisi dataset dilakukan pengumpulan dataset yang

merupakan input dari sistem yang telah dibuat. Dataset diperoleh dari situs [www.kaggle.net](http://www.kaggle.net) dan beberapa sumber yang dijadikan referensi dari penelitian ini. Dataset yang akan diambil adalah sebanyak 16000 citra gambar yang terdiri dari tiga kelas penyakit tanaman padi, yaitu penyakit bacterial leaf blight, penyakit brown spot, penyakit leaf smut dan satu kelas tanaman padi sehat. Kemudian dataset akan dibagi menjadi data training dan data testing, dengan total data training sebesar 80% dari total dataset dan 20% total data testing dari total dataset. Format data citra yang diujikan berupa jpg, dengan ukuran seluruh citra pada dataset 64 x 64 pixel.

Lalu pada tahap pre-processing akan dilakukan normalisasi untuk memastikan bahwa setiap parameter input pada setiap pixel memiliki distribusi data yang serupa, sehingga nilai data yang akan diproses akan dinormalisasi dan berada pada kisaran 0 hingga 1.

Pada gambar dibawah ini adalah model sistem CNN yang dibuat oleh peneliti dan akan digunakan pada penelitian ini dalam mendeteksi penyakit pada tanaman padi. Pada input yaitu berupa dataset yang diperoleh dari [www.kaggle.net](http://www.kaggle.net) dan penelitian sebelumnya, berupa data citra kelas penyakit pada tanaman padi yaitu: brown

spot, hispa padi, leaf blast dan satu kelas tanaman padi sehat/healthy.



Gambar 6. Model sistem CNN

Setelah itu seperti pada gambar di atas, input data citra masuk ke dalam tahap feature extraction di mana dilakukan proses konvolusi, aktivasi ReLU, dan max pooling. Pada tahap feature extraction terdapat 4 lapisan konvolusi, fully connected layer, dan 1 aktivasi Softmax. Setiap lapisan konvolusi digunakan ukuran filter yang sama yaitu 3x3. Pada setiap hidden layer terdapat jumlah kanal output masing-masing sebesar 16, 32, 64, dan 128 untuk 4 hidden layer. Setiap layer pada proses konvolusi menggunakan aktivasi ReLU dan dilakukan proses max pooling. Setelah proses max pooling selesai, selanjutnya masuk pada tahap classification. Dimulai dengan proses flattening dan untuk

menghasilkan nilai yang digunakan untuk proses training dengan neural network. Proses ini berguna untuk mengubah array berdimensi  $n \times m$  menjadi 1 deret bilangan vektor input. Tahap terakhir, yaitu fungsi aktivasi Softmax yang digunakan untuk mengklasifikasi data citra menjadi empat kelas output penyakit pada tanaman padi.

Pada tahap selanjutnya akan dilakukan pengujian oleh model sistem yang telah dibuat dan dataset akan melakukan proses training. Setelah dilakukan proses training, maka tahap selanjutnya adalah menghitung performa sistem dengan parameter nilai akurasi, precision, recall, fl-score, dan loss dari model-model yang telah dihasilkan oleh data pengujian. Peneliti akan melakukan lima tahap pengujian performa sistem terhadap hidden layer dan optimizer. Peneliti akan melakukan input dataset dari tiga kelas penyakit tanaman padi dan satu kelas tanaman padi yang sehat dengan format jpg. Setelah dilakukan input dan proses dari model yang telah dibuat, hasil output yang telah keluar akan dilakukan analisis berdasarkan hasil performa sistemnya.

