

**KLASIFIKASI PENYAKIT PADI BERDASARKAN CITRA DAUN PADI
MENGUNAKAN NEURAL NETWORK**

SKRIPSI

Oleh :
RIZAL FUAD DWI HERMAWAN
NIM.19650148



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2024**

**KLASIFIKASI PENYAKIT PADI BERDASARKAN CITRA DAUN PADI
MENGUNAKAN NEURAL NETWORK**

SKRIPSI

Diajukan kepada:
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang
Untuk memenuhi Salah Satu Persyaratan dalam
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)

Oleh :
RIZAL FUAD DWI HERMAWAN
NIM.19650148

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2024**

HALAMAN PERSETUJUAN

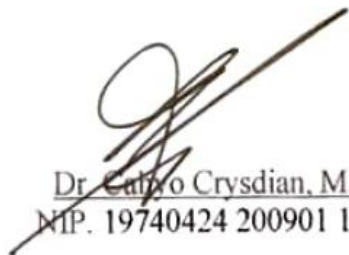
KLASIFIKASI PENYAKIT PADI BERDASARKAN CITRA DAUN PADI MENGUNAKAN NEURAL NETWORK

SKRIPSI

Oleh :
RIZAL FUAD DWI HERMAWAN
NIM. 19650148

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji:
Tanggal: 23 September 2024

Pembimbing I,


Dr. Cahyo Crysdian, M.Cs
NIP. 19740424 200901 1 008

Pembimbing II,


Dr. Ririen Kusumawati, S.Si, M.Kom
NIP. 19720309 200501 2 002

Mengetahui,

Ketua Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang




Deddy Fachrul Kurniawan, M.MT, IPU
NIP. 19771020 200912 1 001

HALAMAN PENGESAHAN

KLASIFIKASI PENYAKIT PADI BERDASARKAN CITRA DAUN PADI MENGUNAKAN NEURAL NETWORK

SKRIPSI

Oleh:
RIZAL FUAD DWI HERMAWAN
NIM. 19650148

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)
Tanggal: 13 November 2024

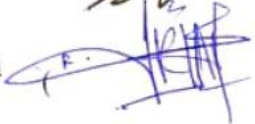
Susunan Dewan Penguji

Ketua Penguji : Dr. Irwan Budi Santoso, M.Kom
NIP. 19770103 201101 1 004

Anggota Penguji I : Roro Inda Melani, M.T, M.Sc
NIP. 19780925 200501 2 008

Anggota Penguji II : Dr. Cahyo Crysdian, M.Cs
NIP. 19740424 200901 1 008

Anggota Penguji III : Dr. Ririen Kusumawati, S.Si, M.Kom
NIP. 19720309 200501 2 002

()
()
()
()

Mengetahui,
Ketua Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang




Fachrul Kurniawan, M.MT, IPU
NIP. 19771020 200912 1 001

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

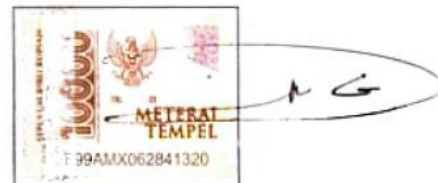
Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Rizal Fuad Dwi Hermawan
NIM : 19650148
Fakultas : Sains dan Teknologi
Program Studi : Teknik Informatika
Judul Skripsi : Klasifikasi Penyakit Padi Berdasarkan Citra Daun Padi Menggunakan Neural Network

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa Skripsi yang saya tulis ini benar-benar hasil karya saya sendiri, bukan merupakan pengambilalihan data, tulisan atau pikiran orang lain yang saya akui hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar pustaka.

Apabila di kemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan Skripsi ini hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 29 November 2024
Yang Membuat Pernyataan,



Rizal Fuad Dwi Hermawan
NIM.19650148

MOTTO

“Jika kamu melihat bagian terburuk dari segala hal, maka kamu akan melewatkan bagian yang terbaik”

HALAMAN PERSEMBAHAN

Penulis mempersembahkan kepada:

Kedua orang tua dan kakak yaitu Ayahanda Suherman, Ibunda Kumiati dan
Kakak Dian Wahid Hermawan yang telah mendukung penulis untuk
mengembangkan diri sehingga bisa menyelesaikan Skripsi. Kata terima kasih saja
tidak akan cukup untuk mengganti dukungan mereka.

KATA PENGANTAR

Assalamualaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Alhamdulillah, Puji dan Syukur kita panjatkan kepada Allah SAW. Dzat yang hanya kepada-Nya memohon pertolongan. Alhamdulillah atas segala pertolongan, rahmat, dan kasih sayang-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini. Shalawat dan salam kepada Rasulullah Shallallahu Alaihi Wasallam yang senantiasa menjadi sumber inspirasi dan teladan terbaik untuk umat manusia.

Penulis mengucapkan terima kasih sebesar-besarnya kepada semua pihak yang membantu menyusun skripsi dalam bentuk apa pun. Oleh karena itu penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Prof. Dr. H.M. Zainuddin, MA selaku rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang
2. Prof. Dr. Hj. Sri Harini, M.Si selaku dekan Fakultas Sains dan Teknologi UIN Maulana Malik Ibrahim Malang
3. Dr. Ir. Fachrul Kurniawan, M.MT, IPU selaku Ketua Program Studi Teknik Informatika UIN Maulana Malik Ibrahim Malang
4. Dr. Cahyo Crysdian, M.Cs dan Dr. Ririen Kusumawati, S.Si, M.Kom sebagai Pembimbing I dan Pembimbing II yang telah memberikan ilmu dalam menyusun skripsi.
5. Dr. Irwan Budi Santoso, M.Kom dan Roro Inda Melani, M.T, M.Sc sebagai Penguji I dan Penguji II yang telah mengoreksi kesalahan dalam skripsi
6. Seluruh Dosen Teknik Informatika UIN Malang yang telah memberikan arahan dan ilmunya.

7. Orang tua dan Kakak penulis yang telah memberikan dukungan dan semangat dalam penulisan skripsi
8. Teman-teman Angkatan ALIEN 19 yang telah membantu dalam diskusi penyusunan skripsi dan hal lainnya.
9. Teman-teman yang tidak mampu saya sebut satu persatu yang telah memberikan dukungan baik secara langsung maupun tidak langsung.
10. Penulis sendiri yang telah berjuang dalam penulisan skripsi ini dengan seluruh kemampuannya.

Skripsi yang telah ditulis ini masih jauh dari kata sempurna. Penulis akan senang jika terdapat keritik dan saran baik dari pihak mana pun. Semoga skripsi ini memberikan manfaat.

Wassalamualaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Malang, 29 November 2024

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGAJUAN	ii
HALAMAN PERSETUJUAN	iii
HALAMAN PENGESAHAN	iv
PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN	iv
MOTTO	vi
HALAMAN PERSEMBAHAN	vii
KATA PENGANTAR.....	viii
DAFTAR ISI.....	x
DAFTAR GAMBAR.....	xi
DAFTAR TABEL	xii
ABSTRAK	xiii
ABSTRACT	xiv
الملخص	xv
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Pernyataan Masalah	5
1.3 Tujuan Penelitian	5
1.4 Manfaat Penelitian	6
1.5 Batasan Penelitian.....	6
BAB II STUDI PUSTAKA	7
2.1 Klasifikasi Penyakit Padi	7
2.2 Data Citra Digital	10
2.3 Neural Network.....	13
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	17
3.1 Koleksi Data.....	17
3.2 Desain Sistem.....	19
3.2.1 Preprocessing	20
3.2.2 Neural Network (NN).....	23
BAB IV UJI COBA DAN PEMBAHASAN.....	31
4.1 Skenario Uji Coba.....	31
4.1.1 Data Pengujian	31
4.1.2 Menghitung Kinerja Sistem	32
4.2 Hasil Uji Coba.....	34
4.2.1 Uji Coba Skenario 1	34
4.2.2 Uji Coba Skenario 2	37
4.2.3 Uji Coba Skenario 3	40
4.3 Pembahasan.....	43
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	47
5.1 Kesimpulan	47
5.2 Saran	48
DAFTAR PUSTAKA	
LAMPIRAN	

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Dataset Kelas Bacterial Leaf Blight	17
Gambar 3.2 Dataset Kelas Brown Spot	18
Gambar 3.3 Dataset Kelas Healthy	18
Gambar 3.4 Dataset Kelas Leaf Blast	18
Gambar 3.5 Dataset Kelas Leaf Scald.....	19
Gambar 3.6 Dataset Kelas Narrow Brown Spot	19
Gambar 3.7 Desain System Klasifikasi.....	19
Gambar 3.8 Flowchart Preprocessing	20
Gambar 3.9 Arsitektur Neural Network.....	24
Gambar 4.1 Plot Error Training Rasio 90:10	34
Gambar 4.2 Prediksi Testing Rasio 90:10.....	35
Gambar 4.3 Plot Error Training Rasio 80:20	37
Gambar 4.4 Prediksi Testing Rasio 80:20.....	38
Gambar 4.5 Plot Error Training Rasio 70:30	40
Gambar 4.6 Prediksi Testing Rasio 70:30.....	41
Gambar 4.7 Diagram Batang Hasil Setiap Skenario	43

DAFTAR TABEL

Tabel 4.1 Pembagian Data	32
Tabel 4.2 Hasil Pemecahan Data	32
Tabel 4.3 Contoh Confusion Matrix	33
Tabel 4.4 Confusion Matrix Rasio 90:10	36
Tabel 4.5 Presisi dan Recall Rasio 90:10	36
Tabel 4.6 Confusion Matrix Rasio 80:20	39
Tabel 4.7 Presisi dan Recall Rasio 80:20	39
Tabel 4.8 Confusion Matrix Rasio 70:30	42
Tabel 4.9 Presisi dan Recall Rasio 70:30	42

ABSTRAK

Hermawan, Rizal Fuad Dwi. 2024. **Klasifikasi Penyakit Padi Berdasarkan Citra Daun Padi Menggunakan Neural Network**. Skripsi. Jurusan Teknik Informatika Fakultas Sains Dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (i) Dr. Cahyo Crysdiyan, M.Cs, (ii) Dr. Ririen Kusumawati, S.Si, M.Kom.

Kata Kunci: *Neural Network, Learning Rate, Daun Padi, Penyakit Padi, Ekstraksi Fitur Warna, Normalisasi.*

Pertanian memegang peran penting pada sektor pangan dan ekonomi di Indonesia. Pada sektor makanan, nasi merupakan salah satu makanan yang banyak dimakan. Salah satu faktor yang menyebabkan hasil panen padi menurun yaitu penyakit padi. Penelitian ini mengukur kinerja metode *Neural Network* dalam mendeteksi penyakit padi pada citra daun padi dan menganalisis faktor-faktor yang memengaruhi kinerja *Neural Networks*. Data citra yang mencakup 6 jenis penyakit padi seperti *Bacterial Leaf Blight, Brown Spot, Healthy, Leaf Blast, Leaf Scald*, dan *Narrow Brown Spot*. Data diperoleh melalui website Kaggle dengan data sebanyak 2.100 data. Desain sistem yang digunakan pada penelitian yaitu preprocessing yang meliputi ekstraksi fitur warna dan normalisasi data kemudian kemudian klasifikasi *Neural Networks* yang memiliki 6 *layers*. Hasil dari penelitian yaitu nilai evaluasi yang terdiri dari nilai akurasi, presisi dan recall pada tiap-tiap skenario dengan nilai terbaik pada skenario 1 dengan *learning rate* 0,01 dan rasio 90:10 yang memiliki hasil akurasi 92,38%, presisi 92,81% dan recall 92,38%. Dari hasil uji coba dapat diketahui bahwa beberapa variabel dapat memengaruhi hasil dari nilai evaluasi seperti jumlah epoch, banyak data, pengolahan citra, dan arsitektur *Neural Networks* serta *Neural Networks* mampu melakukan klasifikasi pada citra penyakit daun padi.

ABSTRACT

Hermawan, Rizal Fuad Dwi. 2024. **Classification of Rice Diseases Based on Rice Leaf Images Using Neural Network**. Thesis. Department of Informatics Engineering, Faculty of Science and Technology, Maulana Malik Ibrahim State Islamic University, Malang. Supervisor: (i) Dr. Cahyo Crysdian, M.Cs, (ii) Dr. Ririen Kusumawati, S.Si, M.Kom.

Agriculture plays an important role in the food and economic sectors in Indonesia. In the food sector, rice is one of the foods that is widely eaten. One of the factors that causes rice yields to decrease is rice pests and pests. This research measures the performance of the method Neural Network in detecting rice pests in images of rice leaves and analyzing the factors involved to influence performance of Neural Networks. Image data covering 6 types of rice diseases such as Bacterial Leaf Blight, Brown Spot, Healthy, Leaf Blast, Leaf Scald, and Narrow Brown Spot. Data was obtained via the Kaggle website with 2,100 data. The system design used in the research is preprocessing which includes color feature extraction and data normalization then classification Neural Networks which has 6 layers. The results of the research are evaluation values consisting of accuracy, precision and recall values in each scenario with the best value in scenario 1 with a learning rate of 0.01 and a ratio of 90:10 which has an accuracy result of 92,38%, precision of 92,81% and recall 92,38%. From the test results it can be seen that several variables can influence the results of evaluation values such as number of epochs, learning rate value, amount of data, image processing, and architecture Neural Networks as well as Neural Networks able to carry out classification on images of rice leaf diseases.

Keywords: Neural Network, Learning Rate, Rice Leaves, Rice Diseases, Color Feature Extraction, Normalization.

الملخص

هيرماوان, ريجال فؤاد دوي . ٢٠٢٤ . تصنيف أمراض الأرز بناء على صور أوراق الأرز باستخدام الشبكة العصبية . البحث الجامعي, قسم الهندسة المعلوماتية. جامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية مالانج. المشرف: الدكتور جحيو جرسديان. الدكتور ريرين كوسوماواقي, الماجستير

الكلمات الأساسية: الشبكات العصبية الاصطناعية, معدل التعلم, أوراق الأرز, أمراض الأرز, استخلاص خصائص, الطبع

تلعب الزراعة دورًا مهمًا في قطاعي الغذاء والاقتصاد في إندونيسيا. وفي قطاع الأغذية، يعد الأرز أحد الأطعمة التي يتم تناولها على نطاق واسع. أحد العوامل التي تؤدي إلى انخفاض محصول الأرز هو آفات الأرز وآفاته. يقيس هذا البحث أداء هذه الطريقة الشبكة العصبية في الكشف عن آفات الأرز في صور أوراق الأرز وتحليل العوامل المؤثرة عليها أداء الشبكة العصبية. بيانات الصورة تغطي ٦ أنواع من أمراض الأرز مثل لفحة الأوراق البكتيرية، بقعة بنية، صحيح، انفجار ورقة، تحرق الأوراق، و بقعة بنية ضيقة. تم الحصول على البيانات عبر موقع كاخيل مع ٢١٠٠ بيانات. تصميم النظام المستخدم في البحث هو المعالجة المسبقة والتي تتضمن استخراج ميزات الألوان وتطبيع البيانات ثم التصنيف الشبكات العصبية الذي لديه ٦ طبقات. نتائج البحث عبارة عن قيم تقييمية مكونة من قيم الدقة والإحكام والاستدكار في كل سيناريو مع القيمة الأفضل في السيناريو ١ بمعدل تعلم ٠,٠١ ونسبة ٩٠:١٠ والتي تبلغ نتيجة دقة ٩٢,٣٨ %، دقة ٩٢,٨١ % واستدعاء ٩٢,٣٨ %. من نتائج الاختبار يمكن أن نرى أن العديد من المتغيرات يمكن تأثير نتائج قيم التقييم مثل عدد العصور وقيمة معدل التعلم وكمية البيانات ومعالجة الصور والهندسة المعمارية الشبكات العصبية إلى جانب الشبكات العصبية قادرة على تنفيذ التصنيف على صور أمراض أوراق الأرز.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Makanan pokok suatu hal yang penting setiap daerah di Indonesia. Penghasil makanan pokok banyak dihasilkan oleh masyarakat melalui sektor pertanian. Selain dalam bidang pangan, sektor pertanian memegang peranan penting dalam perekonomian Indonesia. Badan Pusat Statistik (BPS) menyebutkan sektor pertanian, kehutanan, dan perikanan memberikan kontribusi besar dalam perekonomian yaitu sebesar 13,28% pada tahun 2021. Pada tahun 2020 pertanian memiliki perkembangan yang cukup baik. Perkembangan pertanian pada tahun 2020 sebesar 1,77% di tengah penurunan perekonomian Indonesia yang sebesar 2,07% (Khasanah & Astuti, 2021). Maka dari itu perkembangan dari pertanian turut menjadi perhatian yang lebih agar mampu dikembangkan, sehingga menjadi sektor yang membantu perekonomian Indonesia.

Dalam Al-Quran dan Hadist, banyak pembahasan mengenai pertanian atau memanfaatkan tanaman. Allah dalam firmanNya memerintahkan manusia untuk menjelajahi bumi yaitu untuk dijadikannya lahan pertanian sebagai sumber makanan yang terapat pada surah Al-Mulk ayat 15

هُوَ الَّذِي جَعَلَ لَكُمُ الْأَرْضَ ذُلُولًا فَامْشُوا فِي مَنَاكِبِهَا وَكُلُوا مِن رِّزْقِهِ وَإِلَيْهِ النُّشُورُ

“Dialah yang menjadikan bumi untuk kamu yang mudah dijelajahi, maka jelajilah di segala penjurunya dan makanlah sebagian dari rezeki-Nya. Dan hanya kepada-Nyalah kamu (kembali setelah) dibangkitkan.” (QS. Al-Mulk : 15).

Pada surah al-A'raf ayat 10 menjelaskan mengenai bumi yang disediakan oleh Allah sebagai lahan untuk sumber kehidupan yaitu menanam padi. Bunyi surah Al-A'raf ayat 10 yaitu :

وَلَقَدْ مَكَّنَّاكُمْ فِي الْأَرْضِ وَجَعَلْنَا لَكُمْ فِيهَا مَعَايِشَ ۖ فَلْيَا مَا تَشْكُرُونَ

“Dan sungguh, Kami telah menempatkan kamu di bumi dan di sana Kami sediakan (sumber) penghidupan untukmu. (Tetapi) sedikit sekali kamu yang bersyukur.” (QS. Al-A'raf :10).

