



Similarity Report

Metadata

Name of the organization

Universitas Muhammadiyah Sidoarjo

Title

silvia putri ramadhani

Author(s)

Coordinator

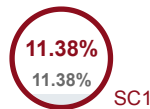
perpustakaan umsidahanin

Organizational unit

Perpustakaan

Record of similarities

SCs indicate the percentage of the number of words found in other texts compared to the total number of words in the analysed document. Please note that high coefficient values do not automatically mean plagiarism. The report must be analyzed by an authorized person.



25
The phrase length for the SC 2

4358
Length in words

30918
Length in characters

Alerts

In this section, you can find information regarding text modifications that may aim at temper with the analysis results. Invisible to the person evaluating the content of the document on a printout or in a file, they influence the phrases compared during text analysis (by causing intended misspellings) to conceal borrowings as well as to falsify values in the Similarity Report. It should be assessed whether the modifications are intentional or not.

Characters from another alphabet		0
Spreads		0
Micro spaces		0
Hidden characters		0
Paraphrases (SmartMarks)		31

Active lists of similarities

This list of sources below contains sources from various databases. The color of the text indicates in which source it was found. These sources and Similarity Coefficient values do not reflect direct plagiarism. It is necessary to open each source, analyze the content and correctness of the source crediting.

The 10 longest fragments

Color of the text

NO	TITLE OR SOURCE URL (DATABASE)	NUMBER OF IDENTICAL WORDS (FRAGMENTS)
1	IMPLEMENTASI ALGORITMA DEEP LEARNING YOLO (YOU ONLY LOOK ONCE) UNTUK DETEKSI KUALITAS KENTANG SEGAR DAN BUSUK SECARA REAL TIME Santi Rahayu,Ocha Alfiano;	42 0.96 %
2	Perancangan Alat Sortir Buah Durian Berdasarkan Kandungan Gas Dan Berat Dengan Arduino Uno Jasmir, Willy Riyadi, Ali Edi;	25 0.57 %

3	IDENTIFIKASI VARIETAS BIBIT DURIAN MENGGUNAKAN MOBILENETV2 BERDASARKAN GAMBAR DAUN Didi Kurniawan, Dhani Ariatmanto;	24 0.55 %	
4	https://pdfs.semanticscholar.org/503d/33f3d0c03407090ec6630cc3c1c3eb3f12a4.pdf	22 0.50 %	
5	https://pdfs.semanticscholar.org/503d/33f3d0c03407090ec6630cc3c1c3eb3f12a4.pdf	20 0.46 %	
6	https://ejournals.itda.ac.id/index.php/avitec/article/download/2067/pdf	19 0.44 %	
7	https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/978-3-030-58080-3_327-1.pdf	18 0.41 %	
8	Analisis Sentimen Terhadap Review Aplikasi E-commerce Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Casi Setianingsih,Khatami Faiz Adil, Budhi Irawan;	18 0.41 %	
9	https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fsufs.2021.626227/full	16 0.37 %	
10	OPTIMASI PENERAPAN ALGORITMA CONVOLUTION NEURAL NETWORK DALAM KLASIFIKASI TINGKAT KESEGERAN DAGING SAPI Sahera Charisa Nur, Dijaya Rohman, Rahmawati Yunianita;	16 0.37 %	
from RefBooks database (6.82 %)			
NO	TITLE	NUMBER OF IDENTICAL WORDS (FRAGMENTS)	
Source: Paperity			
1	IMPLEMENTASI ALGORITMA DEEP LEARNING YOLO (YOU ONLY LOOK ONCE) UNTUK DETEKSI KUALITAS KENTANG SEGAR DAN BUSUK SECARA REAL TIME Santi Rahayu,Ocha Alfiano;	51 (2) 1.17 %	
2	IDENTIFIKASI VARIETAS BIBIT DURIAN MENGGUNAKAN MOBILENETV2 BERDASARKAN GAMBAR DAUN Didi Kurniawan, Dhani Ariatmanto;	46 (3) 1.06 %	
3	Klasifikasi karir mahasiswa bidang web developer menggunakan algoritma naïve bayes Armansyah,Sonia Wanda Mafriza;	45 (7) 1.03 %	
4	OPTIMASI PENERAPAN ALGORITMA CONVOLUTION NEURAL NETWORK DALAM KLASIFIKASI TINGKAT KESEGERAN DAGING SAPI Sahera Charisa Nur, Dijaya Rohman, Rahmawati Yunianita;	42 (4) 0.96 %	
5	Perancangan Alat Sortir Buah Durian Berdasarkan Kandungan Gas Dan Berat Dengan Arduino Uno Jasmir, Willy Riyadi,Ali Edi;	32 (2) 0.73 %	
6	Analisis Sentimen Terhadap Review Aplikasi E-commerce Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Casi Setianingsih,Khatami Faiz Adil, Budhi Irawan;	29 (2) 0.67 %	
7	Performa Metode Convolutional Neural Network Pada Face Landmark Untuk Virtual Make Up Try On Angeline Dameethia, Erico Jochsen, Janson Hendryli, Dyah Erny Herwindiati;	16 (2) 0.37 %	
8	Diversifikasi Olahan Limbah Kulit Durian Sebagai Komoditas Produk Unggulan Desa Wisata Branjang Menuju Sustainable Independent Economic Revitalization Ahmad Zaenuri, Made virma, Kris Brantas Abiprayu, Desti Ranihusna;	13 (1) 0.30 %	
9	THE USE OF A MAGNETIC SENSOR TO DETECT LOBSTER (Panulirus spp.) CATCHES ON THE LABORATORY SCALE Andri Wahyudi, Maman Hermawan, Heri Triyono;	9 (1) 0.21 %	
10	Feature Selection Based on Artificial Bee Colony and Gradient Boosting Decision Tree for Hotel Reservation Cancellation Prediction Using Random Forest Baroah Hamida Maulana Lailatal, Hakim Lukman;	7 (1) 0.16 %	

from the home database (0.00 %)