Jika menggunakan metode yang sudah banyak dikenal, sebutkan nama metodenya saja. Jika diperlukan, sebutkan sumber rujukan yang digunakan sebagai acuan.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini Peneliti melakukan enam tahapan pengujian dataset, di mana pada tahap pertama dilakukan pengujian terhadap pengaruh jenis hidden layer, tahap kedua dilakukan pengujian terhadap pengaruh optimizer. Dari kedua tahap pengujian kemudian akan dilakukan penentuan parameter dan grafik akurasi loss terbaik terhadap hasil performa sistem yang terbaik. Peneliti telah menentukan parameter awal sebagai tahap awal pengujian. Parameter dengan hasil performa terbaik dari setiap pengujian akan digunakan untuk tahap pengujian berikutnya. Berikut adalah Tabel 1 untuk parameter awal pengujian sistem:

**Tabel 1.** Parameter awal pengujian

Parameter	
Dataset	16000 (3200 data test dan 12800 data training)
Dataset Size	64x64 pixel
Hidden Layer	4
Output Channel	16, 32, 64, 128
Fungsi Aktivasi	Softmax
Optimizer	Adam
Learning Rate	0,001
Epoch	100
Batch Size	32

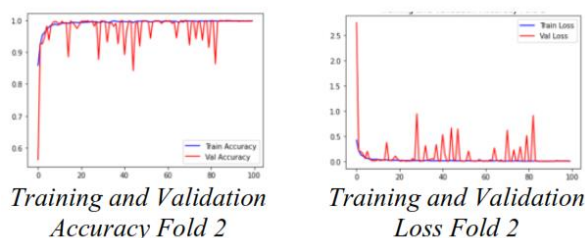
Pada pengujian tahap pertama akan dilakukan pengujian hidden layer untuk mengetahui hasil performa sistem. Peneliti akan menggunakan tiga hidden layer, empat hidden layer, dan lima hidden layer dengan parameter pengujian

lainnya yaitu optimizer Adam, epochs sebesar 100, learning rate 0,001, input size 64x64 dan batch size 32. Pada pengujian tahap ini didapat hasil pada Tabel 2 berikut:

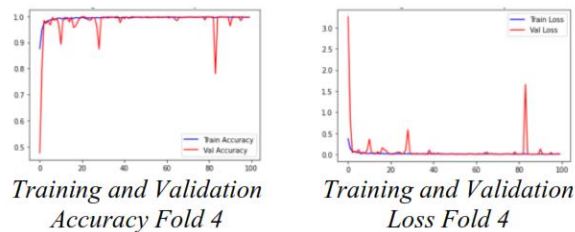
**Tabel 2.** Hasil pengujian hidden layer

Hidden Layer	Parameter				
	Akurasi	Precisi	Recall	F1-Score	Loss
3	99,62 %	100%	100 %	100 %	0,0066
4	99,84 %	100%	100 %	100 %	0,0052
5	99,62 %	100%	100 %	100 %	0,0095

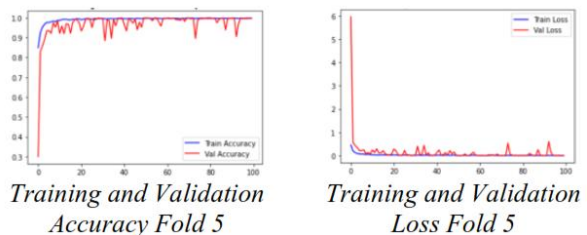
Dari data pada tabel 2 didapatkan hasil pengujian pertama terbaik saat menggunakan hidden layer 4 lalu hasil akurasi yang didapatkan adalah sebesar 99,84% dengan loss sebesar 0,0052. Namun, hal tersebut tidak cukup untuk membuktikan kualitas dari pengujian yang telah dilakukan oleh karena itu Peneliti mempertimbangkan hasil pengujian kembali melalui grafik performa akurasi dan loss pada fold terbaik dibawah ini.



**Gambar 7.** Grafik performa akurasi dan loss pada hidden layer 3 fold terbaik



**Gambar 8.** Grafik performa akurasi dan loss pada hidden layer 4 fold terbaik



**Gambar 9.** Grafik performa akurasi dan loss pada hidden layer 5 fold terbaik

Gambar 7, 8, dan 9 merupakan grafik performa akurasi dan loss dari model sistem pada fold terbaik. Berdasarkan peninjauan pada grafik performa akurasi dan loss diatas, grafik pada gambar 8 adalah salah satu dari yang terbaik karena pada grafik tersebut hanya memiliki sedikit titik overfitting pada sistem yang digunakan pada hidden layer 4 dibandingkan dengan parameter hidden layer yang lain. Dari hasil tersebut maka dapat disimpulkan bahwa pada pengujian pertama ini empat hidden layer mendapatkan hasil terbaik.