Dalam hadist, Rasulullah pernah menjelaskan mengenai pentingnya melakukan pertanian. Salah satu hadist yang menjelaskan pentingnya melakukan pertanian yaitu :

حَدَّثَنَا قُتَيْبَةُ بْنُ سَعِيدٍ حَدَّثَنَا أَبُو عَوَانَةَ ح وَحَدَّثَنِي عَبْدُ الرَّحْمَنِ بْنُ الْمُبَارَكِ حَدَّثَنَا أَبُو عَوَانَةَ عَنْ قَتَادَةَ عَنْ أَنَسٍ بْنِ مَالِكٍ رَضِيَ اللَّهُ عَنْهُ قَالَ قَالَ رَسُولُ اللَّهِ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ مَا مِنْ مُسْلِمٍ يَغْرِسُ غَرْسًا أَوْ يَزْرَعُ زَرْعًا فَيَأْكُلُ مِنْهُ طَيْرٌ أَوْ إِنْسَانٌ أَوْ بَيْمَةٌ إِلَّا كَانَ لَهُ بِهِ صَدَقَةٌ وَقَالَ لَنَا مُسْلِمٌ حَدَّثَنَا أَبَانُ حَدَّثَنَا قَتَادَةُ حَدَّثَنَا أَنَسٌ عَنْ النَّبِيِّ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ

“Telah menceritakan kepada kami [Qutaibah bin Sa'id] telah menceritakan kepada kami [Abu 'Awanah]. Dan diriwayatkan pula telah menceritakan kepada saya ['Abdurrahman bin Al Mubarak] telah menceritakan kepada kami [Abu 'Awanah] dari [Qatadah] dari [Anas bin Malik radliallahu 'anhu] berkata; Rasulullah shallallahu 'alaihi wasallam bersabda: "Tidaklah seorang muslim pun yang bercocok tanam atau menanam satu tanaman lalu tanaman itu dimakan oleh burung atau manusia atau hewan melainkan itu menjadi shadaqah baginya". Dan berkata, kepada kami [Muslim] telah menceritakan kepada saya [Aban] telah menceritakan kepada kami [Qatadah] telah menceritakan kepada kami [Anas] dari Nabi shallallahu 'alaihi wasallam..” (HR. Imam Bukhari hadits no.2152).

Makanan pokok di Indonesia memiliki berbagai jenis antara lain padi, jagung, kedelai, kacang tanah, singkong, ubi jalar, dan kacang hijau. Masing-masing makan pokok memiliki hasil dari produksi berbeda-beda. Menurut laporan dari Kementerian Pertanian pada tahun 2022 produksi padi mencapai 54,75 juta ton

dalam satu tahun. Produksi jagung pada tahun 2022 mencapai 25,18 juta ton. Pada tanaman kedelai mendapatkan jumlah produksi mencapai 0,30 juta ton. Aneka umbi-umbian pada tahun 2022 mendapatkan jumlah produksi sebesar 16,49 juta ton. Pada produksi aneka kacang-kacangan mendapatkan jumlah produksi sebanyak 0,51 juta ton.

Menurut BPS padi memiliki tingkat panen yang tinggi. Pada tahun 2021 panen padi mencapai 10,41 juta hektare yang dihitung dari bulan Januari sampai Desember. Panen terbesar pada panen padi terjadi pada bulan Maret yaitu sebesar 1,79 juta hektare. Panen padi pada tahun 2021 mengalami penurunan jika dibandingkan dengan tahun 2020. Pada tahun 2020, banyak panen padi mencapai 10,66 juta hektare. Penurunan panen padi tahun 2021 sekitar 245,47 ribu hektar. Dampak dari turunnya jumlah panen padi, maka jumlah produksi beras semakin menurun. Produksi padi pada tahun 2021 yang dihitung dari bulan Januari sampai Desember sebanyak 54,45 juta ton GKG. Penurunan dari tahun 2021 yaitu sebanyak 233,91 ribu ton GKG (BPS, 2021).

Kegagalan dalam memanen padi memiliki banyak faktor seperti bencana alam (banjir dan kekeringan) dan akibat serangan dari penyakit atau organisme pengganggu tanaman (hama). Penyakit menurut KBBI merupakan sesuatu yang menyebabkan gangguan yang disebabkan oleh bakteri dan virus, sedangkan hama merupakan sebuah hewan yang mengganggu produksi pada pertanian. Faktor yang sering dijumpai yaitu penyakit padi. Penyakit padi merupakan sebuah penyakit yang mengganggu keberlangsungan hidup tanaman padi. Pendeteksi awal penyakit padi merupakan sebuah langkah yang penting agar padi dapat diselamatkan.

penyakit padi memiliki banyak ciri-ciri yang menjadi landasan padi tersebut memiliki penyakit atau tidak. Salah satu ciri-ciri yang ada yaitu pada daun padi. Banyak macam penyakit yang memiliki ciri-ciri di daunnya. Beberapa penyakit yang memiliki ciri-ciri di daunnya yaitu Blas (*Blast*), Bercak Coklat (*Brown Spot*), Bakteri Hawar Daun (*Bacterial Leaf Blight*), dan Hispa (Dewi *et al.*, 2017). Mengetahui dari masing-masing ciri-ciri dari penyakit padi menjadikan penanganan yang mudah bagi petani untuk menentukan penanganan yang tepat.

Penanganan yang tepat menjadi kunci bagi keberlangsungan hidup tanaman padi. Petani perlu memantau tanaman padi agar dapat ditangani dengan tepat dan cepat. Penanganan yang cepat dapat mencegah penyakit menjalar semakin parah. Maka dalam penelitian ini akan membahas mengenai mendeteksi penyakit padi yang dilihat pada daun padi menggunakan *Deep learning*. *Deep learning* banyak digunakan pada beberapa aplikasi. *Deep learning* mempelajari lebih banyak data dengan algoritma tertentu. *Deep learning* banyak digunakan pada objek-objek tertentu seperti penentuan peluang dan kejadian. Metode yang digunakan untuk melakukan klasifikasi pada penyakit padi yaitu metode *Neural Networks*.

Metode *Neural Networks* (NN) merupakan proses yang meniru kerja jaringan saraf manusia. *Neural Networks* memiliki cara kerja yang hampir sama dengan jaringan saraf manusia. Jaringan saraf manusia berfungsi untuk menerima data yang dikirimkan oleh indra manusia. Saraf akan memproses *input* tersebut dan mengeluarkan *output* yang sesuai dengan data yang pernah diproses di otak. jaringan saraf manusia memiliki beberapa anggota. Setiap anggota saraf memiliki fungsi masing-masing. Bagian yang penting dalam sebuah saraf yaitu dendrit,

sinapsis, dan akson. Dendrit berfungsi untuk mengirim sebuah *input* ke sinapsis dan sinapsis memproses data yang dikirim. Data yang sudah diproses akan dikirim ke akson untuk dikirim ke *neuron* lainnya. Proses *Neural Network* sama dengan proses Jaringan saraf tersebut. *Neural Network* pada saat ini dikembangkan sehingga bisa meniru jaringan saraf manusia. Perkembangan dari *Neural Network* menciptakan sebuah metode baru yang dikembangkan dari metode NN yaitu metode CNN dan metode ANN. Penggunaan metode NN karena penulis ingin mempelajari dasar dari jaringan saraf tiruan sehingga Ketika ingin mengembangkan menggunakan metode yang lebih sulit dapat memahami metode.

1.2 Pernyataan Masalah

Bersumber pada latar belakang yang telah diuraikan di atas, maka pernyataan masalah yang dihasilkan dari penelitian ini adalah:

1. Seberapa baik performa metode *Neural Network* dalam mendeteksi penyakit padi melalui citra daun padi?
2. Faktor apa saja yang memengaruhi metode *Neural Network* dalam deteksi penyakit padi melalui citra daun padi?

1.3 Tujuan Penelitian

Bersumber dari pernyataan masalah, tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Menghitung kinerja metode *Neural Network* dalam mendeteksi penyakit padi melalui citra daun padi
2. Menganalisis faktor-faktor yang memengaruhi kinerja metode *Neural Network* dalam mendeteksi penyakit padi melalui citra daun padi.

1.4 Manfaat Penelitian

Penelitian klasifikasi penyakit padi berdasarkan citra daun padi menggunakan *Neural Network* (NN) memiliki manfaat sebagai berikut :

1. Penelitian ini bisa dimanfaatkan untuk mendeteksi penyakit padi melalui daun padi oleh petani pemula.
2. Penelitian ini bisa dikembangkan dengan IoT untuk menciptakan perangkat realtime agar mudah digunakan.

1.5 Batasan Penelitian

Batasan penelitian bertujuan untuk memberikan batas ke pada penelitian agar permasalahan terarah dan tidak terlalu luas. Batasan masalah yang digunakan pada penelitian ini adalah:

1. Data yang digunakan merupakan citra daun padi
2. Citra daun padi hanya menggunakan 6 kelas yang merupakan *class Bacterial Leaf Blight*, *class Brown Spot*, *class Healthy*, *class Leaf Blast*, *class Leaf Scald*, dan *class Narrow Brown Spot*.
3. Citra daun yang digunakan merupakan daun padi yang masih belum siap panen atau daun masih berwarna hijau

BAB II

STUDI PUSTAKA

2.1 Klasifikasi Penyakit Padi

Klasifikasi adalah serapan dari bahasa Belanda “*classificatie*” atau bahasa Perancis yaitu “*classification*”. Menurut KBBI, klasifikasi merupakan menyusun secara sistem dalam kelompok menurut standar yang ditetapkan. Pengelompokan suatu benda bisa dikelompokkan berdasarkan ciri-ciri yang sesuai dengan benda lain. Seperti contohnya yaitu sebuah klasifikasi kendaraan yang biasa digunakan oleh manusia. Sebuah sepeda motor bisa dikelompokkan menjadi sebuah sepeda motor karena memiliki ciri-ciri atau sifat yang sama dengan sepeda motor yang lain. Ketika mengklasifikasikan sebuah penyakit padi maka memerlukan sebuah ciri-ciri yang digunakan. Pada penelitian ini ciri-ciri yang digunakan merupakan daun padi. Daun padi memiliki ciri-ciri untuk mengetahui penyakit yang dijangkit oleh padi.

Penelitian yang dilakukan oleh Agustiani *et al.*, (2022) merupakan penelitian untuk mengklasifikasi penyakit padi menggunakan Random Forest. Penyakit padi yang diteliti dalam penelitian ini memiliki tiga macam penyakit padi. Penyakit padi yang digunakan yaitu Bacterial Leaf Blight, Brown Spot, dan Leaf Smut. jumlah data yang digunakan sebanyak 120 dataset dengan masing-masing jenis penyakit memiliki 40 dataset. Dataset diperbanyak dengan metode augmentasi sehingga menjadi 2.550 dengan masing-masing jenis penyakit memiliki jumlah data sebanyak 850 dataset. Desain sistem yang dirancang pada penelitian ini yaitu Pengumpulan Data, Augmentasi, Ekstraksi Fitur dan Klasifikasi. Data pada

penelitian ini dikumpulkan melalui website Kaggle. Data yang sudah didapatkan dilakukan augmentasi untuk memperbanyak data. Ekstraksi Fitur merupakan proses untuk mendapatkan ciri pada citra. Klasifikasi penyakit padi menggunakan metode Random Forest (RF). Random Forest menentukan klasifikasi berdasarkan dengan suara terbanyak dalam pohon keputusan yang dibentuk. Hasil dari penelitian ini merupakan perbandingan antara data yang dilakukan augmentasi dengan data yang tidak dilakukan augmentasi. Selain itu penelitian ini menghasilkan nilai akurasi dengan 4 metode yang digunakan yaitu *Random Forest*, *Naïve Bayes*, *Decision Tree*, dan *K-Nearest Neighbor*.

Khoiruddin *et al.*, (2022) melakukan penelitian untuk melakukan klasifikasi penyakit padi menggunakan metode *Convolution Neural Network*. Tujuan penelitian ini untuk membantu petani dalam mengidentifikasi penyakit padi agar produksi padi semakin banyak. Permasalahan penelitian ini adalah berapa besar akurasi yang dihasilkan model CNN dan bagaimana pengaruh epoch terhadap nilai akurasi dalam metode CNN. Desain sistem yang dibangun untuk membuat sistem klasifikasi memiliki beberapa tahapan. Pertama yaitu studi literatur yang berguna untuk mengumpulkan referensi yang relevan dengan pembahasan. Kedua yaitu pengumpulan data. Proses pengumpulan data dilakukan menggunakan website Kaggle. Data yang diperoleh merupakan data penyakit padi dengan jumlah data sebanyak 240 dataset. Jenis penyakit yang diteliti meliputi penyakit Rice Blast, Bacterial Leaf Blight dan Rice Tungro Virus. Masing-masing jenis penyakit memiliki data sebanyak 80 dataset. Proses ketiga merupakan proses preprocessing. Proses preprocessing meliputi Crop Image, Augmentasi dan split data. Proses crop

image merupakan proses untuk memotong gambar menjadi rasio square. Augmentasi digunakan untuk memperbanyak data. Setelah dilakukan Augmentasi data yang digunakan sebanyak 6000 dataset. Data dibagi sebesar 80% data training, 10% untuk data validasi dan 10% data testing. Proses untuk melakukan klasifikasi menggunakan proses CNN. CNN merupakan sebuah metode yang dikembangkan dari metode NN. CNN terdiri dari beberapa lapisan *convolution layer*, *pooling layer*, dan *fully connected layer*. Hasil dari penelitian ini yaitu nilai akurasi pada setiap nilai epoch. Nilai epoch yang digunakan yaitu 25, 50, 75, dan 100. Pada epoch 25 menghasilkan nilai akurasi 95%. Pada epoch 50 menghasilkan nilai akurasi 96%. Pada epoch 75 menghasilkan nilai akurasi 98%. Pada epoch 100 mendapatkan nilai akurasi 98%.

Jinan & Hayadi, (2022) melakukan penelitian untuk mengklasifikasikan penyakit padi memakai *Convolution Neural Networks* (CNN). CNN sering dipakai dalam proses klasifikasi sebuah citra. Permasalahan dalam penelitian ini adalah berapa akurasi dari metode CNN dalam klasifikasi penyakit padi. Desain sistem pada penelitian ini meliputi pengumpulan data, preprocessing, dan klasifikasi. Data pada penelitian ini diambil dari website UCI Machine Learning Repository. Kategori dari penyakit padi yang digunakan yaitu *Bacterial Leaf Blight*, *Brown Spot*, dan *Leaf Spot*. Data yang digunakan sebanyak 120 dataset yang masing-masing jenis penyakit padi memiliki 40 dataset. Proses preprocessing merupakan proses untuk mengolah data sebelum dimasukkan kedalam proses. Pada tahapan preprocessing, citra diubah ukurannya sehingga menjadi ukuran yang lebih kecil.

Setelah melakukan tahapan preprocessing, citra bisa dimasukkan ke dalam tahapan klasifikasi menggunakan CNN. Hasil akurasi klasifikasi sebesar 0,917 atau 91,7%.

Purnamawati *et al.*, (2020) melakukan penelitian untuk mengklasifikasikan penyakit padi. Penelitian ini menggunakan lima metode. Metode yang digunakan yaitu *Decision Tree*, *Naïve Bayes*, *Random Forest*, *Support Vector Machines*, dan *k-Nearest Neighbor*. Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan citra daun padi. Data citra penyakit padi menggunakan Bacterial leaf blight, Brown spot dan Leaf smut. Data diperoleh menggunakan website UCI Machine Learning Repository. Setelah data diperoleh, data akan dilakukan preprocessing dan split data. Proses klasifikasi menggunakan lima metode yang dilakukan secara bergantian. Akurasi yang terbaik dari kelima metode tersebut yaitu pada metode KNN. Metode KNN menghasilkan akurasi sebesar 87%.

2.2 Data Citra Digital

Citra menurut Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI) merupakan sebuah kata benda yang memiliki arti sebuah penggambaran. Kata citra juga bisa diartikan sebagai gambar. Data citra merupakan data gambar yang digunakan untuk *input* dan *output* pada sebuah image processing. Data citra memiliki beberapa tipe yang dinilai dari warnanya yaitu data citra bertipe biner, data citra bertipe grayscale, dan data citra bertipe warna RGB. Data citra bertipe biner merupakan gambar atau citra yang nilai dari pixel berupa 1 dan 0 saja. Data citra bertipe grayscale merupakan data dengan nilai pixel dari 0 (hitam) sampai dengan 255(putih). Data citra bertipe RGB merupakan data yang memiliki tiga channel yaitu Red, Green, dan Blue.

Masing-masing channel memiliki nilai masing-masing dengan rentang antara 0 sampai 255.

Hakim *et al.*, (2023) melakukan sebuah penelitian mengenai klasifikasi batik di Banyuwangi. Data yang digunakan merupakan data dalam bentuk citra batik. Terdapat 7 class pada penelitian ini yang masing-masing class citra terdiri dari Batik Gajah Oling, Batik Gedegan, Batik Beras Kutah, Batik Kopi Pecah, Batik Sisikan, Batik Paras Gempal, dan Batik Moto Pitik. Jumlah masing-masing data batik yang digunakan yaitu sebanyak 120 dataset dengan total seluruh data yaitu 840 dataset. Data diperoleh dengan mengumpulkan citra atau foto di beberapa pengrajin dan galeri batik Banyuwangi. Data yang dikumpulkan berekstensi JPG yang difoto secara langsung menggunakan smartphone. Data citra menggunakan jenis citra RGB. Citra RGB memiliki tiga warna dasar yaitu Red, Green, dan Blue. Pengambilan gambar setiap kain batik pengambilan citra maksimal lima kali yaitu dengan tegak lurus, kemiringan dengan sudut 30 derajat dari horizontal, mengambil dengan sudut -30 derajat dari horizontal, mengambil dengan sudut 30 derajat dari vertikal dan mengambil dengan sudut -30 derajat terhadap vertikal. Sebelum diproses data dibagi menjadi dua bagian yaitu 70% untuk data train dan 30% untuk data test.