NO	TITLE	NUMBER OF IDENTICAL WORDS (FRAGMENTS)
----	-------	---------------------------------------

from the Database Exchange Program (0.00 %)



NO	TITLE	NUMBER OF IDENTICAL WORDS (FRAGMENTS)
----	-------	---------------------------------------

from the Internet (4.57 %)



NO	SOURCE URL	NUMBER OF IDENTICAL WORDS (FRAGMENTS)
1	https://pdfs.semanticscholar.org/503d/33f3d0c03407090ec6630cc3c1c3eb3f12a4.pdf	81 (6) 1.86 %
2	https://pdfs.semanticscholar.org/80ac/330800219d21787d2ff8c3c363edf4b752c7.pdf	32 (3) 0.73 %
3	https://ejournals.itda.ac.id/index.php/avitec/article/download/2067/pdf	26 (2) 0.60 %
4	https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/978-3-030-58080-3_327-1.pdf	18 (1) 0.41 %
5	https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fsufs.2021.626227/full	16 (1) 0.37 %
6	https://repository.poltekkes-tjk.ac.id/id/eprint/5666/10/Daftar%20Pustaka.pdf	14 (1) 0.32 %
7	https://peerj.com/articles/cs-1677/	12 (1) 0.28 %

List of accepted fragments (no accepted fragments)

NO	CONTENTS	NUMBER OF IDENTICAL WORDS (FRAGMENTS)
----	----------	---------------------------------------

Infotek : Jurnal Informatika dan Teknologi

Vol. 4 No. 1, Januari 2021

Hal. xx-xx

e-ISSN 2614-8773

DOI : 10.29408/jit.v4i1.2999 Link : <https://dx.doi.org/10.29408/jit.v4i1.2999>

Infotek : Jurnal Informatika dan Teknologi – Vol.4 No. 1 Januari 2021 <<nomor halaman>>

IDENTIFIKASI PENYAKIT DAUN DURIAN MENGGUNAKAN PENERAPAN ALGORITMA RESIDUAL NETWORK (RESNET-50)

Silvia Putri Ramadhani^{1, 2, 3}

Program Studi Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah

zilviaputri1312@gmail.com@gmail.com

Abstrak 11pt, bold

Durian merupakan salah satu komoditas pertanian tropis unggulan di Indonesia. Daunnya rentan terhadap serangan penyakit yang dapat mempengaruhi hasil produksi. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi penyakit daun durian menggunakan algoritma deep learning dengan arsitektur ResNet-50. Dataset citra daun durian diperoleh dari platform Roboflow dan diklasifikasikan ke dalam empat kelas, yaitu Algal Leaf Spot, Leaf Blight, Leaf Spot, dan No Disease. Proses pengolahan data mencakup anotasi, augmentasi, dan normalisasi ukuran citra menjadi 240x240 piksel. Model dilatih menggunakan TensorFlow dengan bobot awal dari ImageNet. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan confusion matrix dan metrik seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Hasil pengujian menunjukkan bahwa pendekatan binary classification menghasilkan akurasi sebesar 99,8% dan F1-score 99,9%, sedangkan pendekatan multiclass menghasilkan akurasi 99,6% dan macro F1-score 96,9%. Hasil ini menunjukkan bahwa ResNet-50 efektif dalam mendeteksi penyakit daun durian.

Kata kunci: daun durian, deteksi penyakit, klasifikasi citra, ResNet-50, Roboflow

Durian is one of Indonesia's leading tropical agricultural commodities. Its leaves are susceptible to diseases

that can affect crop yield. This study aims to develop a durian leaf disease classification system using a deep learning algorithm with the ResNet-50 architecture. The dataset was obtained from the Roboflow platform and categorized into four classes: Algal Leaf Spot, Leaf Blight, Leaf Spot, and No Disease. Data preprocessing involved annotation, augmentation, and resizing images to 240x240 pixels. The model was trained using TensorFlow with pretrained ImageNet weights. **Evaluation was carried out using a confusion matrix and metrics such as accuracy, precision, recall, and F1-score.** The results showed that the binary classification approach achieved 99.8% accuracy and a 99.9% F1-score, while the multiclass classification achieved 99.6% accuracy and a 96.9% macro F1-score. These findings indicate that ResNet-50 is effective in detecting durian leaf diseases.

Keywords: durian leaf, disease detection, image classification, ResNet-50, Roboflow

(Received: January 20, 2020 / Accepted: April 20, 2020 / Published Online: July 31, 2020) (Perubahan

Logo dan Kop Artikel : 28 Agustus 2022)

Infotek : Jurnal Informatika dan Teknologi

Vol. 4 No. 1, Januari 2021

Hal. xx-xx

e-ISSN 2614-8773

DOI : 10.29408/jit.v4i1.2999 Link : <https://dx.doi.org/10.29408/jit.v4i1.2999>

Infotek : Jurnal Informatika dan Teknologi – Vol.4 No. 1 Januari 2021 <<nomor halaman>>

1. PENDAHULUAN

Durian (*Durio zibethinus* Murr.) adalah tanaman tropis yang berasal dari Asia

Tenggara dan terkenal sebagai buah yang khas. Di Indonesia, terdapat lebih dari 55 jenis durian, baik yang berasal dari dalam negeri maupun impor. Sementara itu, durian impor memiliki lebih dari 123 jenis, yang sebagian besar berasal dari Malaysia [1] . Durian biasanya ditanam di pekarangan bersama dengan tanaman lainnya. Daun durian umumnya memiliki bentuk memanjang dengan ujung runcing. Daun ini tumbuh secara berseling dan soliter.

