

**KLASIFIKASI PENYAKIT UBI JALAR BERBASIS CITRA
DAUN MENGGUNAKAN ALGORITMA *CONVOLUTIONAL
NEURAL NETWORK* DENGAN METODE
*TRANSFER LEARNING***

SKRIPSI



Oleh :

YUMIKA SEBRIYOVA YUNUS
2022020177

**JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA
KONSENTRASI REKAYASA PERANGKAT LUNAK**

UNIVERSITAS HANDAYANI MAKASSAR

2024

Klasifikasi Penyakit Ubi Jalar Berbasis Citra Daun Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network Dengan Metode Transfer Learning

Yumika Sebriyova Yunus, 2024

Dibimbing oleh : Guntur dan Matalangi

ABSTRAK

Ubi jalar, dikenal dengan nama ilmiah *Ipomoea Batatas*, merupakan tanaman bernilai gizi tinggi yang dapat tumbuh dalam berbagai kondisi tanah dan iklim. Namun, penyakit seperti penyakit daun dapat menurunkan produksi dan kualitas ubi jalar. Teknologi berbasis kecerdasan buatan, seperti *Convolutional Neural Network* (CNN), merupakan solusi untuk mengenali penyakit daun ubi jalar yang menunjukkan gejala penyakit, sehingga tindakan pengendalian dapat segera dilakukan untuk mencegah kerugian lebih lanjut.

Desain penelitian yang digunakan adalah Unified Modeling Language (UML) yang meliputi *Usecase Diagram*, *Activity*, dan *Sequence Diagram*. Aplikasi ini dibangun dengan menggunakan algoritma CNN serta bahasa Pemrograman yang digunakan adalah *Python* dengan *framework Flask* digabung dengan database *MySQL*. Dataset yang digunakan dibagi menjadi dua bagian, yaitu data *train* dan data *test* dengan rasio 80:20.

Dari hasil penelitian yang dilakukan menunjukkan bahwa penggunaan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk klasifikasi penyakit daun ubi jalar dari kelas yang digunakan sebagai sampel yaitu Penyakit *Ceratoma Trifurcata*, Penyakit Daun Bintik, Penyakit Daun Kuning, Penyakit Daun Malformasi, dan Daun Sehat, sistem menunjukkan akurasi yang baik dalam mengidentifikasi jenis penyakit pada daun. Percobaan kesembilan, dengan konfigurasi *batch* 64 dan *epoch* 30, memberikan hasil baik dengan nilai *precision*, *recall*, *F1-score*, dan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan percobaan lainnya, yaitu mencapai akurasi sebesar 67%. Pengujian akhir menggunakan *Confusion Matrix* menunjukkan bahwa sistem mampu mencapai akurasi 88%, dengan 22 dari 25 prediksi sesuai dengan kelas aktual.

Kata Kunci : *Daun Ubi Jalar, CNN, Citra, Python, Transfer Learning*

KATA PENGANTAR

Segala Puji Syukur Kepada Tuhan Yang Maha Esa atas segala berkat dan Rahmatnya sehingga skripsi yang berjudul **“Klasifikasi Penyakit Ubi Jalar Berbasis Citra Daun Menggunakan Algoritma *Convolutional Neural Network* Dengan Metode *Transfer Learning*”** dapat tercapai dan terselesaikan seturut dengan kehendaknya.

Penyusunan skripsi ini disusun dalam rangka memenuhi salah satu syarat kelulusan mahasiswa Strata-1 (S1) Teknik Informatika Universitas Handayani Makassar. Selama menyelesaikan penyusunan skripsi ini penyusun tidak lepas dari dorongan, bimbingan dan bantuan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, dalam kesempatan yang berbahagia ini, penyusun mengucapkan terima kasih kepada:

1. Tuhan Yang Maha Esa yang telah melancarkan segala urusan sehingga studi ini bisa selesai dengan baik.
2. Kepada Orang tua dan keluarga saya yang tercinta yang telah memberikan doa dan restu serta dukungan kepada penulis untuk selalu maju dalam meraih cita-cita.
3. Bapak Dr. Nasrullah, M.Si, selaku Ketua Universitas Handayani Makassar
4. Ir. Guntur, S.Kom., M.Kom. sebagai Pembimbing I yang senantiasa memberikan masukan dan bimbingan bagi penulis.
5. Matalangi, S.Kom., M.Kom. sebagai Pembimbing II yang telah membimbing dan memberikan masukan kepada penulis.
6. Pujianti Wahyuningsih S.Kom., M.Kom selaku ketua jurusan yang senantiasa memberikan masukan.