Borman *et al.*, (2022) melakukan sebuah penelitian klasifikasi tanaman Perdu Liar dengan metode Jaringan Syaraf Tiruan Radial Basis Function. Dataset yang digunakan merupakan citra dari tanaman perdu liar. Pengumpulan dataset dengan cara mencari di internet dan menemukan data sebanyak 120 citra. Jenis tanaman perdu yang digunakan sebanyak 4 jenis meliputi Ciplukan, Harendong,

Ketepeng Kecil dan Pulutan. Data dibagi menggunakan proses *trial and error*. *Trial and error* memecah data menjadi sama antara data training dan testing. Masing-masing kelas memiliki 25 data training. Jenis citra pada penelitian ini merupakan citra RGB yang memiliki warna dasar Red, Green, dan Blue.

Syarifah *et al.*, (2022) melakukan sebuah penelitian klasifikasi tingkat kematangan pada jambu bol menggunakan metode k-NN. Penelitian ini menggunakan data citra jambu bol dengan tingkat kematangan yang berbeda. Terdapat tiga macam class yang digunakan yaitu citra jambu bol mentah, matang, dan sangat matang. Banyak dataset yang digunakan sebanyak 90 citra. Dataset kemudian dipecah menjadi menjadi 60 data training dan 30 data testing. Jumlah masing-masing class data citra yaitu 20 jambu bol mentah, 20 jambu bol matang, 20 jambu bol sangat matang. Sedangkan pada data testing, masing-masing class memiliki banyak data 10 jambu bol mentah, 10 jambu bol matang, dan 10 jambu bol sangat matang. Dataset dikumpulkan oleh peneliti melalui foto buah secara langsung. Kamera yang digunakan memiliki ukuran 64 MP yang menghasilkan gambar yang bagus.

Dinata *et al.*, (2023) melakukan penelitian klasifikasi sepatu dengan metode CNN. Dataset yang diklasifikasikan merupakan data jenis-jenis sepatu. Jenis-jenis sepatu yang digunakan yaitu ballet flat, boat, brogue, sneaker. Jumlah dataset yang digunakan sebanyak 10.000 citra. Pada data validasi menggunakan 2000 citra dengan banyak class yang sama. Penulis mengumpulkan dataset melalui website Kaggle.

2.3 Neural Network

Neural Networks merupakan proses yang mengambil cara kerja jaringan saraf pada manusia. *Neural Network* memiliki node-node yang saling terhubung. Pada otak manusia memiliki sistem saraf atau neuron yang berfungsi untuk memproses sebuah informasi. Neuron memiliki akson, dendrit dan sinapsis. Neuron terhubung dengan neuron lainnya. Dendrit berfungsi sebagai penghubung yang menyampaikan impuls ke badan sel. Sinapsis berfungsi sebagai unit fungsional diantara dua sel saraf. Akson berfungsi sebagai penghubung yang menyampaikan impuls dari badan sel ke jaringan lain. Bagian-bagian sel saraf diambil fungsinya dan menghasilkan metode *Neural Network*. Bagian Dendrit sama dengan *input layer* yang digunakan untuk menerima input. bagian Sinapsis sama dengan *hidden layer* yang berfungsi untuk memproses input. bagian akson sama *output layer* berfungsi untuk menerima hasil dari proses.

Herdiansah *et al.*, (2022) melakukan penelitian mengenai klasifikasi Citra Daun Herbal. Metode yang digunakan metode *Neural Network*. Sebelum melakukan klasifikasi terdapat beberapa tahapan yang harus dilakukan supaya hasil klasifikasi sesuai dan memiliki akurasi yang baik. Pada penelitian ini proses preprocessing melakukan segmentasi citra, perbaikan segmentasi, dan ekstraksi ciri. Ekstraksi citra menggunakan metode threshold. Threshold berfungsi untuk membedakan antara background gambar dengan object. Proses perbaikan segmentasi merupakan proses untuk memperbaiki citra menggunakan metode morfologi. Proses ekstraksi fitur digunakan untuk mendapatkan ciri-ciri dari citra. Setelah didapatkan ciri dari gambar, maka ciri-ciri tersebut dimasukkan ke dalam

Neural Network. Ciri-ciri yang dimasukkan ke dalam input yaitu *metric* dan *eccentricity*. Penelitian ini menggunakan empat layer yaitu *layer input*, 2 *hidden layer*, dan *layer output*. Dalam penelitian menggunakan metode *backpropagation* untuk memperbaiki nilai bias dan bobot. Hasil akurasi dari klasifikasi sebesar 88,75%.

Hadianto *et al.*, (2019) melakukan sebuah penelitian mengenai klasifikasi peminjaman nasabah bank memakai *Neural Networks*. Pada penelitian menggunakan data berupa perilaku nasabah bank. Data diperoleh melalui website Kaggle sebanyak 5000 dataset. Dataset memiliki 14 variabel yang digunakan sebagai input data. Layer yang digunakan untuk proses klasifikasi terdapat 4 layer yang terdiri dari satu *layer input*, dua *layer hidden*, dan satu *layer output*. Jumlah node pada setiap layer memiliki 12 node pada *layer input*, 15 *layer hidden 1*, 8 *layer hidden 2*, dan 1 *layer output*. *Learning rate* yang digunakan pada proses training yaitu 0,01. Arsitektur *Neural Network* tersebut menghasilkan nilai akurasi sebesar 94,24% dengan dihitung menggunakan rumus akurasi. Peneliti juga menguji dataset menggunakan susunan arsitektur dan node yang berbeda, akan tetapi menghasilkan nilai akurasi yang sedikit berbeda dan lebih buruk.

Zaman *et al.*, (2021) melakukan sebuah penelitian untuk melakukan perbandingan antara metode KNN dan NN untuk klasifikasi batik. Data citra dihasilkan melalui pengrajin batik tulis yang dikumpulkan oleh peneliti langsung. Data yang digunakan sebanyak 900 dataset dengan jenis batik tulis klasik sebanyak 450 dataset dan batik tulis motif kontemporer sebanyak 450 dataset. Dataset akan dibagi menjadi 20% data testing dan 80% data training. Data akan dilakukan

preprocessing terlebih dahulu agar data baik digunakan pada saat proses. Proses preprocessing meliputi resize gambar, crop gambar, dan mengambil nilai Red dalam citra RGB. Pengambilan nilai Red karena channel Red memiliki intensitas komponen lebih tinggi dibandingkan dengan nilai channel Green dan Blue. Setelah melakukan preprocessing, data melalui proses transformasi Wavelet. Transformasi wavelet berfungsi untuk mempermudah dalam kompresi, transmisi, dan analisa citra. Setelah dilakukan transformasi wavelet, citra akan diekstraksi ciri-cirinya. Ekstraksi yang digunakan yaitu ekstraksi GLCM yang menghasilkan 5 nilai yaitu nilai Angular Second Moment, Contrast, Inverse Different Moment, Entropi, dan Korelasi. Data yang dihasilkan oleh ekstraksi GLCM akan dijadikan input. Arsitektur klasifikasi pada metode *Neural Network* menggunakan 3 layer. Tiga layer tersebut meliputi *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*. *input layer* menggunakan 5 node sesuai component yang dihasilkan pada proses ekstraksi GLCM. Hidden layer menggunakan neuron atau node sebanyak 5 node. Layer *output* menggunakan 2 node. Metode NN menggunakan backpropagation untuk memperbaiki nilai bias dan bobot sehingga menghasilkan nilai *output* yang sesuai dengan data. Pada metode *Neural Network* menghasilkan nilai akurasi sebesar 90,021%. Metode KNN digunakan untuk membandingkan metode NN. Metode KNN merupakan metode klasifikasi berdasarkan data pembelajaran yang memiliki jaraknya yang paling dekat dengan objek. Penelitian ini menggunakan nilai k-fold cross validation dengan nilai $k=10$ pada data training. fold cross validation digunakan untuk melakukan pemecahan data. Hasil dari klasifikasi menggunakan KNN menghasilkan nilai akurasi tertinggi pada nilai $k = 1$, $k = 3$, dan $k = 5$. Pada

$K = 1$ menghasilkan nilai akurasi sebesar 96%. Pada nilai $k = 3$ menghasilkan nilai akurasi sebesar 95,33%. Pada nilai $k = 5$ menghasilkan nilai akurasi sebesar 93,67%.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Koleksi Data

Koleksi data merupakan proses yang penting dilakukan dalam sebuah penelitian. Data digunakan sebagai *input* dan *output*. Data memiliki dua tipe yaitu data primer dan data sekunder. Data primer merupakan data yang diperoleh dan diukur dari peneliti sendiri sedangkan data sekunder merupakan sebuah data yang diperoleh dari pihak lain. Penelitian ini menggunakan jenis data kedua yaitu data sekunder. Data yang digunakan merupakan data yang diperoleh dari website Kaggle yang disusun oleh Rajeev, (2023). Data yang diperoleh merupakan data citra daun padi. Terdapat 6 class atau bagian yang digunakan yaitu Bacterial Leaf Blight, Brown Spot, Healthy, Leaf Blast, Leaf Scald, dan Narrow Brown Spot. Jumlah data yang digunakan yaitu sebanyak 2.100 data. Contoh data yang digunakan pada penelitian ini pada Gambar 3.1, Gambar 3.2, Gambar 3.3, Gambar 3.4, Gambar 3.5, dan Gambar 3.6.



Gambar 3.1 Dataset Kelas Bacterial Leaf Blight



Gambar 3.2 Dataset Kelas Brown Spot



Gambar 3.3 Dataset Kelas Healthy



Gambar 3.4 Dataset Kelas Leaf Blast



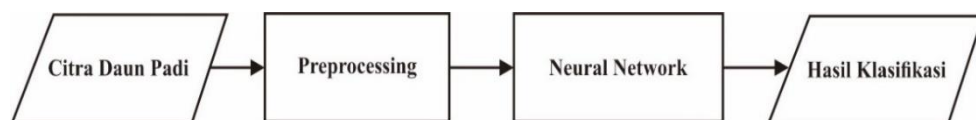
Gambar 3.5 Dataset Kelas Leaf Scald



Gambar 3.6 Dataset Kelas Narrow Brown Spot

3.2 Desain Sistem

Sistem yang dibangun pada penelitian ini merupakan sistem yang dapat mendeteksi penyakit padi berdasarkan citra daun padi. Pada Gambar 3.7 ditunjukkan desain sistem dari klasifikasi penyakit daun padi yang terdiri dari input citra daun padi, preprocessing, klasifikasi neural networks dan hasil klasifikasi.



Gambar 3.7 Desain System Klasifikasi

3.2.1 Preprocessing

Preprocessing merupakan proses mengelolah data sebelum data digunakan pada proses *training* dan *testing*. Tujuan untuk melakukan preprocessing yaitu untuk mengoptimalkan mutu gambar sehingga sistem dapat mengidentifikasi gambar dengan baik. Tahapan yang dilakukan pada proses preprocessing yaitu ekstraksi fitur dan normalisasi. Tahapan ekstraksi fitur digunakan untuk mendapatkan variabel yang mewakili gambar yang diproses. Normalisasi menggunakan normalisasi Min-Max. Tahapan preprocessing terdapat pada Gambar 3.8.



Gambar 3.8 Flowchart Preprocessing

1) Ekstraksi Fitur Warna

Tahapan Ekstraksi fitur warna berfungsi untuk mendapatkan fitur warna dari citra yang akan dilakukan klasifikasi. Ekstraksi fitur warna terdapat 3 macam yaitu *Color Moment*, *Color Histogram* dan *Average RGB* (Mutlag *et al.*, 2020).

Penelitian ini menggunakan ekstraksi fitur warna *Color Moment*. *Color moment* menghasilkan 3 nilai variabel yang digunakan untuk proses *input* klasifikasi pada *Neural Network*. Variabel yang dihasilkan pada *Color Moment* adalah *Mean* atau rata-rata, *Standard Deviation*, dan *Skewness*. Nilai *Mean* merupakan nilai dari rata-rata masing-masing channel pada citra. Jenis citra yang digunakan pada penelitian ini merupakan citra RGB maka masing-masing nilai *Red*, *Green*, dan *Blue* akan dihitung nilai *Mean*. Untuk menghitung nilai *mean* menggunakan Persamaan 3.1(Mutlag *et al.*, 2020). Nilai *Standard Deviation* dihitung menggunakan nilai mean pada masing-masing channel warna. *Standard Deviation* menghasilkan 3 hasil variabel. Menghitung nilai *Standard Deviation* terdapat pada Persamaan 3.2(Mutlag *et al.*, 2020). Nilai *Skewness* dihitung menggunakan nilai *Standard Deviation* dengan channel masing-masing. Nilai *Skewness* menghasilkan 3 variabel sesuai dengan *channel* citra RGB. Menghitung nilai *Skewness* terdapat pada Persamaan 3.3(Mutlag *et al.*, 2020).

$$\mu_i = \frac{1}{m} \sum_{j=0}^m P_{ij} \quad (3.1)$$

Keterangan :

- μ = Nilai rata-rata
- m = Banyak pixel pada citra
- P = Nilai pixel dari citra yang diproses
- i = Index pada channel citra
- j = Index pada pixel citra

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{j=0}^m (P_{ij} - \mu_i)^2} \quad (3.2)$$

Keterangan :

- σ = Nilai Standard Deviation
- m = Nilai Luas dari citra
- P = nilai pixel dari citra yang diproses
- μ = Nilai rata-rata
- i = Index pada channel citra
- j = Index pada pixel citra

$$\theta_i = \sqrt[3]{\frac{1}{m} \sum_{j=0}^m (P_{ij} - \mu_i)^3} \quad (3.3)$$

Keterangan :

- θ = Nilai Skewness
- m = Nilai Luas dari citra
- P = nilai pixel dari citra yang diproses
- μ = Nilai rata-rata
- i = Index pada channel citra
- j = Index pada pixel citra

2) Normalisasi

Normalisasi merupakan proses untuk merubah nilai pada hasil ekstraksi fitur warna. Normalisasi bertujuan untuk memperkecil nilai pada setiap fitur. Nilai setiap fitur akan menghasilkan nilai antara 1 sampai dengan 0 sesuai dengan besarnya nilai sesungguhnya. Metode yang digunakan untuk melakukan normalisasi yaitu metode Min-Max. Metode Min-Max memerlukan nilai maksimal dan minimal dari setiap fitur. Dari nilai maksimal dan minimal akan dihitung setiap nilai baru menggunakan Persamaan 3.4 (Ramadhan & Khoirunnisa, 2021).

$$x_h = \frac{f_h - \min(f)}{\max(f) - \min(f)} \quad (3.4)$$

Keterangan :

x = Nilai normalisasi

f = Nilai ekstraksi fitur warna

$\min(f)$ = Nilai minimal dari satu fitur

$\max(f)$ = Nilai maksimal dari satu fitur

h = Index fitur

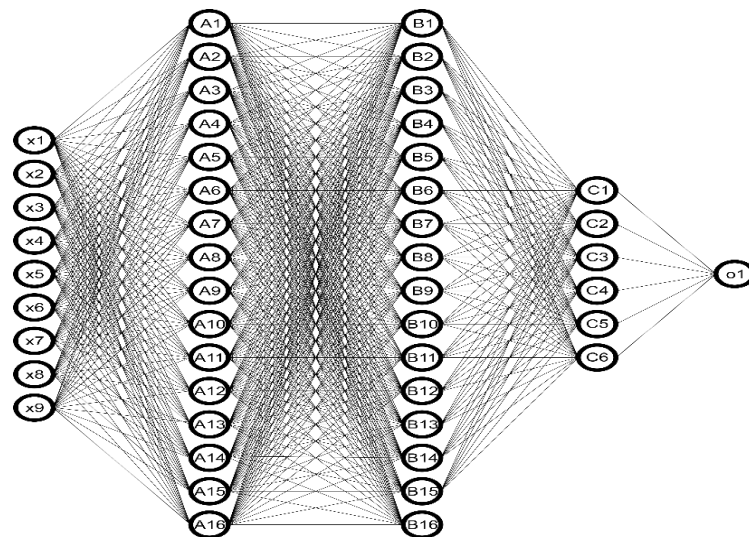
3.2.2 Neural Network (NN)

Neural Network merupakan salah satu metode klasifikasi yang menirukan cara kerja saraf untuk dijadikan arsitektur *Neural Network*. Tahapan pada *Neural Network* dibagi menjadi 3 langkah yaitu menentukan arsitektur *Neural Network*, proses *Feed Forward*, dan proses *Training Data*.

1) Arsitektur Neural Network

Arsitektur *Neural Network* merupakan sebuah rancangan dari jumlah *node* pada *Neural Network*. Pada proses perancangan arsitektur *Neural Network* menentukan berapa layer yang digunakan dan berapa *node* pada setiap layer. Arsitektur *Neural Network* pada penelitian ini terdapat pada Gambar 3.9. Layer yang digunakan sebanyak 5 yang menggunakan *Fully Connected Layer*. Layer pertama merupakan *layer input*. *Layer input* berfungsi untuk memasukkan nilai hasil preprocessing gambar yang berupa nilai dari Normalisasi Ekstraksi Fitur. Normalisasi menghasilkan 9 variabel sehingga pada *input layer* menggunakan *node* sebanyak 9. Layer kedua sampai keempat merupakan *Hidden Layer*. *Hidden Layer* merupakan sebuah *layer* yang berfungsi sebagai penghubung antara *layer input* dan *layer output*. *Hidden Layer* bersifat opsional yang berarti boleh ada dan boleh tidak ada. Jumlah *Hidden layer* bisa bervariasi sesuai dengan arsitektur yang dibangun.

Jumlah Hidden layer yang digunakan pada penelitian ini sebanyak 3 hidden layer. Hidden layer 1 memiliki node sebanyak 16, hidden layer 2 memiliki node sebanyak 16 dan hidden layer 3 memiliki node sebanyak 6 yang pada layer ke-3 jumlah node harus sama dengan jumlah *class* yang digunakan. Hidden layer berfungsi untuk memproses *input* untuk menghasilkan output yang sesuai dengan data sesungguhnya. Layer terakhir atau layer kelima merupakan Layer Output yang memiliki node sebanyak 1. Layer Output merupakan layer yang berfungsi untuk menampung output dari proses pada hidden layer.