Selain itu, daun durian memiliki tekstur yang tebal, dengan permukaan bagian atas berwarna hijau cerah, sementara bagian bawahnya berwarna coklat atau kuning keemasan [2] .

Keterbatasan jumlah tenaga pengamat hama dan penyakit menjadi kendala dalam upaya pengendalian hama dan penyakit tanaman. Pada tanaman durian, gejala penyakit dapat dikenali melalui perubahan yang terjadi pada daunnya. Infeksi yang disebabkan oleh jamur, bakteri, atau virus sering kali memunculkan pola atau bercak tertentu. Kesehatan tanaman durian sangat berpengaruh terhadap kualitas buah pada durian. Namun, tidak semua petani memiliki kemampuan untuk mengidentifikasi tanda-tanda tersebut.

Akibatnya, mereka kerap terlambat menyadari bahwa tanaman mereka sebenarnya sudah terinfeksi, karena mengira kondisinya masih sehat. Maka langkah pertama yang dapat dilakukan untuk mengatasi masalah tersebut adalah dengan mengamati daun durian dengan kasat mata sebelum tumbuh besar . Akan tetapi hal tersebut masih kurang efisien karena sulitnya membedakan jenis-jenis penyakit daun durian maka berdasarkan permasalahan ini, muncul gagasan untuk mengembangkan sistem yang mampu mendeteksi penyakit dengan cepat dan mudah. Sistem ini diharapkan dapat membantu petani dalam mengenali penyakit secara dini, sehingga langkah pengendalian dapat dilakukan secara tepat dan efektif.

Beberapa jenis penyakit pada tanaman yang sering menyerang durian antara lain bercak daun, hawar daun, jamur upas, kanker batang, busuk akar, dan busuk buah [3] .Namun,

dalam penelitian ini berfokus hanya penyakit daun durian yaitu busuk daun, bercak jamur, bercak daun, dan daun sehat dengan menggunakan Teknologi klasifikasi Citra Digital Resnet-50 maka akan dapat menyelesaikan masalah tersebut .

Dalam upaya identifikasi dan klasifikasi varietas tanaman berdasarkan pola daun .

telah banyak dilakukan penelitian sebelumnya, di antaranya penelitian mengenai Identifikasi Taslim [4] melakukan upaya untuk mengenali daun mangga, akasia, rambutan, pepaya, dan cherry menggunakan CNN dengan arsitektur ResNet-50, dan berhasil mencapai tingkat akurasi lebih dari 98%. Namun, akurasi tersebut menurun ketika terdapat latar belakang yang mengganggu.Sedangkan, Febriana [5] penyakit pada daun **apel menggunakan ResNet 50 Dilated Convolutional Neural Network dengan 875 data uji menghasilkan akurasi**

Sementara itu, untuk dataset yang terdiri dari 200 data uji, akurasi yang diperoleh adalah 81%, presisi 84%, dan recall 81%.

Infotek : Jurnal Informatika dan Teknologi

Vol. 4 No. 1, Januari 2021

Hal. xx-xx

e-ISSN 2614-8773

DOI : 10.29408/jit.v4i1.2999 Link : <https://dx.doi.org/10.29408/jit.v4i1.2999>

Infotek : Jurnal Informatika dan Teknologi – Vol.4 No. 1 Januari 2021 <<nomor halaman>>

Resnet-50 merupakan bagian dari CNN sebagai referensi penelitian ini , [6] Jia-Rong Hasil menunjukan ResNet-50 menunjukkan kinerja terbaik dalam klasifikasi dengan nilai

akurasi di atas 80%. Dalam penelitian ini penggunaan ResNet-50 untuk mengklasifikasikan penyakit pada tanaman strawberry menghasilkan akurasi 100% untuk kasus pada pucuk, daun, dan buah, serta akurasi sebesar 98% untuk infeksi jamur abu-abu dan 98% untuk jamur tepung. Kemudian, [7] Charisa Nur Sahera Hasil terbaik diperoleh dengan mengatur parameter secara optimal, yang menghasilkan **akurasi tertinggi sebesar 98,50% pada model dengan** 10 epoch dan learning rate sebesar 0,001. **Penerapan metode klasifikasi menggunakan CNN dengan optimizer ADAM terbukti sangat efektif dalam mengenali dan mengklasifikasikan tingkat kesegaran pada gambar daging sapi** .

Deep learning adalah cabang khusus dari machine learning yang berfokus pada pembelajaran representasi data melalui beberapa lapisan (layer) bertahap, dengan setiap lapisan menghasilkan representasi yang semakin bermakna [8] . Deep learning sering dimanfaatkan untuk mengklasifikasi objek dari citra atau gambar dengan mempelajari representasi atau fitur data secara otomatis [9] . **Convolutional Neural Network (CNN) merupakan jenis** neural network yang sering **digunakan untuk mengolah data citra. CNN dapat dimanfaatkan untuk mendeteksi dan mengenali objek dalam sebuah** gambar [10] . ResNet-50 menggunakan shortcut connections yang memungkinkan fitur dari lapisan sebelumnya diteruskan ke lapisan berikutnya. Hal ini membantu mengurangi kehilangan fitur penting selama proses konvolusi, sehingga jaringan tetap efektif meskipun sangat dalam [11] . Maka penanganan penyakit daun tanaman perlu dilakukan dengan cepat. Oleh sebab itu, untuk menyelesaikan hal tersebut Resnet-50 sangat penting untuk mengidentifikasi penyakit daun sebagai langkah awal . Agar identifikasi penyakit daun durian lebih mudah dilakukan, Resnet-50 diterapkan dalam bentuk aplikasi Android yang dapat diinstal pada smartphone . Namun, yang dijadikan objek uji hanya terbatas pada penyakit yang menyerang daun durian .