7. Para dosen penguji dan dosen yang telah mendidik selama berada di Bangku Perkuliahan.
8. Untuk staf kampus yang senantiasa membantu proses pengumpulan data penelitian.
9. Untuk teman-teman yang telah memberikan dukungan, saran dan masukan dalam membantu penulisan skripsi dan pengerjaan aplikasi.
10. Kepada segenap pihak yang tidak sempat penulis sebutkan satu persatu dalam kesempatan singkat ini.

Semoga penyusunan skripsi ini dapat bermanfaat khususnya bagi penulis umumnya bagi pembaca. Penulis menerima kritik dan saran yang membangun untuk lebih mengembangkan keahlian dan kemampuan penulis. Terima kasih.

Akhir kata semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi pembaca, dan memberikan sumbangan ilmiah kepada Almamater dan masyarakat. Semoga Tuhan Yesus Kristus memberikan rahmat dan karunia-Nya bagi kita semua. Amin.

Makassar, September 2024

Yumika Sebriyova Yunus

DAFTAR ISI

SAMPUL	1
ABSTRAK	2
KATA PENGANTAR	3
DAFTAR ISI.....	5
DAFTAR GAMBAR	7
DAFTAR TABEL.....	10
BAB I PENDAHULUAN	1
A. Latar Belakang	1
B. Rumusan Masalah	4
C. Batasan Penelitian	4
D. Tujuan Penelitian.....	5
E. Manfaat Penelitian	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	7
A. Tinjauan Umum.....	7
1. Ubi Jalar	7
2. Pertumbuhan Ubi Jalar	8
3. Jenis Daun Ubi Jalar.....	10
4. Penyakit Pada Daun Ubi Jalar.....	14
5. Algoritma	18
6. Convolutional Neural Network	19
7. Transfer Learning.....	26
8. Citra Digital.....	27
B. Penelitian Terkait.....	28
C. Kerangka Pikir.....	42
BAB III METODE PENELITIAN.....	43
A. Kerangka Pikir.....	43
1. Sistem yang sedang berjalan	43
2. Sistem yang di usulkan	44
B. Analisis Kebutuhan Sistem	46
1. Kebutuhan Fungsional	46

2. Kebutuhan Non-Fungsional	46
3. Teknik Pengumpulan Data	48
4. Lokasi Dan Waktu Penelitian.....	48
BAB IV PERANCANGAN DAN IMPLEMENTASI SISTEM	50
A. Pemodelan Sistem	50
1. Activity Diagram.....	51
2. Sequence Diagram	54
3. Class Diagram	59
B. Perancangan Database	60
1. Tabel Pengguna.....	60
2. Tabel Penyakit.....	61
3. Tabel Hasil Klasifikasi.....	62
C. Perancangan Input Output	63
1. Output.....	63
2. Input	67
D. Implementasi Algoritma.....	70
1. Pengambilan Dataset.....	70
2. Praprosesing	71
3. Proses Training	78
4. Implementasi Antar Muka.....	115
E. Pengujian Sistem	122
1. Pengujian Black Box.....	122
2. Pengujian Akurasi Sistem	123
BAB V PENUTUP.....	132
A. Kesimpulan	132
B. Saran.....	133
DAFTAR PUSTAKA	134