Pada pengujian tahap kedua akan dilakukan pengujian optimizer untuk mengetahui hasil performa sistem. Peneliti akan menggunakan optimizer Adam, Nadam, RMSprop dan SGD dengan parameter pengujian lainnya yaitu hidden

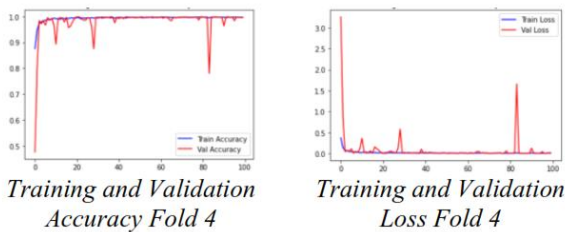


layer 4, epochs sebesar 100, learning rate 0,001, input size 64x64 dan batch size 32. Pada pengujian tahap ini didapat hasil pada tabel 3 berikut:

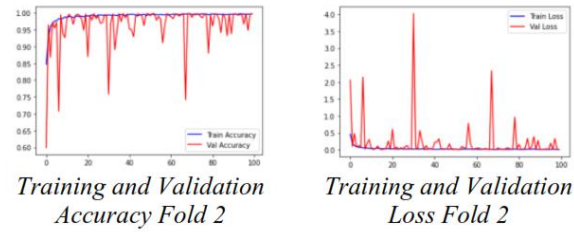
**Tabel 3.** Hasil pengujian optimizer

Optimizer	Parameter				
	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score	Loss
Adam	99,84 %	100%	100 %	100 %	0,0052
Nadam	99,66 %	100%	100 %	100 %	0,0046
SGD	99,56 %	100%	100 %	100 %	0,0121
RMSprop	99,66 %	100%	100 %	100 %	0,0042

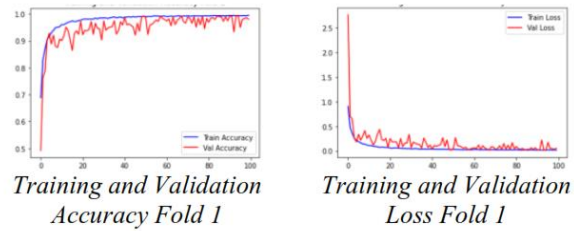
Dari data pada tabel 3 didapatkan hasil pengujian kedua terbaik saat menggunakan optimizer Adam lalu hasil akurasi yang didapatkan adalah sebesar 99,84% dengan loss sebesar 0,0052. Namun, hal tersebut tidak cukup untuk membuktikan kualitas dari pengujian yang telah dilakukan oleh karena itu Peneliti mempertimbangkan hasil pengujian kembali melalui grafik performa akurasi dan loss pada fold terbaik dibawah ini.



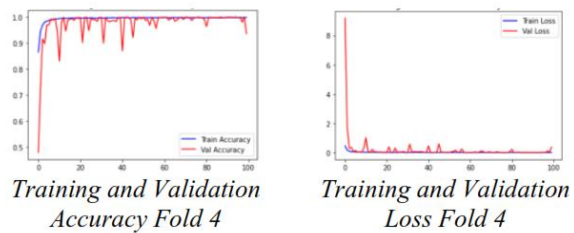
**Gambar 10.** Grafik performa akurasi dan loss pada optimizer Adam fold terbaik