2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi penyakit pada daun tanaman durian dengan memanfaatkan Roboflow sebagai alat bantu dalam pemrosesan data, serta mengintegrasikan model ResNet-50 sebagai model dasar dalam sistem deteksi. Pemilihan metode ini didasarkan pada kemampuannya dalam memberikan hasil deteksi yang cepat dan akurat. Adapun metodologi penelitian ini terdiri atas beberapa tahapan yang divisualisasikan pada Gambar 1.

Infotek : Jurnal Informatika dan Teknologi

Vol. 4 No. 1, Januari 2021

Hal. xx-xx

e-ISSN 2614-8773

DOI : 10.29408/jit.v4i1.2999 Link : <https://dx.doi.org/10.29408/jit.v4i1.2999>

Infotek : **Jurnal Informatika dan Teknologi – Vol.4 No. 1** Januari 2021 <<nomor halaman>>

Gambar 1. Tahapan Penelitian

Penjelasan terkait gambar tahapan diatas dapat dirinci sebagai berikut.

Infotek : **Jurnal Informatika dan Teknologi Vol. 4 No. 1**, Januari 2021

Hal. xx-xx

e-ISSN 2614-8773

DOI : 10.29408/jit.v4i1.2999 Link : <https://dx.doi.org/10.29408/jit.v4i1.2999>

Infotek : Jurnal Informatika dan Teknologi – Vol.4 No. 1 Januari 2021 <<nomor halaman>>

2.1. Pengumpulan Data

Penelitian ini memanfaatkan data citra daun durian yang diperoleh melalui platform daring Roboflow. Roboflow merupakan **sebuah platform yang menyediakan berbagai dataset untuk** kebutuhan pemrosesan citra (computer vision). Dalam studi ini, dataset yang digunakan terdiri dari empat kategori citra daun durian yang mengalami infeksi berbagai jenis penyakit, yaitu Algal Leaf Spot, Leaf Blight, Leaf Spot, dan No Disease. Masing-masing kategori memiliki 420 citra daun berwarna (RGB) dalam format file JPG. Setelah proses pengumpulan citra selesai, dataset penyakit daun durian kemudian disusun menggunakan platform Roboflow, seperti yang ditampilkan pada Gambar 2.

Gambar 2. Pengumpulan Dataset

2.2. Pra-Pemrosesan Data

Pra-pemrosesan data merupakan tahap penting yang harus dilakukan sebelum model dilatih dan dievaluasi. Langkah awal dalam proses ini adalah membagi data menjadi beberapa subset. Dalam penelitian ini, dilakukan beberapa skenario pembagian dataset.

Terdapat tiga skenario percobaan yang diterapkan berdasarkan persentase pembagian data ke dalam train set, validation set, dan test set ditampilkan pada table 1.

Tabel 1. Skenario Split Data

Skenario Pembagian Data

Split Data Train Set Valid Set Test Set

70:20:10 292 84 44

75:15:10 314 62 44

80:10:10 334 44 43

Pada tahap berikutnya, dilakukan proses anotasi data dengan memberikan label berbentuk bounding box pada objek dalam citra. Setiap gambar dilengkapi dengan informasi kelas, koordinat, serta ukuran objek menggunakan platform Roboflow, yang dirancang untuk mendukung efisiensi dalam pengelolaan dataset, modifikasi format gambar, dan

Infotek : Jurnal Informatika dan Teknologi

Vol. 4 No. 1, Januari 2021

Hal. xx-xx

e-ISSN 2614-8773

Infotek : Jurnal Informatika dan Teknologi – Vol.4 No. 1 Januari 2021 <<nomor halaman>>

DOI : 10.29408/jit.v4i1.2999 Link : <https://dx.doi.org/10.29408/jit.v4i1.2999>

pemanfaatan data secara optimal [12]. Tahapan preprocessing pada platform ini mencakup penerapan teknik Auto-Orient untuk menyeragamkan orientasi citra dalam dataset dan menghapus informasi EXIF. Hal ini penting karena perbedaan orientasi gambar dapat menghambat efektivitas pelatihan model [13]. Untuk memastikan keseragaman dimensi, setiap citra diubah ukurannya menjadi 240 x 240 piksel, sehingga dapat mempercepat proses pelatihan. Selain itu, digunakan Filter Null untuk mengeliminasi data yang mengandung nilai null atau citra tanpa objek, guna memastikan hanya data relevan yang digunakan dalam pelatihan dan meningkatkan kualitas dataset.

Setelah tahap preprocessing, dilakukan augmentasi data, yakni proses untuk memperbanyak dan memperkaya variasi data melalui teknik seperti pembalikan horizontal (horizontal flipping), pemangkasan (cropping), dan rotasi. Tahapan ini sangat penting untuk menghindari overfitting serta meningkatkan akurasi model deep learning yang akan dibangun.

2.3 Pelatihan Model Resnet-50

Tahapan pemodelan dilakukan dengan memanfaatkan dataset yang telah diproses

sebelumnya menggunakan platform Roboflow. Platform ini menyediakan fitur ekspor dataset yang menghasilkan file data.yaml dengan format yang sesuai untuk digunakan

langsung pada model Resnet-50. Proses ekspor ini dapat dilakukan melalui API, sehingga memungkinkan dataset langsung siap digunakan untuk pelatihan pada platform seperti Google Colab. Konfigurasi pelatihan dilakukan secara bertahap dengan tujuan untuk mengoptimalkan kinerja model. Tabel 2 menampilkan sejumlah parameter penting yang memengaruhi performa model, termasuk pembagian data (split data), ukuran gambar (image size), ukuran batch, jumlah epoch, sumber data, serta bobot awal (weight) yang digunakan.