Gambar 3.9 Arsitektur *Neural Network*

2) Feedforward

Feedforward merupakan proses untuk mendapatkan nilai output. Untuk mendapatkan nilai output memerlukan beberapa tahapan yang harus dijalankan. Masing-masing node pada layer harus dihitung berurutan mulai dari Layer 1 sampai Layer output. Langkah pertama untuk mendapatkan sebuah output harus menentukan nilai dari setiap *hidden layer* secara berurutan. Proses pertama untuk

melakukan Feedforward harus menentukan hidden layer pertama (A_j). untuk mendapatkan *hidden layer* pertama yaitu dengan melakukan Persamaan 3.4 (Aggarwal, 2018). dan dilakukan *activation function Rectified Linear Unit* (ReLU) pada Persamaan 3.5 (Celard *et al.*, 2023).

$$a_i = \left(\sum_{j=0}^{15} u_{ij} * x_j \right) + r_i \quad (3.4)$$

Keterangan :

a = nilai pada layer 2 sebelum dilakukan *activation function*
 x = nilai layer 1
 u = nilai bobot layer 2
 r = nilai bias layer 2
 i = Index layer 2
 j = Index layer 1

$$A_j = \begin{cases} a_j, & \&a_j > 0 \\ 0, & \&a_j < 0 \end{cases} \quad (3.5)$$

Keterangan :

A_j = nilai layer 2
 a_j = nilai pada layer 2 sebelum dilakukan *activation function*

Setelah mengetahui nilai hidden layer 1 atau layer kedua, tahapan selanjutnya yaitu menentukan nilai hidden layer 2. Untuk menentukan nilai hidden layer 2 sama seperti menentukan nilai pada hidden layer 1, tetapi nilai yang digunakan untuk mendapatkan hidden layer 2 menggunakan hidden layer 1. Untuk mendapatkan nilai hidden layer 2 memerlukan Persamaan 3.6 dan dilakukan *activation function* ReLU pada Persamaan 3.7.

$$b_i = \left(\sum_{j=1}^{15} v_{ij} * A_j \right) + s_i \quad (3.6)$$

Keterangan :

b = nilai pada layer 3 sebelum dilakukan *activation function*
 A = nilai layer 2
 v = nilai bobot layer 3
 s = nilai bias layer 3
 i = Index layer 3
 j = Index layer 2

$$B_j = \begin{cases} b_j, & \& b_j > 0 \\ 0, & \& b_j < 0 \end{cases} \quad (3.7)$$

Keterangan :

B_j = nilai layer 3
 b_j = nilai pada layer 3 sebelum dilakukan *activation function*

Tahapan setelah mengetahui nilai hidden layer 2 atau layer ketiga yaitu menghitung nilai hidden layer 3 yang menggunakan hidden layer 2. Berbeda dengan hidden layer sebelumnya, pada hidden layer 3 menggunakan *activation function* Softmax. Untuk mendapatkan nilai hidden layer 3 memerlukan Persamaan 3.8 dan activation function softmax yang terdapat pada Persamaan 3.9 (Celard *et al.*, 2023).

$$c_i = \left(\sum_{j=0}^5 w_{ij} * B_j \right) + t_i \quad (3.8)$$

Keterangan :

c = nilai pada layer 4 sebelum dilakukan *activation function*
 B = nilai layer 3
 w = nilai bobot layer 4
 t = nilai bias layer 4
 i = index layer 4
 j = index layer 4

$$C_i = \frac{e^{c_i}}{\sum_{j=0}^5 e^{c_j}} \quad (3.9)$$

Keterangan :

C = nilai layer 4
 c = nilai layer 4 sebelum dilakukan *activation function*
 e = bilangan Euler yang nilainya sekitar 2.71
 i = index layer 4
 j = batas bawah sigma

Setelah mengetahui nilai hidden layer 3 tahapan selanjutnya yaitu menghitung nilai *output layer* (o). Nilai *output layer* merupakan hasil dari nilai terbesar pada hidden layer 3. Setelah mengetahui nilai terbesar, maka yang diambil untuk dijadikan nilai *output layer* adalah index dari hidden layer pertama ditambahkan dengan satu. Penambahan nilai satu karena pada nilai *index* selalu dimulai dengan nilai 0. Untuk mendapatkan nilai *index* terbesar menggunakan *function Argmax* seperti pada Persamaan 3.

$$o_j = \text{argmax}(C_i) \quad (3.10)$$

Keterangan :

o_j = nilai output layer
 C_i = nilai layer 4

3) Proses Training

Proses Training merupakan proses untuk memperbaiki bobot dan bias. Perbaikan nilai bobot dan bias bertujuan untuk memperbaiki hasil output agar sesuai dengan nilai target. Perbaikan nilai bobot dan bias memiliki beberapa tahapan untuk mencari beberapa nilai yang tepat pada bobot dan bias. Error ditentukan terlebih dahulu yang berfungsi untuk menilai seberapa banyak nilai prediksi yang sesuai dengan nilai target. Semakin kecil nilai error maka semakin banyak nilai prediksi yang sesuai dengan nilai target. Error menggunakan

persamaan *Mean Square Error* yang tertera pada persamaan 3.12(Estrada *et al.*, 2020).

$$L = \frac{\sum_{i=0}^m (T_i - o_i)^2}{m} \quad (3.12)$$

Keterangan:

L = merupakan nilai loss
 T = nilai sesungguhnya
 o = nilai output layer
 m = banyak data

Bobot dan bisa diubah pada masing-masing layer. Bobot dan bias yang disesuaikan terlebih dahulu yaitu bobot dan bias pada layer yang keempat. Persamaan 3.13 digunakan untuk menubah bobot layer keempat dan Persamaan 3.14 digunakan untuk mengubah bias pada layer keempat (Tian *et al.*, 2023).

$$w^t = w^{t-1} - \frac{\eta}{n} * \sum_{i=0}^n \frac{dl_i}{dw} \quad (3.13)$$

Keterangan :

w^t = nilai bobot baru pada layer keempat
 w^{t-1} = nilai bobot sebelumnya pada layer keempat
 η = nilai learning rate
 n = banyak data training
 $\frac{dl}{dw}$ = turunan nilai loss pada layer keempat dengan bobot pada layer keempat

$$t^t = t^{t-1} - \frac{\eta}{n} * \sum_{i=0}^n \frac{dl_i}{dt} \quad (3.14)$$

Keterangan :

t^t = nilai bias baru pada layer keempat
 t^{t-1} = nilai bias sebelumnya pada layer keempat
 η = nilai learning rate
 n = banyak data training
 $\frac{dl}{dt}$ = turunan nilai loss pada layer keempat dengan bias pada layer keempat

Setelah mengubah nilai bias dan bobot pada layer keempat, tahap selanjutnya yaitu mengubah bias dan bobot pada layer ketiga. Persamaan 3.15 digunakan untuk menghitung nilai bobot layer ketiga dan Persamaan 3.16 digunakan untuk menghitung nilai bias layer ketiga.

$$v^t = v^{t-1} - \frac{\eta}{n} * \sum_{i=0}^n \frac{dl_i}{dv} \quad (3.15)$$

Keterangan :

- v^t = nilai bobot baru pada layer ketiga
- v^{t-1} = nilai bobot sebelumnya pada layer ketiga
- η = nilai learning rate
- n = banyak data training
- $\frac{dl}{dv}$ = turunan nilai loss pada layer ketiga dengan bobot pada layer ketiga

$$s^t = s^{t-1} - \frac{\eta}{n} * \sum_{i=0}^n \frac{dl_i}{ds} \quad (3.16)$$

Keterangan :

- s^t = nilai bias baru pada layer ketiga
- s^{t-1} = nilai bias sebelumnya pada layer ketiga
- η = nilai learning rate
- n = banyak data training
- $\frac{dl}{ds}$ = turunan nilai loss pada layer ketiga dengan bias pada layer ketiga

Tahapan selanjutnya setelah mengubah nilai bias dan bobot pada layer ketiga yaitu mengubah bias dan bobot pada layer kedua. Persamaan 3.15 digunakan untuk mengubah bobot pada layer kedua dan Persamaan 3.16 digunakan untuk mengubah nilai bias pada layer kedua

$$u^t = u^{t-1} - \frac{\eta}{n} * \sum_{i=0}^n \frac{dl_i}{du} \quad (3.15)$$

Keterangan :

v^t = nilai bobot baru pada layer 1
 v^{t-1} = nilai bobot sebelumnya pada layer 1
 η = nilai learning rate
 n = banyak data training
 $\frac{dl}{dv}$ = turunan nilai loss pada layer 1 dengan bobot pada layer 1

$$r^t = r^{t-1} - \frac{\eta}{n} * \sum_{i=0}^n \frac{dl_i}{dr} \quad (3.16)$$

Keterangan :

s^t = nilai bias baru pada layer 1
 s^{t-1} = nilai bias sebelumnya pada layer 1
 η = nilai learning rate
 n = banyak data training
 $\frac{dl}{ds}$ = turunan nilai loss pada layer 1 dengan bias pada layer 1

BAB IV

UJI COBA DAN PEMBAHASAN

Bab IV merupakan tahapan dalam melakukan uji coba sistem yang sudah dibuat. Tahapan uji coba akan dibagi menjadi dua macam yaitu skenario uji coba dan hasil uji coba. Setelah mengetahui hasil uji coba, sistem akan dibahas sesuai dengan hasil uji coba dan masalah yang diteliti.

4.1 Skenario Uji Coba

Tahapan Skenario Uji Coba adalah rangkaian uji coba yang dijalankan. Uji coba akan dibagi menjadi beberapa tahapan yaitu membagi data menjadi data training dan data testing. Setelah membagi data, data training akan digunakan untuk membuat model yang bisa digunakan pada tahap testing. Setelah melewati tahap testing, sistem akan dinilai dengan proses evaluasi yang menghasilkan nilai akurasi, presisi dan recall.

4.1.1 Data Pengujian

Dataset dalam penelitian ini memiliki 6 kelas yang masing-masing kelas memiliki data sebanyak 350 data sehingga total dari data yang digunakan sebanyak 2.100 data. Data akan dibagi dengan beberapa variasi rasio yang terdapat pada Tabel 4.1. Setelah melakukan pembagian data, data training dan data testing akan dilakukan beberapa proses yaitu proses ekstraksi fitur dan proses normalisasi data.

Tabel 4.1 Pembagian Data

No	Training	Testing
1	90%	10%
2	80%	20%
3	70%	30%

Pembagian data training dan data testing dibagi berdasarkan masing-masing kelas sesuai dengan rasio yang digunakan. Misalkan menggunakan rasio 90:10, maka jumlah dari data training memiliki banyak dataset 315 data dan data testing memiliki data sebanyak 35 data. Ketika rasio diubah menjadi 80:20 maka data training memiliki data sebanyak 280 data dan data testing memiliki data sebanyak 70 data. Kemudian jika rasio diubah menjadi 70:30 maka data training akan memiliki data sebanyak 244 data dan data testing memiliki data sebanyak 106 data. detail pembagian data training dan testing setiap uji coba ditampilkan pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Hasil Pemecahan Data

Rasio	Data Setiap Kelas		Seluruh Data	
	Data Training	Data Testing	Data Training	Data Testing
90:10	315	35	1.890	210
80:20	280	70	1.680	420
70:30	244	106	1.464	363

Pada masing-masing nilai rasio akan dilakukan uji coba menggunakan *learning rate* berbeda-beda. Tujuan dari mengganti *learning rate* untuk mengetahui apakah *learning rate* berpengaruh terhadap nilai evaluasi. Nilai *learning rate* yang digunakan sebesar 0,01(Hardoyo & Eko, 2022).

4.1.2 Menghitung Kinerja Sistem

Kinerja sistem dapat dihitung dengan mendefinisikan *ground truth* terlebih dahulu. *Ground truth* merupakan nilai sebenarnya dari output. *Ground truth*

digunakan untuk membandingkan nilai output. Hasil perbandingan akan disimpan dalam sebuah *confusion matrix*. Isi dari *confusion matrix* merupakan 4 nilai dari masing-masing class yang terdiri dari *True Positive*, *True Negative*, *False Negative*, dan *False Positive*. Pada tabel 4.3 dicontohkan menggunakan confusion matrix pada kelas Healthy. Nilai TP pada kelas healthy diperoleh jika nilai prediksi menghasilkan nilai healthy dan ground truth-nya juga kelas Healthy. Nilai FN pada kelas Healthy diperoleh jika nilai prediksi menghasilkan nilai kelas selain healthy dan ground truth-nya kelas Healthy. Nilai FP pada kelas Healthy diperoleh jika nilai prediksi menghasilkan healthy akan tetapi ground truth berada pada kelas selain Healthy. Nilai TN pada kelas healthy merupakan nilai selain TP, FP, dan FN pada kelas healthy. Pada kelas lain juga dihitung nilai TP, TN, FP, dan FN dengan tahapan yang sama dengan kelas Healthy. Untuk menghitung sistem, memerlukan nilai akurasi menggunakan Persamaan 4.1, presisi menggunakan Persamaan 4.2, dan recall menggunakan Persamaan 4.3.

Tabel 4.3 Contoh Confusion Matrix

Ground Truth	Predict					
	Bacterial Leaf Blight	Brown Spot	Healthy	Leaf Blast	Leaf Scald	Narrow Brown Spot
Bacterial Leaf Blight	TN	TN	FP	TN	TN	TN
Brown Spot	TN	TN	FP	TN	TN	TN
Healthy	FN	FN	TP	FN	FN	FN
Leaf Blast	TN	TN	FP	TN	TN	TN
Leaf Scald	TN	TN	FP	TN	TN	TN
Narrow Brown Spot	TN	TN	FP	TN	TN	TN

$$\text{akurasi} = \frac{\text{Total TP}}{n} \times 100 \quad (4.1)$$

$$\text{presisi} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \times 100 \quad (4.2)$$

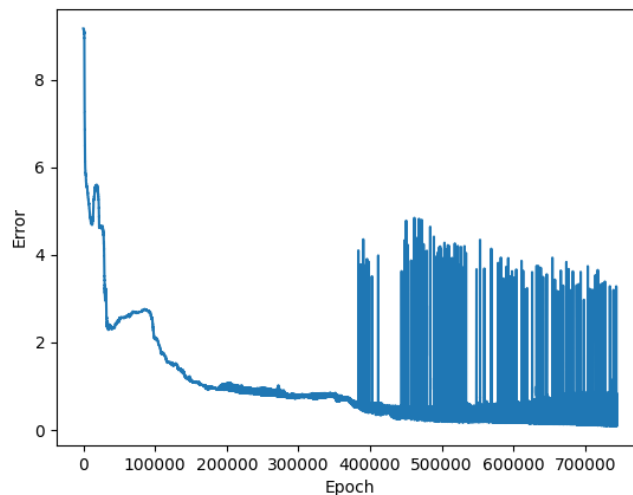
$$\text{recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \times 100 \quad (4.3)$$

4.2 Hasil Uji Coba

Proses uji coba memiliki 3 skenario yang berbeda. Data akan dibagi menjadi beberapa rasio yang tertera pada Tabel 4.1. Hasil dari uji coba dari setiap skenario sebagai berikut:

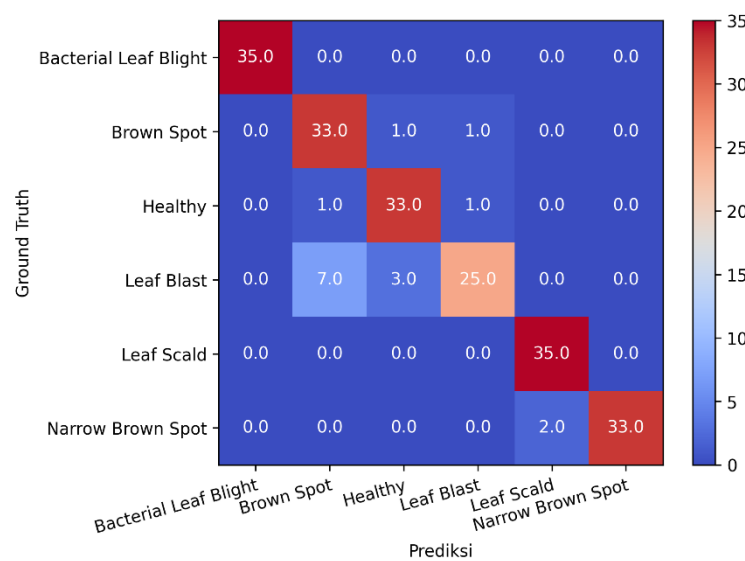
4.2.1 Uji Coba Skenario 1

Uji coba tahap pertama merupakan uji coba dengan kondisi pembagian data dengan rasio 90:10. Data training memiliki jumlah 1.890 data dan data training memiliki jumlah 210 data. Data akan dilakukan training terlebih dahulu sebelum dilakukan proses testing. Training menggunakan *learning rate* 0,01 dan batasan error 0,1. Batasan error berfungsi untuk menghentikan proses training. Pada Gambar 4.1 ditunjukkan error dari proses training menggunakan *learning rate* 0,01.



Gambar 4.1 Plot Error Training Rasio 90:10

Pada Gambar 4.1, nilai error terendah yang didapatkan pada training sebesar 0,099 dengan epoch ke-743.864. Pada nilai *error* terendah, model akan didapatkan yang disimpan dalam file csv. Nilai model akan digunakan pada proses *testing*. Proses *testing* akan mengklasifikasikan data testing berdasarkan model yang sudah dibangun. Berdasarkan skenario 1 dengan pembagian data *training* dan *testing* 90:10 hasil dari proses testing dapat dilihat pada Gambar 4.2.