**Gambar 11.** Grafik performa akurasi dan loss pada optimizer Nadam fold terbaik

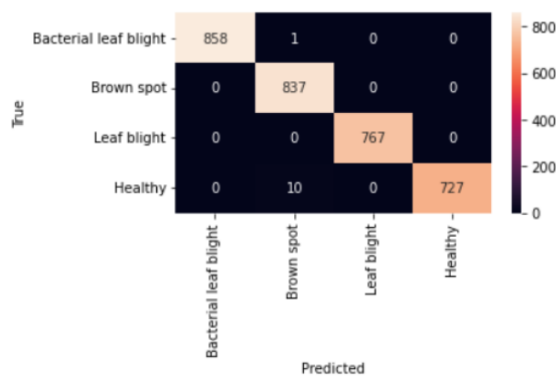


**Gambar 12.** Grafik performa akurasi dan loss pada optimizer SGD fold terbaik



**Gambar 13.** Grafik performa akurasi dan loss pada optimizer RMSprop fold terbaik

Gambar 10, 11, 12 dan 13 merupakan grafik performa akurasi dan loss dari model sistem pada fold terbaik. Berdasarkan peninjauan pada grafik performa akurasi dan loss diatas, grafik pada gambar 10 adalah salah satu dari yang terbaik karena pada grafik tersebut tidak ditemukan adanya overfitting ataupun underfitting pada sistem yang digunakan pada optimizer Adam. Dari hasil tersebut maka dapat disimpulkan bahwa pada pengujian kedua ini optimizer Adam mendapatkan hasil terbaik.



Gambar 14. Confusion matrix pengujian terbaik

Gambar 14 adalah confusion matrix dari pengujian terbaik yang telah didapat. Pada confusion matrix tersebut dapat dilihat bahwa dari 3200 data uji, sistem mampu mengklasifikasi dengan benar sebanyak 3189 data dengan rincian dapat memprediksi penyakit bacterial leaf blight pada tanaman padi sebanyak 858 data, penyakit brown spot sebanyak 837 data, penyakit leaf smut sebanyak 767 data, dan tanaman padi sehat sebanyak 727 data. Dari data tersebut dapat dijadikan acuan untuk menghitung karakteristik kinerja sistem performa seperti akurasi, precision, recall, fl-score, dan loss. Hasil performa sistem yang dicapai berdasarkan parameter terbaik yang telah dilakukan ditunjukkan pada tabel 4 di bawah ini.

Tabel 4. Hasil performa sistem terbaik

Kelas	Parameter				
	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score	Loss
Bacterial Leaf Blight	99,66 %	100%	100 %	100 %	0,0047
Brown Spot		99%	100 %	99%	
Leaf Blight		100%	100 %	100 %	
Healthy		100%	99%	99%	

Dari hasil performa sistem pada tabel 4 diatas, diketahui bahwa setiap kelas memiliki nilai precision, recall, dan fl-score. Akurasi yang didapatkan keseluruhan kelas mencapai nilai 99,66%. Dari hasil yang didapat, penelitian ini memiliki performa yang cukup baik dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan empat kelas yaitu bacterial leaf blight, brown spot, leaf blight, dan healthy.

## SIMPULAN

Sistem deteksi penyakit pada tanaman padi menggunakan pengolahan citra digital dengan metode Convolutional Neural Network (CNN) dapat berjalan optimal pada penelitian yang telah dilakukan. Sistem ini telah mampu melakukan deteksi tiga kelas penyakit pada tanaman padi sebanyak 3189 data dengan rincian bacterial leaf blight sebanyak 858 data, brown spot sebanyak 837 data, leaf smut sebanyak 767 data, dan satu kelas tanaman padi sehat/healthy sebanyak 727 data dari total keseluruhan

data 3200 data. Hasil performa terbaik yang didapat pada saat melakukan pengujian deteksi penyakit pada tanaman padi didapatkan dengan hasil akurasi sebesar 99,66%, precision, recall, f1-score sebesar 100% dan loss sebesar 0,0047 serta memiliki grafik performa akurasi dan loss secara good fit. Berdasarkan hasil performa sistem dari keseluruhan pengujian yang dilakukan, didapatkan kesimpulan bahwa hasil performa sistem terbaik dari masing-masing pengujian adalah dengan menggunakan empat hidden layer dan optimizer Adam