Tabel 2. Konfigurasi Training

Parameter Nilai

Split Data

Image Size

Batch Size

Epoch

Data Source

Weight

TensorFlow

70:20:10,75:15:10,80:10:10

240 x 240

32

25, 50

Data.yaml

Imagenet

Resnet-50.h5

Tabel di atas menyajikan konfigurasi pelatihan model Resnet-50, yang mencakup variasi pembagian data (70:20:10,75:15:10,80:10:10) antara data latih, validasi, dan uji, guna mengoptimalkan performa model. Gambar daun durian disesuaikan pada resolusi 240

x 240 piksel untuk mencapai keseimbangan antara efisiensi komputasi dan akurasi. Batch size sebesar 32 digunakan untuk menjaga kestabilan proses pelatihan. Model dilatih selama 25 hingga 50 epoch agar dapat mencapai konvergensi secara optimal. Dataset dimuat melalui file data.yaml yang sebelumnya diekspor dari Roboflow, dan pelatihan dimulai dengan bobot awal dari ImageNet untuk mempercepat proses dan meningkatkan akurasi. Hasil akhir dari pelatihan ini disimpan dalam format .h5, yang kompatibel dengan TensorFlow.

Infotek : Jurnal Informatika dan Teknologi

Vol. 4 No. 1, Januari 2021

Hal. xx-xx

e-ISSN 2614-8773

DOI : 10.29408/jit.v4i1.2999 Link : <https://dx.doi.org/10.29408/jit.v4i1.2999>

Infotek : **Jurnal Informatika dan Teknologi – Vol.4 No. 1** Januari 2021 <<nomor halaman>>

(1)

(2)

(3)

(4)

(5)

Keterangan:

TP: True Positive

2.4 Perhitungan Hasil dengan Confusion Matrix

Setelah melakukan training dan testing maka Langkah berikutnya dalam evaluasi model adalah menghitung confusion matrix, yang merupakan metode untuk menilai performa model klasifikasi dalam machine learning, baik untuk dua kelas maupun lebih [14]. Confusion matrix memuat empat komponen utama yang menggambarkan hasil klasifikasi, yaitu true positive, true negative, false positive, dan false negative. Berdasarkan keempat komponen ini, dilakukan penghitungan metrik evaluasi model seperti akurasi, presisi, recall, specificity, dan F1-Score untuk kasus klasifikasi biner [15]. Sementara itu, untuk kasus klasifikasi multikelas, evaluasi dilakukan dengan menghitung akurasi, rata-rata makro presisi, rata-rata makro recall, dan rata-rata makro F1-Score [16].

Keterangan:

TP: True Positive

TN: True Negative

FP: False Positive

FN: False Negative

Dalam evaluasi kinerja pada kasus klasifikasi multikelas, pengukuran specificity tidak digunakan. Namun, untuk memperoleh nilai precision, recall, dan f1-score, perlu dilakukan perhitungan rata-rata menggunakan metode macro average. Metode ini menghitung total nilai masing-masing metrik untuk setiap kelas, kemudian membaginya dengan jumlah total kelas yang dianalisis. Rumus perhitungan akurasi dan rata-rata metrik lainnya ditunjukkan pada formula berikut.

Infotek : Jurnal Informatika dan Teknologi

Vol. 4 No. 1, Januari 2021

Hal. xx-xx

e-ISSN 2614-8773

DOI : 10.29408/jit.v4i1.2999 Link : <https://dx.doi.org/10.29408/jit.v4i1.2999>

Infotek : **Jurnal Informatika dan Teknologi – Vol.4 No. 1** Januari 2021 <<nomor halaman>>

Keterangan:

MAP : Macro Average Precision

MAR : Macro Average Recall

MAF : Macro Average F1-Score

K: Jumlah kelas pada system klasifikasi multiclass

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil evaluasi dari sistem deteksi penyakit pada daun durian dalam penelitian ini akan dianalisis guna mengukur tingkat efektivitas dari sistem yang telah dibangun. Sistem ini dikembangkan melalui tahapan-tahapan yang telah dirancang sesuai dengan metode

penelitian yang digunakan.

3.1. Hasil Pengumpulan Data

Data yang dikumpulkan digunakan untuk membentuk dataset penyakit daun durian yang terbagi ke dalam empat kategori, yaitu Algal Leaf Spot, Leaf Blight, Leaf Spot, dan No Disease. Masing-masing kategori memiliki jumlah citra yang seimbang, yaitu sebanyak 105 gambar per kelas, sehingga total keseluruhan citra mencapai 420. Tabel 3 berikut menampilkan contoh visual citra daun beserta jumlah citra di setiap kelas.