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Cerotoma trifurcata	15
Gambar 2. 2 Penyakit Daun Kuning	16
Gambar 2. 3 Penyakit Daun Bintik	17
Gambar 2. 4 Penyakit Malformasi	18
Gambar 2. 5 Arsitektur Convolution Neurral Network	20
Gambar 2. 6 Transfer Learning	26
Gambar 2. 7 Kerangka Pikir.....	42
Gambar 4. 1 Activity Diagam Proses Klasifikasi	51
Gambar 4. 2 Activity Diagam Proses Login Admin	52
Gambar 4. 3 Activity Diagram Dashboard	54
Gambar 4. 4 Proses Klasifikasi	55
Gambar 4. 5 Proses Login.....	56
Gambar 4. 6 Proses Tambah Admin	58
Gambar 4. 7 Proses Hasil Klasifikasi.....	59
Gambar 4. 8 Class Diagram	60
Gambar 4. 9 Halaman Landing Page	63
Gambar 4. 10 Hasi Klasifikasi	64
Gambar 4. 11 Halaman Dashboard	65
Gambar 4. 12 Halaman Riwayat Klasifikasi.....	66
Gambar 4. 13 Halaman Form Upload.....	67
Gambar 4. 14 Halaman Login.....	68

Gambar 4. 15 Halaman Tambah Pengguna.....	69
Gambar 4. 16 Kelas dataset yang digunakan dalam penelitian.....	74
Gambar 4. 17 Dataset Penyakit Ceratoma Trifurcata	75
Gambar 4. 18 Dataset Penyakit Daun Bintik	75
Gambar 4. 19 Dataset Penyakit Daun Kuning	76
Gambar 4. 20 Dataset Penyakit Daun Malformasi.....	76
Gambar 4. 21 Dataset Daun Sehat	77
Gambar 4. 22 Arsitektur Model CNN yang digunakan	78
Gambar 4. 23 Grafik hasil training percobaan pertama	81
Gambar 4. 24 Confusion Matrix Percobaan pertama.....	82
Gambar 4. 25 Grafik hasil training percobaan kedua	85
Gambar 4. 26 Confusion Matrix Percobaan kedua	86
Gambar 4. 27 Grafik hasil training percobaan ketiga	88
Gambar 4. 28 Confusion Matrix Percobaan ketiga.....	89
Gambar 4. 29 Grafik hasil training percobaan keempat	92
Gambar 4. 30 Confusion Matrix Percobaan keempat	93
Gambar 4. 31 Grafik hasil training percobaan kelima	95
Gambar 4. 32 Confusion Matrix Percobaan kelima.....	96
Gambar 4. 33 Grafik hasil training percobaan keenam.....	99
Gambar 4. 34 Confusion Matrix Percobaan keenam	100
Gambar 4. 35 Grafik hasil training percobaan ketujuh	102
Gambar 4. 36 Confusion Matrix Percobaan ketujuh.....	103
Gambar 4. 37 Grafik hasil training percobaan kedelapan.....	106

Gambar 4. 38 Confusion Matrix Percobaan kedelapan	107
Gambar 4. 39 Grafik hasil training percobaan kelima	109
Gambar 4. 40 Confusion Matrix Percobaan kelima.....	110
Gambar 4. 41 Halaman Landing Page	115
Gambar 4. 42 Halaman Form Upload Gambar	115
Gambar 4. 43 Halaman Hasil Klasifikasi.....	116
Gambar 4. 44 Halaman Form Login	117
Gambar 4. 45 Halaman Dashboard Admin	118
Gambar 4. 46 Halaman Daftar Pengguna	119
Gambar 4. 47 Halaman Riwayat Hasil Klasifikasi	120
Gambar 4. 48 Halaman Deskripsi Penyakit	120
Gambar 4. 49 Form Modal Edit Deskripsi Penyakit.....	121

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1. Penelitian terdahulu.....	36
Tabel 4. 1 Tabel Pengguna.....	61
Tabel 4. 2 Tabel Penyakit	62
Tabel 4. 3 Hasil Klasifikasi.....	63
Tabel 4. 4 Pembagian Dataset.....	78
Tabel 4. 5 Parameter pengujian batch dan epoch.....	81
Tabel 4. 6 Tabel Hasil Pengujian Parameter	113
Tabel 4. 7 Tabel Pengujian Black Box.....	122
Tabel 4. 8 Tabel Pengujian Akurasi Sistem.....	123
Tabel 4. 9 Pengujian Kelas Bukan Ubi Jalar.....	130