Gambar 4.2 Prediksi Testing Rasio 90:10

Hasil Prediksi pada proses testing pada Gambar 4.2 menunjukkan nilai True Positive jika hasil prediksi dan ground truth menunjukkan kelas yang sama. Jika nilai hasil prediksi semakin besar akan menunjukkan warna merah seperti pada ground truth dan prediksi kelas Bacterial leaf blight menunjukkan nilai 35. Jika nilai hasil prediksi semakin kecil maka akan menunjukkan warna biru seperti pada ground truth kelas leaf scald dan prediksi kelas brown spot menunjukkan nilai 0. Tahap selanjutnya yaitu perhitungan *confusion matrix*. Confusion matrix terdiri dari nilai True Positive, True Negative, False Positive, dan False Negative. Confusion matrix yang dihasilkan pada kondisi rasio 90:10 terdapat pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 *Confusion Matrix* Rasio 90:10

Kelas	TP	TN	FP	FN
Bacterial Leaf Blight	35	175	0	0
Brown Spot	33	167	8	2
Healthy	33	171	4	2
Leaf Blast	25	173	2	10
Leaf Scald	35	173	2	0
Narrow Brown Spot	33	175	0	2

Setelah mengetahui nilai *confusion matrix* dari setiap kelas, tahap selanjutnya yaitu menghitung nilai presisi dan recall pada setiap kelas. Tabel 4.5 menunjukkan hasil perhitungan presisi dan recall pada multiclass dengan menggunakan rasio data 90:10.

Tabel 4.5 Presisi dan *Recall* Rasio 90:10

Kelas	Presisi	Recall
Bacterial Leaf Blight	1,0000	1,0000
Brown Spot	0,8049	0,9429
Healthy	0,8919	0,9429
Leaf Blast	0,9259	0,7143
Leaf Scald	0,9459	1,0000
Narrow Brown Spot	1,0000	0,9429
Jumlah	5,5686	5,5429

Setelah mengetahui nilai presisi dan recall setiap kelas, tahapan selanjutnya menghitung nilai akurasi, presisi, dan recall pada sistem. Nilai akurasi dapat dihitung dengan Persamaan 4.1. Untuk menghitung nilai presisi dengan menjumlahkan seluruh nilai presisi setiap kelas lalu dibagi banyak kelas dan untuk menghitung nilai recall dengan menjumlahkan seluruh nilai recall setiap kelas lalu dibagi banyak kelas. Hasil nilai akurasi, presisi, dan recall yang menggunakan rasio data 90:10 dapat dilihat pada Persamaan 4.4, Persamaan 4.5 dan Persamaan 4.6.

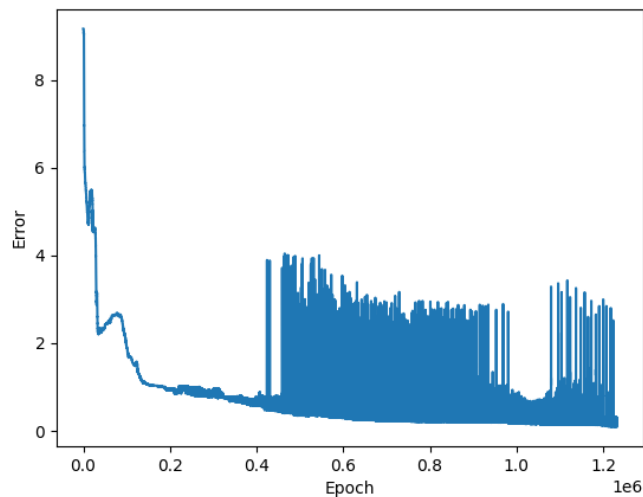
$$\text{akurasi} = \frac{194}{210} \times 100 = 92,38\% \quad (4.4)$$

$$\text{presisi} = \frac{5,5686}{6} \times 100 = 92,81\% \quad (4.5)$$

$$\text{recall} = \frac{5,5429}{6} \times 100 = 92,38\% \quad (4.6)$$

4.2.2 Uji Coba Skenario 2

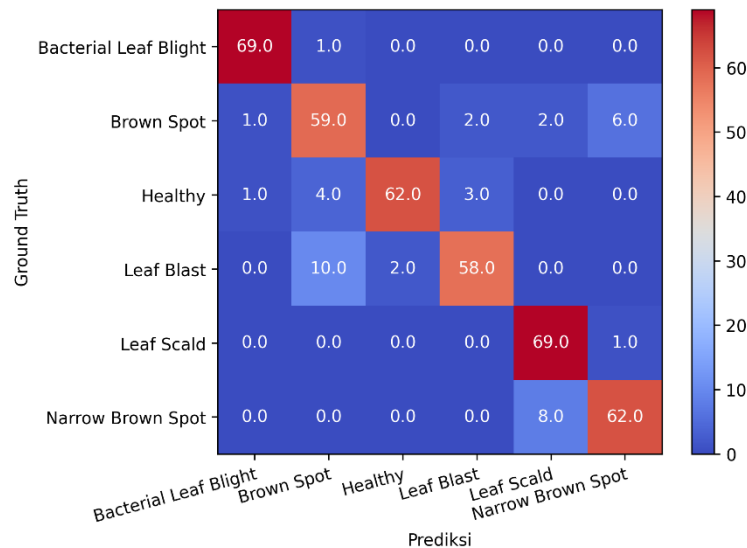
Uji coba tahap kedua merupakan uji coba menggunakan rasio data 80:20. Data training memiliki jumlah data sebanyak 1.680 data dan data testing memiliki jumlah data sebanyak 420 data. Data akan dilakukan training terlebih dahulu sebelum dilakukan proses testing. Taining yang dijalankan menggunakan batasan error 0,1. Hasil error pada proses training menggunakan data rasio 80:20 dapat dilihat pada Gambar 4.3.



Gambar 4.3 Plot Error Training Rasio 80:20

Pada Gambar 4.3, nilai error terendah yang didapatkan pada training sebesar 0,097 dengan epoch ke-1.230.850. Pada nilai error terendah, model akan didapatkan yang disimpan dalam file csv. Nilai model akan digunakan pada proses *testing*.

Proses *testing* akan mengklasifikasikan prediksi berdasarkan hasil dari prediksi. Gambar 4.4 memperlihatkan hasil prediksi yang menggunakan skenario 2 dengan pemecahan data 80:20.



Gambar 4.4 Prediksi Testing Rasio 80:20

Hasil Prediksi pada proses testing pada Gambar 4.4 menunjukkan nilai True Positive jika hasil prediksi dan ground truth menunjukkan kelas yang sama. Jika nilai hasil prediksi semakin besar akan menunjukkan warna merah seperti pada ground truth dan prediksi kelas Bacterial Leaf Blight menunjukkan nilai 68. Jika nilai hasil prediksi semakin kecil maka akan menunjukkan warna biru seperti pada ground truth kelas Narrow Brown Spot dan prediksi kelas Leaf Scald menunjukkan nilai 8. Setelah mengetahui hasil dari klasifikasi proses testing, maka tahapan selanjutnya untuk mencari *confusion matrix* dari prediksi. Tabel 4.6 memperlihatkan hasil perhitungan *confusion matrix* pada skenario 2 dengan rasio 80:20.

Tabel 4.6 Confusion Matrix Rasio 80:20

Kelas	TP	TN	FP	FN
Bacterial Leaf Blight	69	348	2	1
Brown Spot	59	335	15	11
Healthy	62	348	2	8
Leaf Blast	58	345	5	12
Leaf Scald	69	340	10	1
Narrow Brown Spot	62	343	7	8

Setelah mengetahui nilai *confusion matrix* dari setiap kelas, tahap selanjutnya yaitu menghitung nilai presisi dan nilai recall. Tabel 4.7 memperlihatkan hasil perhitung nilai presisi dan recall pada setiap kelas rasio data 80:20.

Tabel 4.7 Presisi dan Recall Rasio 80:20

Kelas	Presisi	Recall
Bacterial Leaf Blight	0,9718	0,9857
Brown Spot	0,7973	0,8429
Healthy	0,9688	0,8857
Leaf Blast	0,9206	0,8286
Leaf Scald	0,8734	0,9857
Narrow Brown Spot	0,8986	0,8857
Jumlah	5,4305	5,4143

Setelah mengetahui nilai presisi dan recall setiap kelas, tahapan selanjutnya menghitung nilai akurasi, presisi, dan recall pada sistem. Nilai akurasi dapat dihitung dengan Persamaan 4.1. Untuk menghitung nilai presisi dengan menjumlahkan seluruh nilai presisi setiap kelas lalu dibagi banyak kelas dan untuk menghitung nilai recall dengan menjumlahkan seluruh nilai recall setiap kelas lalu dibagi banyak kelas. Hasil akurasi, presisi, dan recall yang memakai rasio data 80:20 dapat dilihat pada Persamaan 4.7, 4.8 dan 4.9.

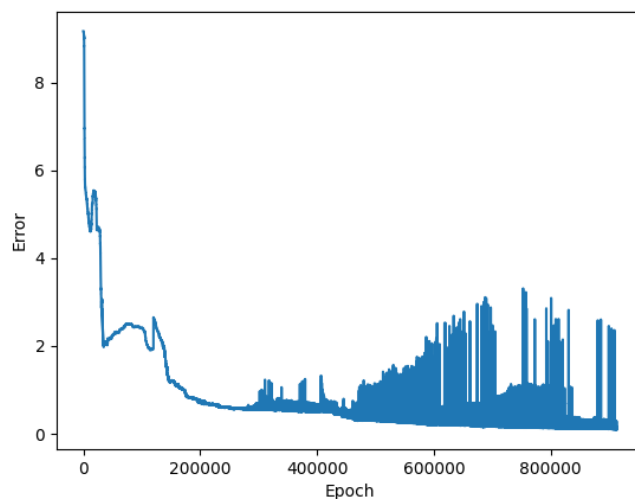
$$\text{akurasi} = \frac{379}{420} \times 100 = 90,24\% \quad (4.7)$$

$$\text{presisi} = \frac{5,4305}{6} \times 100 = 90,51\% \quad (4.8)$$

$$\text{recall} = \frac{5,4143}{6} \times 100 = 90,24\% \quad (4.9)$$

4.2.3 Uji Coba Skenario 3

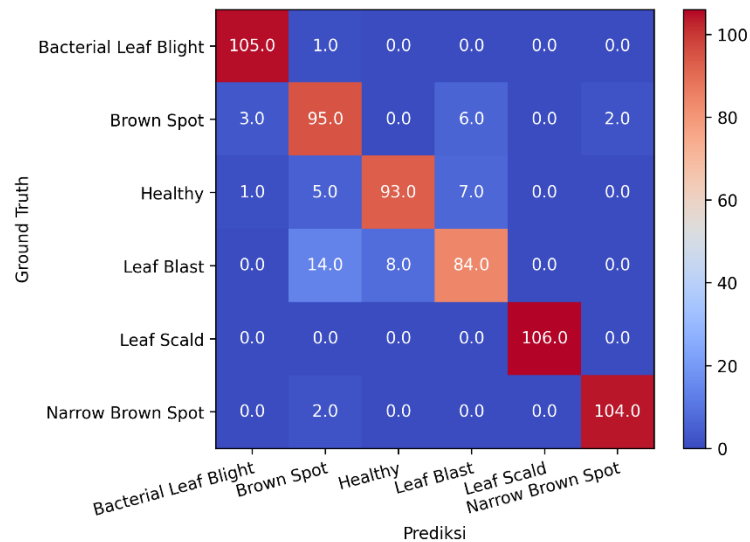
Uji coba yang terakhir menggunakan skenario pembagian data dengan rasio 70:30. Data akan dibagi menjadi data training dan data testing dengan rasio 70% data training dan 30% data testing. Data training menggunakan data sebanyak 1.464 data dan data testing menggunakan data sebanyak 636 data. Data akan dilakukan training terlebih dahulu sebelum dilakukan proses testing. Training yang dijalankan menggunakan batasan error sebesar 0,1. Hasil error pada proses training yang menggunakan rasio data 70:30 dapat dilihat pada gambar 4.5.



Gambar 4.5 Plot Error Training Rasio 70:30

Gambar 4.5, error terendah yang didapatkan pada training sebesar 0,098 dengan epoch ke-912.700. Pada nilai error terendah, model akan didapatkan yang disimpan dalam file csv. Nilai model akan digunakan pada proses testing. Proses

testing akan mengklasifikasikan prediksi berdasarkan hasil dari prediksi. Berdasarkan skenario 3 hasil proses klasifikasi data testing ditampilkan pada Gambar 4.6.



Gambar 4.6 Prediksi Testing Rasio 70:30

Hasil Prediksi pada proses testing pada Gambar 4.6 menunjukkan nilai True Positive jika hasil prediksi dan ground truth menunjukkan kelas yang sama. Jika nilai hasil prediksi semakin besar akan menunjukkan warna merah seperti pada ground truth dan prediksi kelas Bacterial Leaf Blight menunjukkan nilai 105. Jika nilai hasil prediksi semakin kecil maka akan menunjukkan warna biru seperti pada ground truth kelas Leaf Scald dan prediksi kelas Narrow Brown Spot menunjukkan nilai 0. Setelah mengetahui hasil dari klasifikasi proses testing, maka tahapan selanjutnya untuk mencari *confusion matrix* dari prediksi. Tabel 4.8 memperlihatkan hasil perhitungan *confusion matrix* pada skenario 3 rasio data 70:30.

Tabel 4.8 *Confusion Matrix* Rasio 70:30

Kelas	TP	TN	FP	FN
Bacterial Leaf Blight	105	526	4	1
Brown Spot	95	508	22	11
Healthy	93	522	8	13
Leaf Blast	84	517	13	22
Leaf Scald	106	530	0	0
Narrow Brown Spot	104	528	2	2

Setelah mengetahui nilai *confusion matrix* dari setiap kelas, tahap selanjutnya yaitu menghitung presisi dan recall. Tabel 4.9 menunjukkan hasil perhitungan presisi dan recall setiap kelas rasio data 70:30.

Tabel 4.9 Presisi dan Recall Rasio 70:30

Kelas	Presisi	Recall
Bacterial Leaf Blight	0,9633	0,9906
Brown Spot	0,8120	0,8962
Healthy	0,9208	0,8774
Leaf Blast	0,8660	0,7925
Leaf Scald	1,0000	1,0000
Narrow Brown Spot	0,9811	0,9811
Jumlah	5,5432	5,5377

Setelah mengetahui nilai presisi dan recall setiap kelas, tahapan selanjutnya menghitung kinerja sistem. Akurasi dapat dihitung dengan Persamaan 4.1. Untuk menghitung nilai presisi dengan menjumlahkan seluruh nilai presisi setiap kelas lalu dibagi banyak kelas dan untuk menghitung nilai recall dengan menjumlahkan seluruh nilai recall setiap kelas lalu dibagi banyak kelas. Hasil akurasi, presisi, dan recall yang memakai rasio data 70:30 dapat dilihat pada Persamaan 4.10, 4.11 dan 4.12.

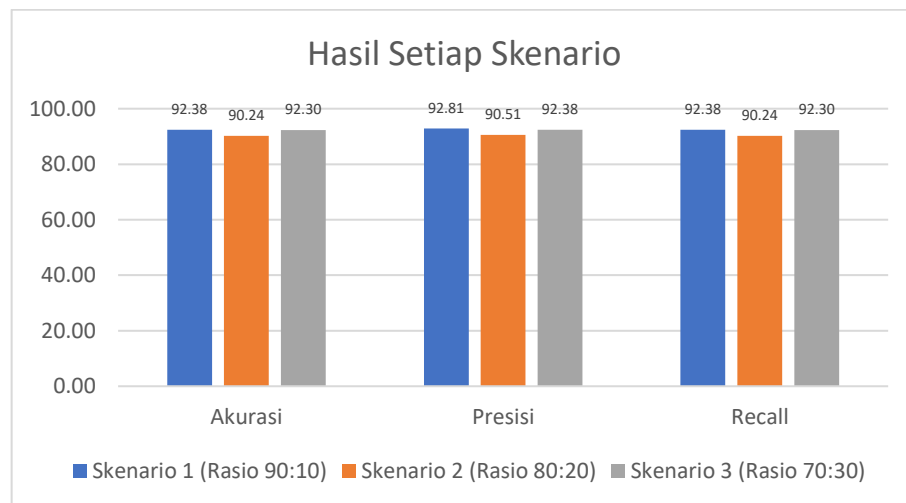
$$\text{akurasi} = \frac{587}{636} \times 100 = 92,30\% \quad (4.10)$$

$$\text{presisi} = \frac{5,5432}{6} \times 100 = 92,39\% \quad (4.11)$$

$$\text{recall} = \frac{5,5377}{6} \times 100 = 92,30\% \quad (4.12)$$

4.3 Pembahasan

Hasil dari uji coba menunjukkan akurasi, presisi dan recall pada masing masing skenario. Masing-masing sekenario menggunakan rasio data training dan data testing berbeda. Perbedaan rasio pada setiap uji coba menghasilkan nilai akurasi, presisi yang berbeda-beda. Nilai akurasi, presisi, dan recall dapat diihat pada diagram batang pada Gambar 4.7.



Gambar 4.7 Diagram Batang Hasil Setiap Skenario

Pada Gambar 4.7 menunjukkan nilai dari masing-masing hasil uji. Uji coba menghasilkan nilai akurasi, presisi, dan recall terbesar terdapat pada uji coba 1 dengan rasio 90:10. Uji coba dengan rasio 90:10 menghasilkan akurasi 92,38%, presisi 92,81%, dan recall 92,38%.

Uji coba membuktikan beberapa variabel yang mempengaruhi hasil dari proses klasifikasi pada *Neural Network* yang digunakan untuk klasifikasi penyakit

padi berdasarkan citra daun. Beberapa variabel yang dapat mempengaruhi klasifikasi *Neural Network*:

1. Pengolahan Citra

Pengolahan citra merupakan tahapan untuk memproses sebuah citra yang akan digunakan sebagai *input* dalam proses klasifikasi. Penelitian ini menggunakan data citra sehingga pengolahan citra sangat penting. Pengolahan citra sangat banyak macamnya yang menyesuaikan dengan kebutuhan sistem. Semakin baik pengelolaan citranya, maka semakin baik hasil dari proses klasifikasi.

2. Arsitektur *Neural Network*

Perancangan arsitektur *Neural Network* sangat berpengaruh terhadap hasil dari klasifikasi. Semakin sederhana arsitektur *Neural Network* maka kemampuan sistem dalam klasifikasi semakin terbatas. Arsitektur *Neural Network* akan mempengaruhi model yang keluar dari proses training dan klasifikasi pada proses testing.