(6)

(7)

(8)

(9)

Infotek : Jurnal Informatika dan Teknologi

Vol. 4 No. 1, Januari 2021

Hal. xx-xx

e-ISSN 2614-8773

DOI : 10.29408/jit.v4i1.2999 Link : <https://dx.doi.org/10.29408/jit.v4i1.2999>

Infotek : Jurnal Informatika dan Teknologi – Vol.4 No. 1 Januari 2021 <<nomor halaman>>

Tabel 3. Hasil Pengumpulan Data

Citra Kelas Penyakit Jumlah Kelas

Algal Leaf Spot 105

Leaf Blight 105

Leaf Spot 105

No Disease 105

Total 420

Infotek : **Jurnal Informatika dan Teknologi Vol. 4 No. 1**, Januari 2021

Hal. xx-xx

e-ISSN 2614-8773

Infotek : Jurnal Informatika dan Teknologi – Vol.4 No. 1 Januari 2021 <<nomor halaman>>

DOI : 10.29408/jit.v4i1.2999 Link : <https://dx.doi.org/10.29408/jit.v4i1.2999>

3.2. Hasil Pra-pemrosesan Data

Pada tahap pra-pemrosesan, langkah awal yang dilakukan adalah memberikan anotasi pada citra daun durian guna mengidentifikasi area yang terinfeksi penyakit. Proses anotasi ini bertujuan untuk mempersiapkan dataset yang sesuai untuk pelatihan model deteksi berbasis deep learning. Setiap citra diberi (bounding box) yang menunjukkan bagian daun yang terkena penyakit. Langkah ini tidak hanya membantu meningkatkan ketepatan model, tetapi juga memastikan bahwa dataset yang dibuat memiliki keberagaman yang cukup untuk mendukung pelatihan yang optimal, sehingga model dapat memahami berbagai kondisi yang mungkin ditemui di dunia nyata. Gambar 3 berikut memperlihatkan contoh hasil anotasi pada citra daun durian yang dilakukan menggunakan platform Roboflow.

Gambar 3. Hasil Anotasi Citra Daun Durian

Tahap selanjutnya dalam pra-pemrosesan adalah mengubah ukuran citra menjadi 240x240 piksel agar sesuai dengan kebutuhan model ResNet-50. Selain itu, digunakan fitur Auto-Orient dan filter null untuk menghapus gambar yang tidak memiliki label, dengan tujuan meningkatkan kualitas dataset. Seluruh proses ini diterapkan pada 420 citra agar dataset menjadi lebih rapi dan siap digunakan untuk pelatihan model secara maksimal. Dalam penelitian ini, augmentasi data dilakukan melalui teknik horizontal flip dan cropping. Augmentasi hanya diterapkan pada data pelatihan, sehingga jumlah citra pelatihan meningkat dua kali lipat, yakni dari 294 menjadi 558 pada skenario pertama 70:20:10, dari 314 menjadi 628 pada skenario kedua 75:15:10, dan dari 334 menjadi 668 pada skenario 80:10:10 .

3.3 Hasil Pelatihan Model

Proses pelatihan model dilakukan dengan membandingkan performa berdasarkan dua pendekatan klasifikasi, yaitu klasifikasi biner (Binary Class) dan multi-kelas (Multi Class). Pengujian dilakukan secara bertahap dengan beberapa variasi jumlah epoch dan rasio pembagian dataset (train:val:test), yaitu: 70:20:10, 75:15:10, dan 80:10:10. Evaluasi

performa melibatkan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score.

Infotek : Jurnal Informatika dan Teknologi

Vol. 4 No. 1, Januari 2021

Hal. xx-xx

e-ISSN 2614-8773

Infotek : Jurnal Informatika dan Teknologi – Vol.4 No. 1 Januari 2021 <<nomor halaman>>

DOI : 10.29408/jit.v4i1.2999 Link : <https://dx.doi.org/10.29408/jit.v4i1.2999>

A. Kasus Binary Class

Pada pendekatan klasifikasi biner, model menunjukkan peningkatan performa yang konsisten seiring bertambahnya jumlah epoch dan proporsi data latih. Berdasarkan hasil Tabel 4 , terlihat bahwa performa tertinggi dicapai pada konfigurasi 80:10:10 dengan 50 epoch, menghasilkan akurasi 0.998, presisi 0.999, recall 0.998, dan F1-score 0.999.

Tabel 4. Binary Class

Split

DataSet

Epoch Batch

Size

Accuracy Precision Recall F1-

Score

70:20:10 25 32 0.978 0.977 0.976 0.976

70:20:10 50 32 0.986 0.985 0.984 0.984

75:15:10 25 32 0.981 0.980 0.979 0.980

75:15:10 50 32 0.991 0.992 0.990 0.991

80:10:10 25 32 0.989 0.990 0.988 0.989

80:10:10 50 32 0.998 0.999 0.998 0.999

Grafik performa menunjukkan tren peningkatan yang linier terhadap metrik evaluasi saat jumlah epoch dan proporsi data latih meningkat. Hal ini mengindikasikan bahwa model mampu mempelajari fitur penting dari data dengan lebih baik saat diberi data yang lebih banyak dan waktu pelatihan yang lebih lama. Gambar 4 merupakan hasil dari akurasi dari training yang dilakukan kasus binary class.

Gambar 4. Hasil Akurasi

Hasil ini diperkuat dengan confusion matrix pada Gambar 5, yang menunjukkan bahwa model dapat mengklasifikasikan 43 sampel positif dan 44 sampel negatif secara sempurna tanpa kesalahan klasifikasi (False Positive/False Negative = 0). Hal ini menunjukkan generalisasi model yang sangat baik terhadap data uji pada kasus biner.

Infotek : Jurnal Informatika dan Teknologi

Vol. 4 No. 1, Januari 2021

Hal. xx-xx

e-ISSN 2614-8773

DOI : 10.29408/jit.v4i1.29

Infotek : Jurnal Informatika dan Teknologi – Vol.4 No. 1 Januari 2021 <<nomor halaman>>

99 Link : <https://dx.doi.org/10.29408/jit.v4i1.2999>

Gambar 5. Hasil Confusion Matrix

B. Multi Class

Pendekatan klasifikasi multi-kelas juga menunjukkan performa yang sangat baik, meskipun sedikit lebih menantang dibandingkan kasus biner. Hasil terbaik dicapai pada konfigurasi 80:10:10 dengan 50 epoch, dengan akurasi sebesar 0.996, macro average precision 0.997, dan macro recall 0.996, seperti terlihat pada tabel 5.