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Ubi jalar, atau dikenal secara ilmiah sebagai *Ipomoea Batatas*, merupakan jenis tanaman palawija yang memiliki umbi yang dapat dimanfaatkan sebagai sumber karbohidrat yang kaya dan bernutrisi. Tanaman ini berasal dari keluarga *Convolvulaceae* dan umumnya ditanam untuk diambil umbinya yang berwarna oranye hingga ungu (Yulia, 2022). Umbi ubi jalar mengandung sejumlah nutrisi penting, termasuk vitamin A, vitamin C, mangan, dan serat diet, sehingga memiliki nilai gizi yang tinggi. Selain itu, ubi jalar juga dikenal karena kemampuannya untuk tumbuh dalam berbagai kondisi iklim dan tanah, membuatnya menjadi pilihan yang ideal untuk ditanam di berbagai wilayah di seluruh dunia. Tanaman ini memiliki sistem akar yang kuat dan dapat menahan kekeringan serta tahan terhadap serangan hama dan penyakit tertentu. Karena kandungan gizi yang tinggi dan adaptabilitasnya, ubi jalar sering kali menjadi bagian penting dari diet manusia, terutama di daerah-daerah yang bergantung pada sumber pangan lokal untuk pemenuhan kebutuhan nutrisi (Raudah et al., 2024).

Ancaman penyakit pada tanaman ubi jalar merupakan salah satu aspek yang sangat penting dalam pertanian ubi jalar. Penyakit-penyakit seperti penyakit daun, busuk akar, dan berbagai penyakit lainnya dapat memberikan dampak yang merugikan terhadap produksi dan kualitas ubi jalar. Penyakit pada tanaman ubi jalar, seperti busuk lunak, busuk hitam, busuk permukaan, dan busuk arang, dapat

menjadi ancaman serius baik selama penyimpanan maupun di lahan pertanian. Gejala serangan busuk lunak pada saat penyimpanan terlihat jelas dengan umbi yang menjadi lunak, basah berair, dan mengeluarkan cairan jernih jika jaringan yang busuk pecah. Sebaliknya, busuk hitam dapat terjadi baik di lahan maupun saat penyimpanan. Gejala awalnya mungkin tidak terlihat dengan jelas oleh mata telanjang karena serangan belum mencapai tingkat yang parah, tetapi pada kondisi tertentu, penetrasi sudah banyak terjadi di lapangan. Busuk permukaan, yang juga merupakan masalah umum, ditandai dengan munculnya bercak hampir bulat dengan berbagai ukuran dan jumlah pada permukaan umbi. Dalam skala yang lebih luas, jika penyakit ini tidak diidentifikasi dan ditangani dengan tepat dan cepat, dapat mengakibatkan kerugian yang signifikan bagi petani serta mengancam ketahanan pangan di tingkat lokal maupun nasional (Saleh, 2020).

Deteksi dini penyakit pada tanaman ubi jalar memiliki peranan yang sangat penting dalam menjaga produktivitas dan kesehatan tanaman. Kehadiran penyakit, seperti penyakit daun, busuk akar, atau infeksi jamur, dapat menyebabkan kerugian besar dalam produksi tanaman ubi jalar jika tidak diidentifikasi dan ditangani dengan cepat. Deteksi dini memungkinkan petani untuk mengambil langkah-langkah pencegahan yang tepat, seperti penggunaan pestisida atau tindakan kultural, untuk mengendalikan penyebaran penyakit sebelum mencapai tingkat yang merugikan. Dengan adanya sistem otomatisasi berbasis teknologi pengolahan citra atau kecerdasan buatan, seperti *Convolutional Neural Network* (CNN), proses deteksi penyakit pada tanaman ubi jalar dapat dilakukan secara efisien dan akurat. Hal ini akan membantu petani untuk merespons penyakit dengan cepat dan efektif,

sehingga meminimalkan kerugian dalam produksi tanaman ubi jalar dan meningkatkan keberlanjutan usaha pertanian.

Peran teknologi pengolahan citra dalam deteksi penyakit tanaman telah menjadi semakin signifikan dengan kemajuan teknologi. Penggunaan teknologi ini menjanjikan solusi otomatis yang efisien dalam mendeteksi penyakit pada tanaman, termasuk ubi jalar. Dengan memanfaatkan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN), komputer dapat memproses dan menganalisis gambar daun ubi jalar secara cepat dan akurat (R. D. Ramadhani et al., 2021).