3. Jumlah Rasio Data

Jumlah data sangat mempengaruhi hasil dari klasifikasi. Jumlah data pada training harus sesuai pada kapasitas sistem. Pada uji coba Ketika menggunakan *learning rate* dengan besar yang sama tetapi memiliki rasio data yang berbeda akan menghasilkan hasil klasifikasi dan nilai evaluasi yang berbeda.

Tujuan penelitian ini untuk mengetahui kinerja *Neural Network* yang digunakan untuk klasifikasi citra daun padi. Citra daun padi memiliki beberapa kelas yang digunakan Bacterial Leaf Blight, Brown Spot, Healthy, Leaf Blast, Leaf Scald, Narrow Brown Spot. Penelitian ini juga bertujuan untuk membantu petani

padi agar mendeteksi penyakit padi yang memiliki ciri-ciri di daun agar dapat ditangani dengan cepat. Sistem yang dibangun masih memerlukan pengembangan lebih jauh agar dapat melakukan klasifikasi yang memiliki nilai akurasi yang lebih tinggi.

Klasifikasi penyakit padi berdasarkan citra daun merupakan proses untuk mengelompokkan daun padi yang terkena penyakit. Proses klasifikasi menggambarkan proses yang sangat kompleks dan runtut serta memiliki tujuan. Proses klasifikasi memiliki beberapa contoh pada ayat Al-Quran seperti klasifikasi orang mukmin untuk masuk pada surga Firdaus. Klasifikasi orang mukmin untuk menuju surga Firdaus dapat dilihat pada surah Al-Mu'minun ayat 1 sampai 11.

قَدْ أَفْلَحَ الْمُؤْمِنُونَ ﴿١﴾ الَّذِينَ هُمْ فِي صَلَاتِهِمْ خَاشِعُونَ ۖ ﴿٢﴾ وَالَّذِينَ هُمْ عَنِ اللَّعْوِ مُعْرِضُونَ ﴿٣﴾ وَالَّذِينَ هُمْ لِلزَّكَاةِ فَاعِلُونَ ﴿٤﴾ وَالَّذِينَ هُمْ لِفُرُوجِهِمْ حَافِظُونَ ﴿٥﴾ إِلَّا عَلَىٰ أَزْوَاجِهِمْ أَوْ مَا مَلَكَتْ أَيْمَانُهُمْ فَإِنَّهُمْ غَيْرُ مَلُومِينَ ۚ ﴿٦﴾ فَمَنْ ابْتَغَىٰ وَرَاءَ ذَٰلِكَ فَأُولَٰئِكَ هُمُ الْعَادُونَ ۚ ﴿٧﴾ وَالَّذِينَ هُمْ لِأَمْتِهِمْ وَعَهْدِهِمْ رَاعُونَ ۖ ﴿٨﴾ وَالَّذِينَ هُمْ عَلَىٰ صَلَوَاتِهِمْ يُحَافِظُونَ ۚ ﴿٩﴾ أُولَٰئِكَ هُمُ الْوَارِثُونَ ۖ ﴿١٠﴾ الَّذِينَ يَرِثُونَ الْفِرْدَوْسَ ۖ هُمْ فِيهَا خَالِدُونَ ﴿١١﴾

“Sungguh beruntung orang-orang yang beriman (1) (yaitu) orang yang khusyuk dalam shalatnya (2) dan orang yang menjauhkan diri dari (perbuatan dan perkataan) yang tidak berguna (3) dan orang yang menunaikan zakat (4) dan orang yang memelihara kemaluannya (5) kecuali terhadap istri-istri mereka atau hamba sahaya yang mereka miliki, maka sesungguhnya mereka tidak tercela. (6) Tetapi barang siapa mencari di balik itu (zina, dan sebagainya), maka mereka itulah orang-orang yang melampaui batas. (7) Dan (sungguh beruntung) orang yang memelihara amanat-amanat dan janjinya, (8) serta orang yang memelihara shalatnya. (9) Mereka itulah orang yang akan mewarisi, (10) (yakni) yang akan mewarisi (surga) Firdaus. Mereka kekal di dalamnya. (11)” (QS Al-Mu'minun: 1 – 11)

Surah Al-Mu'minun menjelaskan mengenai syarat seorang yang iman kepada Allah SWT untuk masuk ke dalam surga Firdaus. Syarat-syarat yang

ditetapkan oleh Allah SWT pada surah Al-Mu'minum ayat 1 samapi 11 menggambarkan bahwa seorang muslim harus memenuhi sarat tersebut agar masuk ke surga Firdaus yang merupakan tingkatan surga yang paling tinggi. Proses dalam ayat tersebut menggambarkan proses klasifikasi yang terjadi pada sorang mukmin yang ingin masuk surga Firdaus. Sarat-sarat yang ditetapkan merupakan label yang akan digunakan untuk dimasukkan ke dalam sebuah klasifikasi. Jika sesuai nilai yang ditetapkan oleh Allah SWT maka seorang muslim bisa masuk ke dalam surga Firdaus. Jika nilai yang diperoleh seorang muslim kurang dari nilai yang ditetapkan oleh Allah SWT maka seorang muslim akan dimasukkan ke dalam surga selain surga Firdaus. Dan jika seorang muslim tidak menjalankan semua yang ditentukan oleh Allah SWT maka seorang muslim akan tidak dimasukkan ke surga.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Hasil dari uji coba pada penelitian klasifikasi penyakit padi berdasarkan citra daun padi menggunakan *Neural Networks* menghasilkan nilai akurasi, presisi, dan *recal* yang cukup tinggi. Nilai Akurasi, presisi dan recall terbaik pada uji coba skenario 1 yang mendapatkan akurasi 92,38%, nilai presisi 92,81%, dan nilai recall 92,38%. Dengan mendapatkan nilai yang cukup tinggi dalam nilai evaluasi dapat disimpulkan bahwa metode *Neural Networks* dapat melakukan klasifikasi penyakit padi menggunakan citra daun padi dengan baik. Masing-masing uji coba yang dilakukan pada penelitian menggunakan beberapa parameter yang dirubah sehingga menghasilkan nilai evaluasi yang berbeda. Beberapa faktor yang dapat memengaruhi hasil dari proses klasifikasi yaitu proses pengolahan citra, arsitektur *Neural Networks*, dan rasio pembagian data training dan data testing. Selain dapat memengaruhi hasil dari nilai evaluasi, perubahan *learning rate* dan nilai rasio dapat memengaruhi banyak epoch ketika proses training sehingga memiliki perbedaan waktu proses training. Semakin kecil nilai *learning rate* maka semakin banyak epoch yang diperlukan untuk menuju nilai minimum error.

5.2 Saran

Penulis menyadari bahwa hasil dari penelitian ini masih belum sempurna. Sehingga untuk meningkatkan performa dalam sistem dan hasil pada klasifikasi penyakit padi, penulis menyarankan untuk melakukan beberapa hal berikut:

1. Melakukan preprocessing lebih kompleks seperti melakukan segmentasi untuk mendapatkan darah daun padi yang terkena penyakit atau menambahkan nilai ekstraksi fitur bentuk sehingga bisa membedakan antara leaf blast yang memiliki bercak berbentuk belah ketupat dan brown spot yang memiliki bercak berbentuk bulat dan oval.
2. Menggunakan algoritma selain Gradient Descent untuk menghasilkan training yang lebih optimal sehingga dapat memakan waktu yang tidak terlalu lama Ketika training dan mendapatkan nilai evaluasi yang tinggi.
3. Menciptakan perangkat IoT sehingga pelaksanaan klasifikasi dapat dilakukan di sawah secara langsung.

DAFTAR PUSTAKA

- Aggarwal, C. C. (2018). *Neural Networks and Deep Learning*. Charu C. Aggarwal
- Agustiani, S., Arifin, Y. T., Junaidi, A., Wildah, S. K., & Mustopa, A. (2022). Klasifikasi Penyakit Daun Padi menggunakan Random Forest dan Color Histogram. *Jurnal Komputasi*, 10(1).
<https://doi.org/10.23960/komputasi.v10i1.2961>
- Borman, R. I., Ahmad, I., & Rahmanto, Y. (2022). *Klasifikasi Citra Tanaman Perdu Liar Berkhasiat Obat Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Radial Basis Function*. 1(1), 6–13.
- BPS. (2021). Luas Panen dan Produksi Padi di Indonesia 2021 (Angka Sementara). *Berita Resmi Statistik*, 2021(77), 1–14.
- Celard, P., Iglesias, E. L., Sorribes-Fdez, J. M., Romero, R., Vieira, A. S., & Borrajo, L. (2023). A survey on deep learning applied to medical images: from simple artificial neural networks to generative models. In *Neural Computing and Applications* (Vol. 35, Issue 3). Springer London.
<https://doi.org/10.1007/s00521-022-07953-4>
- Dewi, C., Anjarwati, E. F., & Cholissodin, I. (2017). Implementasi Citra Digital Untuk Identifikasi Penyakit Pada Daun Padi Menggunakan Anfis. *Proceedings of National Colloquium Research and Community Service*, 1.
- Dinata, M. I., Sulistianingsih, N., & Yusuf, S. A. A. (2023). *IMPLEMENTASI DEEP LEARNING DALAM KLASIFIKASI CITRA GAMBAR DENGAN MENGGUNAKAN METODE CNN Deep Learning Implementation in Image Classification Using CNN Method*. 0–5.
- Estrada, Ma. del R. C., Camarillo, M. E. G., Parraguirre, M. E. S., Castillo, M. E. G., Juárez, E. M., & Gómez, M. J. C. (2020). Evaluation of Several Error Measures Applied to the Sales Forecast System of Chemicals Supply Enterprises. *International Journal of Business Administration*, 11(4), 39.
<https://doi.org/10.5430/ijba.v11n4p39>
- Hadiano, N., Novitasari, H. B., & Rahmawati, A. (2019). Klasifikasi Peminjaman Nasabah Bank Menggunakan Metode Neural Network. *Jurnal Pilar Nusa Mandiri*, 15(2), 163–170. <https://doi.org/10.33480/pilar.v15i2.658>
- Hakim, L., Rahmanto, H. R., Kristanto, S. P., & Yusuf, D. (2023). Klasifikasi Citra Motif Batik Banyuwangi Menggunakan Convolutional Neural Network. *Jurnal Teknoinfo*, 17(1), 203.
<https://doi.org/10.33365/jti.v17i1.2342>

- Hardoyo, T., & Eko, E. H. P. (2022). Klasifikasi Usaha Mikro Kecil Menengah Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation. *KONSTELASI: Konvergensi Teknologi Dan Sistem Informasi*, 2(1), 111–123. <https://doi.org/10.24002/konstelasi.v2i1.5625>
- Herdiansah, A., Borman, R. I., Nurnaningsih, D., Sinlae, A. A. J., & Al Hakim, R. (2022). Klasifikasi Citra Daun Herbal Dengan Menggunakan Backpropagation Neural Networks Berdasarkan Ekstraksi Ciri Bentuk. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 9(2), 388. <https://doi.org/10.30865/jurikom.v9i2.4066>
- Jinan, A., & Hayadi, B. H. (2022). Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Melalui Citra Daun (Multilayer Perceptron). *Journal of Computer and Engineering Science*, 1(2), 37–44.
- Khasanah, I. N., & Astuti, K. (2021). *LUAS PANEN DAN PRODUKSI PADI DI INDONESIA 2021*.
- Khoiruddin, M., Junaidi, A., & Saputra, W. A. (2022). Klasifikasi Penyakit Daun Padi Menggunakan Convolutional Neural Network. *Journal of Dinda : Data Science, Information Technology, and Data Analytics*, 2(1), 37–45. <https://doi.org/10.20895/dinda.v2i1.341>
- Mutlag, W. K., Ali, S. K., Aydam, Z. M., & Taher, B. H. (2020). Feature Extraction Methods: A Review. *Journal of Physics: Conference Series*, 1591(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1591/1/012028>
- Purnamawati, A., Nugroho, W., Putri, D., & Hidayat, W. F. (2020). Deteksi Penyakit Daun pada Tanaman Padi Menggunakan Algoritma Decision Tree, Random Forest, Naïve Bayes, SVM dan KNN. *InfoTekJar: Jurnal Nasional Informatika Dan Teknologi Jaringan*, 5(1), 212–215.
- Rajeev, Y. (2023). *Rice Leaf Disease*. Kaggle. <https://www.kaggle.com/datasets/yenugularajeev/rice-disease/data>
- Ramadhan, N. G., & Khoirunnisa, A. (2021). Klasifikasi Data Malaria Menggunakan Metode Support Vector Machine. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 5(4), 1580. <https://doi.org/10.30865/mib.v5i4.3347>
- Syarifah, A., Riadi, A. A., & Susanto, A. (2022). Klasifikasi Tingkat Kematangan Jambu Bol Berbasis Pengolahan Citra Digital Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor. *JIMP (Jurnal Informatika Merdeka Pasuruan)*, 7(1), 27–35.

- Tian, Y., Zhang, Y., & Zhang, H. (2023). Recent Advances in Stochastic Gradient Descent in Deep Learning. *Mathematics*, 11(3), 1–23.
<https://doi.org/10.3390/math11030682>
- Zaman, B., Rifai, A., & Hanif, M. B. (2021). Komparasi Metode Klasifikasi Batik Menggunakan Neural Network Dan K-Nearest Neighbor Berbasis Ekstraksi Fitur Tekstur. *Journal of Information Systems and Informatics*, 3(4), 582–595. <https://doi.org/10.51519/journalisi.v3i4.213>

LAMPIRAN

Hasil Testing Rasio 90:10

No	Ground Truth	Prediksi
1	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
2	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
3	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
4	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
5	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
6	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
7	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
8	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
9	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
10	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
11	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
12	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
13	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
14	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
15	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
16	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
17	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
18	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
19	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
20	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
21	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
22	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
23	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
24	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
25	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
26	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
27	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
28	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
29	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
30	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
31	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
32	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
33	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
34	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
35	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
36	Brown Spot	Brown Spot
37	Brown Spot	Brown Spot
38	Brown Spot	Brown Spot

Lanjutan Hasil Testing Rasio 90:10

No	Ground Truth	Prediksi
39	Brown Spot	Brown Spot
40	Brown Spot	Brown Spot
41	Brown Spot	Brown Spot
42	Brown Spot	Brown Spot
43	Brown Spot	Brown Spot
44	Brown Spot	Brown Spot
45	Brown Spot	Brown Spot
46	Brown Spot	Brown Spot
47	Brown Spot	Brown Spot
48	Brown Spot	Brown Spot
49	Brown Spot	Brown Spot
50	Brown Spot	Brown Spot
51	Brown Spot	Brown Spot
52	Brown Spot	Brown Spot
53	Brown Spot	Leaf Blast
54	Brown Spot	Brown Spot
55	Brown Spot	Brown Spot
56	Brown Spot	Brown Spot
57	Brown Spot	Brown Spot
58	Brown Spot	Brown Spot
59	Brown Spot	Brown Spot
60	Brown Spot	Brown Spot
61	Brown Spot	Brown Spot
62	Brown Spot	Healthy
63	Brown Spot	Brown Spot
64	Brown Spot	Brown Spot
65	Brown Spot	Brown Spot
66	Brown Spot	Brown Spot
67	Brown Spot	Brown Spot
68	Brown Spot	Brown Spot
69	Brown Spot	Brown Spot
70	Brown Spot	Brown Spot
71	Healthy	Healthy
72	Healthy	Healthy
73	Healthy	Healthy
74	Healthy	Healthy
75	Healthy	Brown Spot
76	Healthy	Leaf Blast
77	Healthy	Healthy
78	Healthy	Healthy

Lanjutan Hasil Testing Rasio 90:10

No	Ground Truth	Prediksi
79	Healthy	Healthy
80	Healthy	Healthy
81	Healthy	Healthy
82	Healthy	Healthy
83	Healthy	Healthy
84	Healthy	Healthy
85	Healthy	Healthy
86	Healthy	Healthy
87	Healthy	Healthy
88	Healthy	Healthy
89	Healthy	Healthy
90	Healthy	Healthy
91	Healthy	Healthy
92	Healthy	Healthy
93	Healthy	Healthy
94	Healthy	Healthy
95	Healthy	Healthy
96	Healthy	Healthy
97	Healthy	Healthy
98	Healthy	Healthy
99	Healthy	Healthy
100	Healthy	Healthy
101	Healthy	Healthy
102	Healthy	Healthy
103	Healthy	Healthy
104	Healthy	Healthy
105	Healthy	Healthy
106	Leaf Blast	Leaf Blast
107	Leaf Blast	Leaf Blast
108	Leaf Blast	Leaf Blast
109	Leaf Blast	Leaf Blast
110	Leaf Blast	Leaf Blast
111	Leaf Blast	Leaf Blast
112	Leaf Blast	Leaf Blast
113	Leaf Blast	Leaf Blast
114	Leaf Blast	Leaf Blast
115	Leaf Blast	Leaf Blast
116	Leaf Blast	Leaf Blast
117	Leaf Blast	Leaf Blast
118	Leaf Blast	Brown Spot

Lanjutan Hasil Testing Rasio 90:10

No	Ground Truth	Prediksi
119	Leaf Blast	Leaf Blast
120	Leaf Blast	Healthy
121	Leaf Blast	Healthy
122	Leaf Blast	Brown Spot
123	Leaf Blast	Brown Spot
124	Leaf Blast	Brown Spot
125	Leaf Blast	Leaf Blast
126	Leaf Blast	Brown Spot
127	Leaf Blast	Leaf Blast
128	Leaf Blast	Leaf Blast
129	Leaf Blast	Brown Spot
130	Leaf Blast	Leaf Blast
131	Leaf Blast	Healthy
132	Leaf Blast	Leaf Blast
133	Leaf Blast	Leaf Blast
134	Leaf Blast	Leaf Blast
135	Leaf Blast	Leaf Blast
136	Leaf Blast	Leaf Blast
137	Leaf Blast	Leaf Blast
138	Leaf Blast	Brown Spot
139	Leaf Blast	Leaf Blast
140	Leaf Blast	Leaf Blast
141	Leaf Scald	Leaf Scald
142	Leaf Scald	Leaf Scald
143	Leaf Scald	Leaf Scald
144	Leaf Scald	Leaf Scald
145	Leaf Scald	Leaf Scald
146	Leaf Scald	Leaf Scald
147	Leaf Scald	Leaf Scald
148	Leaf Scald	Leaf Scald
149	Leaf Scald	Leaf Scald
150	Leaf Scald	Leaf Scald
151	Leaf Scald	Leaf Scald
152	Leaf Scald	Leaf Scald
153	Leaf Scald	Leaf Scald
154	Leaf Scald	Leaf Scald
155	Leaf Scald	Leaf Scald
156	Leaf Scald	Leaf Scald
157	Leaf Scald	Leaf Scald
158	Leaf Scald	Leaf Scald