Tabel 5. Multi Class

Split

DataSet

Epoch Batch

Size

Accuracy Macro

Avg

Precision

Macro

Avg

Recall

Macro

Avg F1-

Score

70:20:10 25 32 0.964 0.963 0.961 0.962

70:20:10 50 32 0.975 0.974 0.972 0.973

75:15:10 25 32 0.971 0.970 0.969 0.969

75:15:10 50 32 0.983 0.984 0.982 0.983

80:10:10 25 32 0.980 0.979 0.978 0.979

80:10:10 50 32 0.996 0.997 0.996 0.969

Grafik menunjukkan tren peningkatan performa seiring bertambahnya epoch dan proporsi data latih. Konfigurasi terbaik terjadi pada 50 epoch dengan rasio 80:10:10, di mana semua metrik (akurasi, presisi, recall, F1-score) mencapai nilai tertinggi di atas 0.99, kecuali F1-score yang sedikit menurun menjadi 0.969. Penurunan ini mengindikasikan adanya sedikit ketidakseimbangan klasifikasi pada salah satu kelas, namun secara keseluruhan model tetap menunjukkan kinerja sangat baik. Gambar 6 merupakan hasil dari akurasi dari training yang dilakukan kasus MultiClass.

Infotek : Jurnal Informatika dan Teknologi

Vol. 4 No. 1, Januari 2021

Hal. xx-xx

e-ISSN 2614-8773

DOI : 10.29408/jit.v4i1.2999 Link : <https://dx.doi.org/10.29408/jit.v4i1.2999>

Infotek : Jurnal Informatika dan Teknologi – Vol.4 No. 1 Januari 2021 <<nomor halaman>>

Gambar 6. Hasil Akurasi

Confusion matrix menunjukkan bahwa model memiliki akurasi tinggi dalam membedakan keempat kelas. Mayoritas prediksi tepat, dengan hanya beberapa kesalahan kecil: dua kasus misclassification antara kelas Algal Leaf Spot dan Leaf Blight, serta satu kesalahan antara No Disease dan Leaf Spot. Ini menunjukkan bahwa model memiliki performa generalisasi yang baik, meskipun masih perlu sedikit perbaikan pada dua kelas yang cenderung mirip secara visual. Gambar 7 merupakan tabel confusion matrix dari hasil testing .

Gambar 7. Hasil Confusion Matrix

Infotek : Jurnal Informatika dan Teknologi

Vol. 4 No. 1, Januari 2021

Hal. xx-xx

e-ISSN 2614-8773

DOI : 10.29408/jit.v4i1.2999 Link : <https://dx.doi.org/10.29408/jit.v4i1.2999>

Infotek : **Jurnal Informatika dan Teknologi – Vol.4 No. 1** Januari 2021 <<nomor halaman>>

Selanjutnya Hasil memperlihatkan bahwa model ResNet-50 yang digunakan dalam penelitian ini mampu mengidentifikasi dengan akurat area daun durian yang mengalami infeksi penyakit maupun yang dalam kondisi sehat. Variasi bentuk dan tekstur daun yang ditangkap dalam lingkungan alami mencerminkan keberagaman data sampel yang digunakan selama pelatihan model. Oleh karena itu, hasil deteksi yang dihasilkan dapat dipercaya dan siap diterapkan dalam kondisi nyata secara real-time. Temuan ini menegaskan bahwa ResNet-50 memiliki kapabilitas tinggi dalam mendeteksi penyakit pada daun durian secara efektif dan presisi di lapangan. Ditunjukkan digambar 8 citra hasil pengujian .

Gambar 8. Citra Hasil Pengujian

4. SIMPULAN

Hasil dari penelitian yang telah dilakukan menunjukkan bahwa model ResNet-50 memberikan performa yang sangat baik dalam klasifikasi penyakit daun durian untuk kasus binary class dan multiclass. Dataset dibagi menjadi tiga skenario pembagian data yaitu 70:20:10, 75:15:10, dan 80:10:10. Pada kasus binary class, model dilatih dengan total 1560 gambar yang terdiri dari daun sehat dan daun sakit. Hasil terbaik diperoleh pada konfigurasi 80:10:10 dengan 50 epoch, yang menghasilkan akurasi sebesar 99,8% dan nilai F1-score sebesar 99,9%. Sedangkan pada kasus multiclass, dengan total 4275 gambar dari empat kategori (Algal Leaf Spot, Leaf Blight, Leaf Spot, dan No Disease), model mencapai akurasi tertinggi sebesar 99,6% dan macro F1-score sebesar 96,9%. Hal ini menunjukkan bahwa model ResNet-50 memiliki kapabilitas tinggi dalam mengenali berbagai kondisi daun durian.

Namun, klasifikasi multiclass cenderung lebih kompleks dan membutuhkan variasi data yang lebih luas. Penelitian ini membuktikan bahwa dengan pengolahan dataset yang tepat serta parameter pelatihan yang optimal, model ResNet-50 mampu melakukan deteksi penyakit daun durian secara akurat dan dapat diterapkan dalam membantu petani mendeteksi penyakit secara dini.