## DAFTAR PUSTAKA

- “Fully Connected Layer” [Online]. Tersedia pada: <https://www.oreilly.com/library/view/machine-learning-projects/9781788994590/5961f28e-eb19-42c9-bd69-8bf23d00fa78.xhtml>. [Diakses 7 Desember 2021].
- Agus Khumaidi. “Klasifikasi Image Sequence Hasil Pengelasan Menggunakan Metode Convolution Neural Network (CNN) untuk Non Destructive Test”. [Thesis]. Program Magister Bidang Keahlian Jaringan Cerdas Multimedia Departemen Teknik Elektro Fakultas Teknologi Elektro Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya. 2017.
- Bari BS, Islam MN, Rashid M, Hasan MJ, Razman MAM, Musa RM, Ab Nasir AF, P.P. Abdul Majeed A. 2021. “A real-time approach of diagnosing rice leaf disease using deep learning-based faster R-CNN framework”. PeerJ Comput. Sci. 7: e432 DOI 10.7717/peerj-cs.432.
- D. Soydaner, “A Comparison of Optimization Algorithms for Deep Learning”, Int. J. Pattern Recognit. Artif. Intell., vol.34, no. 13, 2020.
- Dimas Prasetyo Aji. “Identifikasi Penyakit Tanaman Padi Berbasis Citra Daun Padi Menggunakan Pyramid Histogram of Oriented Gradient (PHOG)”. [Skripsi]. Program Studi Teknik Telekomunikasi Universitas Telkom. 2020.
- Eusebio L. Mique, Jr., Thelma D. Palaoag. 2018. “Rice Pest and Disease Detection Using Convolutional Neural Network”. Association for Computing Machinery.
- Gugan Kathiresan. 2021. “Disease detection in rice leaves using transfer learning techniques”. J. Phys.: Conf. Ser. 1911 012004.
- Liang, Wan-jie , Hong Zhang, Gu-feng Zhang & Hong-xin Cao. “Rice Blast Disease Recognition Using a Deep Convolutional Neural Network”. Scientific Reports. 2019.
- Nagendra, K Venkata, P. Chandrakanth. “Rice Leaf Disease Prediction Using Convolutional Neural Network”. JAC: A Journal of Composition Theory, Volume XIV, Issue V, MAY 2021.
- Rizal, S. Caesar, N.K, Ibrahim, N. Vidya, H. Saidah, S. Fu’adah, Y.N. (2020). “Klasifikasi Daun Teh Seri GMB Menggunakan Convolutional Neural Network”. JESCE (Journal of Electrical and System Control Engineering). 3(2): 108-115.
- Shrivastava Vimal K., Monoj K. Pradhan, Sonajharia Minz, Mahesh P. Thakur. “RICE PLANT DISEASE CLASSIFICATION USING TRANSFER LEARNING OF DEEP”. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Volume XLII-3/W6, 2019.
- Sony A. “Prediction of Rice Diseases Using Convolutional Neural Network (in Rstudio)”. International Journal of Innovative Science and Research Technology, Volume 4, Issue 12, December – 2019.
- S. Ilahiyah dan A. Nilogiri. “Implementasi Deep Learning Pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network”. JUSTINDO (Jurnal Sistem & Teknologi Informasi Indonesia), Vol. 3, No.2, 2018.
- W. Sugiarto, Y. Kristian, E. R. Setyaningsih. “Estimasi Arah Tatapan Mata dengan Menggunakan Average Pooling Convolutional Neural Network”. Dinamika Teknologi, Vol. 9; No. 2; Hal. 62-68, 2017.
- Yunendah Nur Fu’adah. 2020. “Convolutional Neural Network (CNN) for Automatic Skin Cancer Classification System”. IOP Conf. Ser.: Mater. Sci. Eng. 982 012005.