Lanjutan Hasil Testing Rasio 90:10

No	Ground Truth	Prediksi
159	Leaf Scald	Leaf Scald
160	Leaf Scald	Leaf Scald
161	Leaf Scald	Leaf Scald
162	Leaf Scald	Leaf Scald
163	Leaf Scald	Leaf Scald
164	Leaf Scald	Leaf Scald
165	Leaf Scald	Leaf Scald
166	Leaf Scald	Leaf Scald
167	Leaf Scald	Leaf Scald
168	Leaf Scald	Leaf Scald
169	Leaf Scald	Leaf Scald
170	Leaf Scald	Leaf Scald
171	Leaf Scald	Leaf Scald
172	Leaf Scald	Leaf Scald
173	Leaf Scald	Leaf Scald
174	Leaf Scald	Leaf Scald
175	Leaf Scald	Leaf Scald
176	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
177	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
178	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
179	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
180	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
181	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
182	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
183	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
184	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
185	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
186	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
187	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
188	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
189	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
190	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
191	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
192	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
193	Narrow Brown Spot	Leaf Scald
194	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
195	Narrow Brown Spot	Leaf Scald
196	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
197	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
198	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot

Lanjutan Hasil Testing Rasio 90:10

No	Ground Truth	Prediksi
199	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
200	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
201	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
202	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
203	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
204	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
205	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
206	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
207	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
208	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
209	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
210	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot

Hasil Testing Rasio 80:20

No	Ground Truth	Prediksi
1	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
2	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
3	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
4	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
5	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
6	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
7	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
8	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
9	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
10	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
11	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
12	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
13	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
14	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
15	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
16	Bacterial Leaf Blight	Brown Spot
17	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
18	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
19	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
20	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
21	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
22	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
23	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
24	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
25	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
26	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
27	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
28	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
29	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
30	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
31	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
32	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
33	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
34	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
35	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
36	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
37	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
38	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
39	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
40	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight

Lanjutan Hasil Testing Rasio 80:20

No	Ground Truth	Prediksi
41	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
42	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
43	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
44	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
45	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
46	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
47	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
48	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
49	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
50	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
51	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
52	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
53	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
54	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
55	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
56	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
57	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
58	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
59	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
60	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
61	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
62	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
63	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
64	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
65	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
66	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
67	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
68	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
69	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
70	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
71	Brown Spot	Brown Spot
72	Brown Spot	Narrow Brown Spot
73	Brown Spot	Brown Spot
74	Brown Spot	Brown Spot
75	Brown Spot	Leaf Blast
76	Brown Spot	Brown Spot
77	Brown Spot	Brown Spot
78	Brown Spot	Narrow Brown Spot
79	Brown Spot	Narrow Brown Spot
80	Brown Spot	Leaf Scald

Lanjutan Hasil Testing Rasio 80:20

No	Ground Truth	Prediksi
81	Brown Spot	Brown Spot
82	Brown Spot	Brown Spot
83	Brown Spot	Brown Spot
84	Brown Spot	Brown Spot
85	Brown Spot	Brown Spot
86	Brown Spot	Brown Spot
87	Brown Spot	Brown Spot
88	Brown Spot	Brown Spot
89	Brown Spot	Brown Spot
90	Brown Spot	Brown Spot
91	Brown Spot	Narrow Brown Spot
92	Brown Spot	Narrow Brown Spot
93	Brown Spot	Brown Spot
94	Brown Spot	Leaf Scald
95	Brown Spot	Brown Spot
96	Brown Spot	Brown Spot
97	Brown Spot	Brown Spot
98	Brown Spot	Brown Spot
99	Brown Spot	Brown Spot
100	Brown Spot	Brown Spot
101	Brown Spot	Brown Spot
102	Brown Spot	Leaf Blast
103	Brown Spot	Brown Spot
104	Brown Spot	Brown Spot
105	Brown Spot	Brown Spot
106	Brown Spot	Brown Spot
107	Brown Spot	Brown Spot
108	Brown Spot	Brown Spot
109	Brown Spot	Brown Spot
110	Brown Spot	Brown Spot
111	Brown Spot	Brown Spot
112	Brown Spot	Brown Spot
113	Brown Spot	Brown Spot
114	Brown Spot	Brown Spot
115	Brown Spot	Brown Spot
116	Brown Spot	Brown Spot
117	Brown Spot	Brown Spot
118	Brown Spot	Brown Spot
119	Brown Spot	Brown Spot
120	Brown Spot	Brown Spot

Lanjutan Hasil Testing Rasio 80:20

No	Ground Truth	Prediksi
121	Brown Spot	Brown Spot
122	Brown Spot	Brown Spot
123	Brown Spot	Bacterial Leaf Blight
124	Brown Spot	Brown Spot
125	Brown Spot	Brown Spot
126	Brown Spot	Brown Spot
127	Brown Spot	Brown Spot
128	Brown Spot	Brown Spot
129	Brown Spot	Brown Spot
130	Brown Spot	Brown Spot
131	Brown Spot	Brown Spot
132	Brown Spot	Brown Spot
133	Brown Spot	Brown Spot
134	Brown Spot	Brown Spot
135	Brown Spot	Brown Spot
136	Brown Spot	Narrow Brown Spot
137	Brown Spot	Brown Spot
138	Brown Spot	Brown Spot
139	Brown Spot	Brown Spot
140	Brown Spot	Brown Spot
141	Healthy	Healthy
142	Healthy	Healthy
143	Healthy	Healthy
144	Healthy	Leaf Blast
145	Healthy	Healthy
146	Healthy	Healthy
147	Healthy	Healthy
148	Healthy	Healthy
149	Healthy	Healthy
150	Healthy	Healthy
151	Healthy	Healthy
152	Healthy	Healthy
153	Healthy	Healthy
154	Healthy	Healthy
155	Healthy	Healthy
156	Healthy	Healthy
157	Healthy	Healthy
158	Healthy	Healthy
159	Healthy	Healthy
160	Healthy	Healthy

Lanjutan Hasil Testing Rasio 80:20

No	Ground Truth	Prediksi
161	Healthy	Healthy
162	Healthy	Healthy
163	Healthy	Leaf Blast
164	Healthy	Healthy
165	Healthy	Healthy
166	Healthy	Healthy
167	Healthy	Healthy
168	Healthy	Healthy
169	Healthy	Healthy
170	Healthy	Healthy
171	Healthy	Leaf Blast
172	Healthy	Brown Spot
173	Healthy	Healthy
174	Healthy	Healthy
175	Healthy	Healthy
176	Healthy	Healthy
177	Healthy	Bacterial Leaf Blight
178	Healthy	Healthy
179	Healthy	Healthy
180	Healthy	Brown Spot
181	Healthy	Brown Spot
182	Healthy	Brown Spot
183	Healthy	Healthy
184	Healthy	Healthy
185	Healthy	Healthy
186	Healthy	Healthy
187	Healthy	Healthy
188	Healthy	Healthy
189	Healthy	Healthy
190	Healthy	Healthy
191	Healthy	Healthy
192	Healthy	Healthy
193	Healthy	Healthy
194	Healthy	Healthy
195	Healthy	Healthy
196	Healthy	Healthy
197	Healthy	Healthy
198	Healthy	Healthy
199	Healthy	Healthy
200	Healthy	Healthy

Lanjutan Hasil Testing Rasio 80:20

No	Ground Truth	Prediksi
201	Healthy	Healthy
202	Healthy	Healthy
203	Healthy	Healthy
204	Healthy	Healthy
205	Healthy	Healthy
206	Healthy	Healthy
207	Healthy	Healthy
208	Healthy	Healthy
209	Healthy	Healthy
210	Healthy	Healthy
211	Leaf Blast	Leaf Blast
212	Leaf Blast	Leaf Blast
213	Leaf Blast	Leaf Blast
214	Leaf Blast	Leaf Blast
215	Leaf Blast	Leaf Blast
216	Leaf Blast	Leaf Blast
217	Leaf Blast	Leaf Blast
218	Leaf Blast	Brown Spot
219	Leaf Blast	Leaf Blast
220	Leaf Blast	Leaf Blast
221	Leaf Blast	Leaf Blast
222	Leaf Blast	Leaf Blast
223	Leaf Blast	Leaf Blast
224	Leaf Blast	Leaf Blast
225	Leaf Blast	Leaf Blast
226	Leaf Blast	Leaf Blast
227	Leaf Blast	Leaf Blast
228	Leaf Blast	Leaf Blast
229	Leaf Blast	Leaf Blast
230	Leaf Blast	Leaf Blast
231	Leaf Blast	Leaf Blast
232	Leaf Blast	Leaf Blast
233	Leaf Blast	Leaf Blast
234	Leaf Blast	Leaf Blast
235	Leaf Blast	Leaf Blast
236	Leaf Blast	Leaf Blast
237	Leaf Blast	Leaf Blast
238	Leaf Blast	Leaf Blast
239	Leaf Blast	Leaf Blast
240	Leaf Blast	Brown Spot

Lanjutan Hasil Testing Rasio 80:20

No	Ground Truth	Prediksi
241	Leaf Blast	Leaf Blast
242	Leaf Blast	Leaf Blast
243	Leaf Blast	Brown Spot
244	Leaf Blast	Leaf Blast
245	Leaf Blast	Leaf Blast
246	Leaf Blast	Leaf Blast
247	Leaf Blast	Leaf Blast
248	Leaf Blast	Leaf Blast
249	Leaf Blast	Leaf Blast
250	Leaf Blast	Leaf Blast
251	Leaf Blast	Leaf Blast
252	Leaf Blast	Leaf Blast
253	Leaf Blast	Leaf Blast
254	Leaf Blast	Leaf Blast
255	Leaf Blast	Leaf Blast
256	Leaf Blast	Leaf Blast
257	Leaf Blast	Leaf Blast
258	Leaf Blast	Brown Spot
259	Leaf Blast	Leaf Blast
260	Leaf Blast	Healthy
261	Leaf Blast	Leaf Blast
262	Leaf Blast	Brown Spot
263	Leaf Blast	Brown Spot
264	Leaf Blast	Leaf Blast
265	Leaf Blast	Leaf Blast
266	Leaf Blast	Brown Spot
267	Leaf Blast	Leaf Blast
268	Leaf Blast	Leaf Blast
269	Leaf Blast	Leaf Blast
270	Leaf Blast	Leaf Blast
271	Leaf Blast	Leaf Blast
272	Leaf Blast	Leaf Blast
273	Leaf Blast	Brown Spot
274	Leaf Blast	Healthy
275	Leaf Blast	Leaf Blast
276	Leaf Blast	Brown Spot
277	Leaf Blast	Leaf Blast
278	Leaf Blast	Brown Spot
279	Leaf Blast	Leaf Blast
280	Leaf Blast	Leaf Blast

Lanjutan Hasil Testing Rasio 80:20

No	Ground Truth	Prediksi
281	Leaf Scald	Leaf Scald
282	Leaf Scald	Leaf Scald
283	Leaf Scald	Leaf Scald
284	Leaf Scald	Leaf Scald
285	Leaf Scald	Leaf Scald
286	Leaf Scald	Leaf Scald
287	Leaf Scald	Leaf Scald
288	Leaf Scald	Leaf Scald
289	Leaf Scald	Leaf Scald
290	Leaf Scald	Leaf Scald
291	Leaf Scald	Leaf Scald
292	Leaf Scald	Leaf Scald
293	Leaf Scald	Leaf Scald
294	Leaf Scald	Leaf Scald
295	Leaf Scald	Leaf Scald
296	Leaf Scald	Leaf Scald
297	Leaf Scald	Leaf Scald
298	Leaf Scald	Leaf Scald
299	Leaf Scald	Leaf Scald
300	Leaf Scald	Leaf Scald
301	Leaf Scald	Leaf Scald
302	Leaf Scald	Leaf Scald
303	Leaf Scald	Leaf Scald
304	Leaf Scald	Leaf Scald
305	Leaf Scald	Leaf Scald
306	Leaf Scald	Leaf Scald
307	Leaf Scald	Leaf Scald
308	Leaf Scald	Leaf Scald
309	Leaf Scald	Leaf Scald
310	Leaf Scald	Narrow Brown Spot
311	Leaf Scald	Leaf Scald
312	Leaf Scald	Leaf Scald
313	Leaf Scald	Leaf Scald
314	Leaf Scald	Leaf Scald
315	Leaf Scald	Leaf Scald
316	Leaf Scald	Leaf Scald
317	Leaf Scald	Leaf Scald
318	Leaf Scald	Leaf Scald
319	Leaf Scald	Leaf Scald
320	Leaf Scald	Leaf Scald

Lanjutan Hasil Testing Rasio 80:20

No	Ground Truth	Prediksi
321	Leaf Scald	Leaf Scald
322	Leaf Scald	Leaf Scald
323	Leaf Scald	Leaf Scald
324	Leaf Scald	Leaf Scald
325	Leaf Scald	Leaf Scald
326	Leaf Scald	Leaf Scald
327	Leaf Scald	Leaf Scald
328	Leaf Scald	Leaf Scald
329	Leaf Scald	Leaf Scald
330	Leaf Scald	Leaf Scald
331	Leaf Scald	Leaf Scald
332	Leaf Scald	Leaf Scald
333	Leaf Scald	Leaf Scald
334	Leaf Scald	Leaf Scald
335	Leaf Scald	Leaf Scald
336	Leaf Scald	Leaf Scald
337	Leaf Scald	Leaf Scald
338	Leaf Scald	Leaf Scald
339	Leaf Scald	Leaf Scald
340	Leaf Scald	Leaf Scald
341	Leaf Scald	Leaf Scald
342	Leaf Scald	Leaf Scald
343	Leaf Scald	Leaf Scald
344	Leaf Scald	Leaf Scald
345	Leaf Scald	Leaf Scald
346	Leaf Scald	Leaf Scald
347	Leaf Scald	Leaf Scald
348	Leaf Scald	Leaf Scald
349	Leaf Scald	Leaf Scald
350	Leaf Scald	Leaf Scald
351	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
352	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
353	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
354	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
355	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
356	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
357	Narrow Brown Spot	Leaf Scald
358	Narrow Brown Spot	Leaf Scald
359	Narrow Brown Spot	Leaf Scald
360	Narrow Brown Spot	Leaf Scald

Lanjutan Hasil Testing Rasio 80:20

No	Ground Truth	Prediksi
361	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
362	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
363	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
364	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
365	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
366	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
367	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
368	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
369	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
370	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
371	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
372	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
373	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
374	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
375	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
376	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
377	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
378	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
379	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
380	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
381	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
382	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
383	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
384	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
385	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
386	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
387	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
388	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
389	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
390	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
391	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
392	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
393	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
394	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
395	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
396	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
397	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
398	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
399	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
400	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot

Lanjutan Hasil Testing Rasio 80:20

No	Ground Truth	Prediksi
401	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
402	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
403	Narrow Brown Spot	Leaf Scald
404	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
405	Narrow Brown Spot	Leaf Scald
406	Narrow Brown Spot	Leaf Scald
407	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
408	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
409	Narrow Brown Spot	Leaf Scald
410	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
411	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
412	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
413	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
414	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
415	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
416	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
417	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
418	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
419	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
420	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot

Hasil Testing Rasio 70:30

No	Ground Truth	Prediksi
1	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
2	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
3	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
4	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
5	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
6	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
7	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
8	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
9	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
10	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
11	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
12	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
13	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
14	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
15	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
16	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
17	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
18	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
19	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
20	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
21	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
22	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
23	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
24	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
25	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
26	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
27	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
28	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
29	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
30	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
31	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
32	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
33	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
34	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
35	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
36	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
37	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
38	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
39	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
40	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight

Lanjutan Hasil Testing Rasio 70:30

No	Ground Truth	Prediksi
41	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
42	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
43	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
44	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
45	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
46	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
47	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
48	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
49	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
50	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
51	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
52	Bacterial Leaf Blight	Brown Spot
53	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
54	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
55	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
56	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
57	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
58	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
59	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
60	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
61	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
62	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
63	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
64	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
65	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
66	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
67	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
68	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
69	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
70	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
71	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
72	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
73	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
74	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
75	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
76	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
77	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
78	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
79	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
80	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight

Lanjutan Hasil Testing Rasio 70:30

No	Ground Truth	Prediksi
81	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
82	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
83	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
84	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
85	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
86	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
87	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
88	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
89	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
90	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
91	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
92	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
93	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
94	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
95	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
96	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
97	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
98	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
99	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
100	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
101	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
102	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
103	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
104	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
105	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
106	Bacterial Leaf Blight	Bacterial Leaf Blight
107	Brown Spot	Brown Spot
108	Brown Spot	Leaf Blast
109	Brown Spot	Brown Spot
110	Brown Spot	Brown Spot
111	Brown Spot	Brown Spot
112	Brown Spot	Brown Spot
113	Brown Spot	Brown Spot
114	Brown Spot	Brown Spot
115	Brown Spot	Brown Spot
116	Brown Spot	Narrow Brown Spot
117	Brown Spot	Brown Spot
118	Brown Spot	Leaf Blast
119	Brown Spot	Brown Spot