Infotek : Jurnal Informatika dan Teknologi

Vol. 4 No. 1, Januari 2021

Hal. xx-xx

e-ISSN 2614-8773

Infotek : Jurnal Informatika dan Teknologi – Vol.4 No. 1 Januari 2021 <<nomor halaman>>

DOI : 10.29408/jit.v4i1.2999 Link : <https://dx.doi.org/10.29408/jit.v4i1.2999>

DAFTAR PUSTAKA

- [1] E. Yuniastuti, N. Nandariyah, and S. R. Bukka, “Karakterisasi Durian (*Durio zibenthinus*) Ngrambe di Jawa Timur, Indonesia,” *Caraka Tani: Journal of Sustainable Agriculture*, vol. 33, no. 2, p. 136, Sep. 2018, doi: [10.20961/carakatani.v33i2.19610](https://doi.org/10.20961/carakatani.v33i2.19610).
- [2] N. Najira, E. Selviyanti, Y. B. Tobing, K. Kasmawati, R. Sianturi, and A. B. Suwardi, “Diversitas Kultivar tanaman Durian (*Durio zibenthinus* Murr.) Ditinjau dari Karakter Morfologi”, doi: [10.29303/jbt.v20i2.1871](https://doi.org/10.29303/jbt.v20i2.1871).
- [3] Napitulu and Rodame Monitorir, “Bertanam Durian Unggul,” 2015.
- [4] A. Taslim, S. Saon, K. Mahamad, M. Muladi, and W. N. Hidayat, “Plant leaf identification system using convolutional neural network,” *Eng. Informatics*, vol. 10, Dec. 2021, doi: [10.11591/eei.v10i6.2332](https://doi.org/10.11591/eei.v10i6.2332).
- [5] B. FEBRIANA, “Identifikasi Penyakit Daun Apel Menggunakan Resnet 50 Dilated Convolution Neural Network,” *Inst. Teknol. Nas. Bandung*, no. 465, pp. 106–111, Accessed: May 10, 2025. [Online]. Available: <https://medium.com/@nadhifasofia/1-convolutional-neural-network-convolutional-neural-network-merupakan-salah-satu-metode-machine-28189e17335b>
- [6] Jia-Rong X, Pei-Che C, Hung-Yi W, Quoc-Hung P, Yeh J.-L. A, and M.-K. Hou, “Detection of Strawberry Diseases Using a Convolutional Neural Network,” pp. 1–14, 2020.
- [7] C. Nur Sahera, Y. Rahmawati, R. Dijaya, and S. dan Teknologi, “OPTIMASI PENERAPAN ALGORITMA CONVOLUTION NEURAL NETWORK DALAM KLASIFIKASI TINGKAT KESEGERAN DAGING SAPI,” *Jurnal TEKINKOM*, vol. 7, no. 1, 2024, doi: [10.37600/tekinkom.v7i1.1122](https://doi.org/10.37600/tekinkom.v7i1.1122).
- [8] Chollet and Francois, “Deep Learning with Python,” Shelter Island: Manning Publications Co.
- [9] Sena and Samuel, “Pengenalan Deep Learning Part 7 : Convolutional Neural Network (CNN),” 2017, Accessed: May 10, 2025. [Online]. Available: <https://medium.com/@samuelsena/pengenalan-deep-learning-part-7-convolutionalneural-network-cnn-b003b477dc94>
- [10] I. Pratama Putra and D. Alamsyah, “Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Metode Convolutional Neural Network,” *Jurnal Algoritme*, vol. 2, no. 2, pp. 102–112, 2022, [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/gramkrishna/corn-leaf-infection-dataset>
- [11] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, “Deep Residual Learning for Image Recognition,” in *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2016, pp. 770–778. doi: [10.1109/CVPR.2016.90](https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90).
- [12] Egga Naufal Daffa Tanadi, Dhian Satria Yudha Kartika, and Abdul Rezha Efrat Najaf, “Sistem Pendeteksi Penyakit Kanker Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network Arsitektur YOLOv8 Berbasis Website,” *Repeater Publ. Tek. Inform. dan Jar*, vol. 2, no. 3, pp. 166–177, 2024, doi: [10.62951/repeater.v2i3.124](https://doi.org/10.62951/repeater.v2i3.124).
- [13] L. Satya, M. R. D. Septian, M. W. Sarjono, M. Cahyanti, and E. R. Swedia, “Sistem Pendeteksi Plat Nomor Polisi Kendaraan Dengan Arsitektur Yolov8,” *Sebatik*, vol. 27, no. 2, pp. 753–761, 2023, doi: [10.46984/sebatik.v27i2.2374](https://doi.org/10.46984/sebatik.v27i2.2374).
- [14] M. S. Anggraeany, “Confusion Matrix,” School of Computer Science Binus University, Nov. 2020, Accessed: May 10, 2025. [Online]. Available: <https://socs.binus.ac.id/2020/11/01/confusionmatrix/>
- [15] R. Arthana, “Mengenai Accuracy, Precision, Recall, dan Specificity Serta yang Diprioritaskan Dalam Machine Learning,” Apr. 2019, Accessed: May 10, 2025. [Online]. Available: <https://rey1024.medium.com/mengenalaccuracy-precision-recall-dan-specificityserta-yang-diprioritaskan-b79ff4d77de8>

Infotek : Jurnal Informatika dan Teknologi

Vol. 4 No. 1, Januari 2021

Hal. xx-xx

e-ISSN 2614-8773

Infotek : Jurnal Informatika dan Teknologi – Vol.4 No. 1 Januari 2021 <<nomor halaman>>

DOI : 10.29408/jit.v4i1.2999 Link : <https://dx.doi.org/10.29408/jit.v4i1.2999>

[16] K. Leung, "Micro, Macro & Weighted Averages of F1 Score, Clearly Explained," Jan. 2022, Accessed: May 10, 2025. [Online]. Available: <https://towardsdatascience.com/micro-macroweighted-averages-of-f1-score-clearlyexplained-b603420b292f>