Lanjutan Hasil Testing Rasio 70:30

No	Ground Truth	Prediksi
120	Brown Spot	Brown Spot
121	Brown Spot	Brown Spot
122	Brown Spot	Brown Spot
123	Brown Spot	Brown Spot
124	Brown Spot	Brown Spot
125	Brown Spot	Brown Spot
126	Brown Spot	Brown Spot
127	Brown Spot	Brown Spot
128	Brown Spot	Brown Spot
129	Brown Spot	Brown Spot
130	Brown Spot	Brown Spot
131	Brown Spot	Brown Spot
132	Brown Spot	Brown Spot
133	Brown Spot	Brown Spot
134	Brown Spot	Brown Spot
135	Brown Spot	Brown Spot
136	Brown Spot	Brown Spot
137	Brown Spot	Brown Spot
138	Brown Spot	Brown Spot
139	Brown Spot	Brown Spot
140	Brown Spot	Brown Spot
141	Brown Spot	Brown Spot
142	Brown Spot	Brown Spot
143	Brown Spot	Brown Spot
144	Brown Spot	Brown Spot
145	Brown Spot	Brown Spot
146	Brown Spot	Brown Spot
147	Brown Spot	Leaf Blast
148	Brown Spot	Brown Spot
149	Brown Spot	Brown Spot
150	Brown Spot	Brown Spot
151	Brown Spot	Brown Spot
152	Brown Spot	Bacterial Leaf Blight
153	Brown Spot	Brown Spot
154	Brown Spot	Brown Spot
155	Brown Spot	Brown Spot
156	Brown Spot	Brown Spot
157	Brown Spot	Brown Spot
158	Brown Spot	Brown Spot
159	Brown Spot	Brown Spot

Lanjutan Hasil Testing Rasio 70:30

No	Ground Truth	Prediksi
160	Brown Spot	Brown Spot
161	Brown Spot	Brown Spot
162	Brown Spot	Brown Spot
163	Brown Spot	Brown Spot
164	Brown Spot	Brown Spot
165	Brown Spot	Narrow Brown Spot
166	Brown Spot	Bacterial Leaf Blight
167	Brown Spot	Brown Spot
168	Brown Spot	Brown Spot
169	Brown Spot	Brown Spot
170	Brown Spot	Brown Spot
171	Brown Spot	Brown Spot
172	Brown Spot	Brown Spot
173	Brown Spot	Brown Spot
174	Brown Spot	Leaf Blast
175	Brown Spot	Brown Spot
176	Brown Spot	Brown Spot
177	Brown Spot	Brown Spot
178	Brown Spot	Brown Spot
179	Brown Spot	Brown Spot
180	Brown Spot	Leaf Blast
181	Brown Spot	Brown Spot
182	Brown Spot	Brown Spot
183	Brown Spot	Brown Spot
184	Brown Spot	Brown Spot
185	Brown Spot	Brown Spot
186	Brown Spot	Brown Spot
187	Brown Spot	Brown Spot
188	Brown Spot	Brown Spot
189	Brown Spot	Brown Spot
190	Brown Spot	Brown Spot
191	Brown Spot	Brown Spot
192	Brown Spot	Brown Spot
193	Brown Spot	Brown Spot
194	Brown Spot	Brown Spot
195	Brown Spot	Bacterial Leaf Blight
196	Brown Spot	Brown Spot
197	Brown Spot	Brown Spot
198	Brown Spot	Brown Spot
199	Brown Spot	Brown Spot

Lanjutan Hasil Testing Rasio 70:30

No	Ground Truth	Prediksi
200	Brown Spot	Brown Spot
201	Brown Spot	Leaf Blast
202	Brown Spot	Brown Spot
203	Brown Spot	Brown Spot
204	Brown Spot	Brown Spot
205	Brown Spot	Brown Spot
206	Brown Spot	Brown Spot
207	Brown Spot	Brown Spot
208	Brown Spot	Brown Spot
209	Brown Spot	Brown Spot
210	Brown Spot	Brown Spot
211	Brown Spot	Brown Spot
212	Brown Spot	Brown Spot
213	Healthy	Healthy
214	Healthy	Healthy
215	Healthy	Healthy
216	Healthy	Healthy
217	Healthy	Healthy
218	Healthy	Healthy
219	Healthy	Healthy
220	Healthy	Healthy
221	Healthy	Healthy
222	Healthy	Leaf Blast
223	Healthy	Healthy
224	Healthy	Healthy
225	Healthy	Healthy
226	Healthy	Healthy
227	Healthy	Healthy
228	Healthy	Healthy
229	Healthy	Healthy
230	Healthy	Healthy
231	Healthy	Healthy
232	Healthy	Bacterial Leaf Blight
233	Healthy	Healthy
234	Healthy	Healthy
235	Healthy	Healthy
236	Healthy	Healthy
237	Healthy	Healthy
238	Healthy	Healthy
239	Healthy	Healthy

Lanjutan Hasil Testing Rasio 70:30

No	Ground Truth	Prediksi
240	Healthy	Leaf Blast
241	Healthy	Leaf Blast
242	Healthy	Healthy
243	Healthy	Healthy
244	Healthy	Healthy
245	Healthy	Leaf Blast
246	Healthy	Healthy
247	Healthy	Healthy
248	Healthy	Healthy
249	Healthy	Healthy
250	Healthy	Healthy
251	Healthy	Healthy
252	Healthy	Leaf Blast
253	Healthy	Healthy
254	Healthy	Healthy
255	Healthy	Healthy
256	Healthy	Healthy
257	Healthy	Healthy
258	Healthy	Healthy
259	Healthy	Healthy
260	Healthy	Healthy
261	Healthy	Healthy
262	Healthy	Healthy
263	Healthy	Healthy
264	Healthy	Healthy
265	Healthy	Healthy
266	Healthy	Healthy
267	Healthy	Healthy
268	Healthy	Healthy
269	Healthy	Healthy
270	Healthy	Healthy
271	Healthy	Healthy
272	Healthy	Healthy
273	Healthy	Healthy
274	Healthy	Healthy
275	Healthy	Healthy
276	Healthy	Healthy
277	Healthy	Healthy
278	Healthy	Healthy
279	Healthy	Leaf Blast

Lanjutan Hasil Testing Rasio 70:30

No	Ground Truth	Prediksi
280	Healthy	Brown Spot
281	Healthy	Healthy
282	Healthy	Brown Spot
283	Healthy	Healthy
284	Healthy	Healthy
285	Healthy	Healthy
286	Healthy	Healthy
287	Healthy	Healthy
288	Healthy	Brown Spot
289	Healthy	Brown Spot
290	Healthy	Brown Spot
291	Healthy	Healthy
292	Healthy	Healthy
293	Healthy	Healthy
294	Healthy	Healthy
295	Healthy	Healthy
296	Healthy	Healthy
297	Healthy	Healthy
298	Healthy	Healthy
299	Healthy	Healthy
300	Healthy	Healthy
301	Healthy	Healthy
302	Healthy	Healthy
303	Healthy	Healthy
304	Healthy	Healthy
305	Healthy	Healthy
306	Healthy	Healthy
307	Healthy	Healthy
308	Healthy	Healthy
309	Healthy	Healthy
310	Healthy	Healthy
311	Healthy	Healthy
312	Healthy	Healthy
313	Healthy	Healthy
314	Healthy	Healthy
315	Healthy	Leaf Blast
316	Healthy	Healthy
317	Healthy	Healthy
318	Healthy	Healthy
319	Leaf Blast	Healthy

Lanjutan Hasil Testing Rasio 70:30

No	Ground Truth	Prediksi
320	Leaf Blast	Leaf Blast
321	Leaf Blast	Leaf Blast
322	Leaf Blast	Leaf Blast
323	Leaf Blast	Leaf Blast
324	Leaf Blast	Brown Spot
325	Leaf Blast	Leaf Blast
326	Leaf Blast	Leaf Blast
327	Leaf Blast	Healthy
328	Leaf Blast	Leaf Blast
329	Leaf Blast	Leaf Blast
330	Leaf Blast	Leaf Blast
331	Leaf Blast	Leaf Blast
332	Leaf Blast	Leaf Blast
333	Leaf Blast	Leaf Blast
334	Leaf Blast	Leaf Blast
335	Leaf Blast	Leaf Blast
336	Leaf Blast	Leaf Blast
337	Leaf Blast	Leaf Blast
338	Leaf Blast	Leaf Blast
339	Leaf Blast	Leaf Blast
340	Leaf Blast	Leaf Blast
341	Leaf Blast	Healthy
342	Leaf Blast	Brown Spot
343	Leaf Blast	Leaf Blast
344	Leaf Blast	Brown Spot
345	Leaf Blast	Brown Spot
346	Leaf Blast	Leaf Blast
347	Leaf Blast	Leaf Blast
348	Leaf Blast	Healthy
349	Leaf Blast	Leaf Blast
350	Leaf Blast	Leaf Blast
351	Leaf Blast	Leaf Blast
352	Leaf Blast	Leaf Blast
353	Leaf Blast	Leaf Blast
354	Leaf Blast	Leaf Blast
355	Leaf Blast	Leaf Blast
356	Leaf Blast	Leaf Blast
357	Leaf Blast	Leaf Blast
358	Leaf Blast	Leaf Blast
359	Leaf Blast	Leaf Blast
360	Leaf Blast	Leaf Blast

Lanjutan Hasil Testing Rasio 70:30

No	Ground Truth	Prediksi
361	Leaf Blast	Leaf Blast
362	Leaf Blast	Leaf Blast
363	Leaf Blast	Leaf Blast
364	Leaf Blast	Leaf Blast
365	Leaf Blast	Brown Spot
366	Leaf Blast	Brown Spot
367	Leaf Blast	Leaf Blast
368	Leaf Blast	Leaf Blast
369	Leaf Blast	Leaf Blast
370	Leaf Blast	Healthy
371	Leaf Blast	Leaf Blast
372	Leaf Blast	Leaf Blast
373	Leaf Blast	Leaf Blast
374	Leaf Blast	Leaf Blast
375	Leaf Blast	Leaf Blast
376	Leaf Blast	Leaf Blast
377	Leaf Blast	Leaf Blast
378	Leaf Blast	Leaf Blast
379	Leaf Blast	Leaf Blast
380	Leaf Blast	Leaf Blast
381	Leaf Blast	Leaf Blast
382	Leaf Blast	Leaf Blast
383	Leaf Blast	Leaf Blast
384	Leaf Blast	Leaf Blast
385	Leaf Blast	Leaf Blast
386	Leaf Blast	Leaf Blast
387	Leaf Blast	Brown Spot
388	Leaf Blast	Brown Spot
389	Leaf Blast	Leaf Blast
390	Leaf Blast	Leaf Blast
391	Leaf Blast	Leaf Blast
392	Leaf Blast	Leaf Blast
393	Leaf Blast	Leaf Blast
394	Leaf Blast	Leaf Blast
395	Leaf Blast	Leaf Blast
396	Leaf Blast	Leaf Blast
397	Leaf Blast	Leaf Blast
398	Leaf Blast	Leaf Blast
399	Leaf Blast	Leaf Blast
400	Leaf Blast	Leaf Blast

Lanjutan Hasil Testing Rasio 70:30

No	Ground Truth	Prediksi
401	Leaf Blast	Leaf Blast
402	Leaf Blast	Brown Spot
403	Leaf Blast	Leaf Blast
404	Leaf Blast	Brown Spot
405	Leaf Blast	Leaf Blast
406	Leaf Blast	Brown Spot
407	Leaf Blast	Brown Spot
408	Leaf Blast	Healthy
409	Leaf Blast	Leaf Blast
410	Leaf Blast	Brown Spot
411	Leaf Blast	Leaf Blast
412	Leaf Blast	Leaf Blast
413	Leaf Blast	Brown Spot
414	Leaf Blast	Leaf Blast
415	Leaf Blast	Leaf Blast
416	Leaf Blast	Leaf Blast
417	Leaf Blast	Leaf Blast
418	Leaf Blast	Leaf Blast
419	Leaf Blast	Leaf Blast
420	Leaf Blast	Healthy
421	Leaf Blast	Healthy
422	Leaf Blast	Leaf Blast
423	Leaf Blast	Leaf Blast
424	Leaf Blast	Leaf Blast
425	Leaf Scald	Leaf Scald
426	Leaf Scald	Leaf Scald
427	Leaf Scald	Leaf Scald
428	Leaf Scald	Leaf Scald
429	Leaf Scald	Leaf Scald
430	Leaf Scald	Leaf Scald
431	Leaf Scald	Leaf Scald
432	Leaf Scald	Leaf Scald
433	Leaf Scald	Leaf Scald
434	Leaf Scald	Leaf Scald
435	Leaf Scald	Leaf Scald
436	Leaf Scald	Leaf Scald
437	Leaf Scald	Leaf Scald
438	Leaf Scald	Leaf Scald
439	Leaf Scald	Leaf Scald
440	Leaf Scald	Leaf Scald

Lanjutan Hasil Testing Rasio 70:30

No	Ground Truth	Prediksi
441	Leaf Scald	Leaf Scald
442	Leaf Scald	Leaf Scald
443	Leaf Scald	Leaf Scald
444	Leaf Scald	Leaf Scald
445	Leaf Scald	Leaf Scald
446	Leaf Scald	Leaf Scald
447	Leaf Scald	Leaf Scald
448	Leaf Scald	Leaf Scald
449	Leaf Scald	Leaf Scald
450	Leaf Scald	Leaf Scald
451	Leaf Scald	Leaf Scald
452	Leaf Scald	Leaf Scald
453	Leaf Scald	Leaf Scald
454	Leaf Scald	Leaf Scald
455	Leaf Scald	Leaf Scald
456	Leaf Scald	Leaf Scald
457	Leaf Scald	Leaf Scald
458	Leaf Scald	Leaf Scald
459	Leaf Scald	Leaf Scald
460	Leaf Scald	Leaf Scald
461	Leaf Scald	Leaf Scald
462	Leaf Scald	Leaf Scald
463	Leaf Scald	Leaf Scald
464	Leaf Scald	Leaf Scald
465	Leaf Scald	Leaf Scald
466	Leaf Scald	Leaf Scald
467	Leaf Scald	Leaf Scald
468	Leaf Scald	Leaf Scald
469	Leaf Scald	Leaf Scald
470	Leaf Scald	Leaf Scald
471	Leaf Scald	Leaf Scald
472	Leaf Scald	Leaf Scald
473	Leaf Scald	Leaf Scald
474	Leaf Scald	Leaf Scald
475	Leaf Scald	Leaf Scald
476	Leaf Scald	Leaf Scald
477	Leaf Scald	Leaf Scald
478	Leaf Scald	Leaf Scald
479	Leaf Scald	Leaf Scald
480	Leaf Scald	Leaf Scald

Lanjutan Hasil Testing Rasio 70:30

No	Ground Truth	Prediksi
481	Leaf Scald	Leaf Scald
482	Leaf Scald	Leaf Scald
483	Leaf Scald	Leaf Scald
484	Leaf Scald	Leaf Scald
485	Leaf Scald	Leaf Scald
486	Leaf Scald	Leaf Scald
487	Leaf Scald	Leaf Scald
488	Leaf Scald	Leaf Scald
489	Leaf Scald	Leaf Scald
490	Leaf Scald	Leaf Scald
491	Leaf Scald	Leaf Scald
492	Leaf Scald	Leaf Scald
493	Leaf Scald	Leaf Scald
494	Leaf Scald	Leaf Scald
495	Leaf Scald	Leaf Scald
496	Leaf Scald	Leaf Scald
497	Leaf Scald	Leaf Scald
498	Leaf Scald	Leaf Scald
499	Leaf Scald	Leaf Scald
500	Leaf Scald	Leaf Scald
501	Leaf Scald	Leaf Scald
502	Leaf Scald	Leaf Scald
503	Leaf Scald	Leaf Scald
504	Leaf Scald	Leaf Scald
505	Leaf Scald	Leaf Scald
506	Leaf Scald	Leaf Scald
507	Leaf Scald	Leaf Scald
508	Leaf Scald	Leaf Scald
509	Leaf Scald	Leaf Scald
510	Leaf Scald	Leaf Scald
511	Leaf Scald	Leaf Scald
512	Leaf Scald	Leaf Scald
513	Leaf Scald	Leaf Scald
514	Leaf Scald	Leaf Scald
515	Leaf Scald	Leaf Scald
516	Leaf Scald	Leaf Scald
517	Leaf Scald	Leaf Scald
518	Leaf Scald	Leaf Scald
519	Leaf Scald	Leaf Scald
520	Leaf Scald	Leaf Scald

Lanjutan Hasil Testing Rasio 70:30

No	Ground Truth	Prediksi
521	Leaf Scald	Leaf Scald
522	Leaf Scald	Leaf Scald
523	Leaf Scald	Leaf Scald
524	Leaf Scald	Leaf Scald
525	Leaf Scald	Leaf Scald
526	Leaf Scald	Leaf Scald
527	Leaf Scald	Leaf Scald
528	Leaf Scald	Leaf Scald
529	Leaf Scald	Leaf Scald
530	Leaf Scald	Leaf Scald
531	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
532	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
533	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
534	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
535	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
536	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
537	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
538	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
539	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
540	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
541	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
542	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
543	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
544	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
545	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
546	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
547	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
548	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
549	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
550	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
551	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
552	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
553	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
554	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
555	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
556	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
557	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
558	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
559	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
560	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot

Lanjutan Hasil Testing Rasio 70:30

No	Ground Truth	Prediksi
561	Narrow Brown Spot	Brown Spot
562	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
563	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
564	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
565	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
566	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
567	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
568	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
569	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
570	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
571	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
572	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
573	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
574	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
575	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
576	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
577	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
578	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
579	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
580	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
581	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
582	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
583	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
584	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
585	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
586	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
587	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
588	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
589	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
590	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
591	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
592	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
593	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
594	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
595	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
596	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
597	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
598	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
599	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
600	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot

Lanjutan Hasil Testing Rasio 70:30

No	Ground Truth	Prediksi
601	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
602	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
603	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
604	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
605	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
606	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
607	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
608	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
609	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
610	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
611	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
612	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
613	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
614	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
615	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
616	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
617	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
618	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
619	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
620	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
621	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
622	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
623	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
624	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
625	Narrow Brown Spot	Brown Spot
626	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
627	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
628	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
629	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
630	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
631	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
632	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
633	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
634	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
635	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot
636	Narrow Brown Spot	Narrow Brown Spot