Penggunaan *transfer learning* dalam konteks pengklasifikasian gambar tanaman ubi jalar menawarkan pendekatan yang efisien dan efektif dalam mengoptimalkan kinerja model *Convolutional Neural Network* (CNN). Konsep transfer learning melibatkan pemanfaatan pengetahuan yang telah dimiliki oleh model CNN dari dataset yang lebih besar dan beragam untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengklasifikasikan gambar-gambar baru, dalam hal ini gambar-gambar daun ubi jalar yang terinfeksi penyakit (Naufal & Kusuma, 2021). Dengan menerapkan *transfer learning*, kinerja model dapat ditingkatkan secara signifikan karena model telah belajar fitur-fitur umum yang dapat diterapkan pada kasus pengklasifikasian tanaman ubi jalar tertentu.

Oleh sebab itu penulis mengangkat topik penelitian yang berjudul “Klasifikasi Penyakit Pada Tanaman Ubi Jalar Menggunakan Algoritma *Convolutional Neural Network* Dengan Metode *Transfer Learning*”.

B. Rumusan Masalah

Dari penjabaran latar belakang diatas maka dapat diambil rumusan masalah sebagai berikut :

1. Bagaimana merancang suatu sistem untuk mengetahui penyakit pada tanaman ubi jalar berbasis daun menggunakan algoritma *convolutional neural network* dengan metode *transfer learning* ?
2. Bagaimana mengimplementasikan algoritma *convolutional neural network* dengan metode *transfer learning* pada suatu sistem untuk mengetahui penyakit pada tanaman ubi jalar berbasis daun ?

C. Batasan Penelitian

Dari rumusan masalah diatas, maka penulis membatasi permasalahan pada penelitian ini, sebagai berikut :

1. Klasifikasi gambar pada aplikasi ini memanfaatkan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) sebagai algoritma utama dalam proses klasifikasi citra.
2. Aplikasi yang dibangun menggunakan platform berbasis web.
3. Dataset yang digunakan dalam proses klasifikasi hanya terdiri dari gambar-gambar daun ubi jalar, tidak mencakup bagian tanaman lainnya.
4. Kualitas buah ubi jalar diasumsikan dipengaruhi oleh kondisi kesehatan daunnya, sehingga klasifikasi penyakit pada daun akan dihubungkan dengan kualitas buah.

5. Proses identifikasi dan klasifikasi penyakit dilakukan hanya berdasarkan citra daun ubi jalar, tidak melibatkan bagian tanaman lainnya seperti batang atau buah.
6. Penelitian ini dibatasi hanya pada dua jenis bentuk daun ubi jalar, yaitu daun dengan bentuk *cordate* (hati) dan *lobed* (berlekuk).

D. Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian yang ingin dicapai dalam rancangan penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Merancang suatu sistem untuk mengetahui penyakit pada tanaman ubi jalar menggunakan berbasis daun algoritma *convolutional neural network* dengan metode *transfer learning*.
2. Mengimplementasikan algoritma *convolutional neural network* dengan metode *transfer learning* pada suatu sistem untuk mengetahui penyakit pada tanaman ubi jalar berbasis daun.

E. Manfaat Penelitian

Manfaat yang ingin dicapai dalam rancangan penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Bagi Penulis
 - a) mendukung penerapan teknologi pengolahan citra dalam pertanian, khususnya dalam deteksi penyakit pada tanaman ubi jalar. Dengan mengimplementasikan algoritma CNN yang mampu mengenali penyakit pada tanaman secara otomatis.

b) Diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam meningkatkan produktivitas dan kesejahteraan petani, serta memperkuat ketahanan pangan di berbagai wilayah yang bergantung pada tanaman ubi jalar sebagai sumber pangan utama.

2. Bagi Kampus

a) Menyediakan sumber referensi dan inspirasi bagi mahasiswa dalam pengembangan teknologi informasi dan aplikasi di bidang pengolahan citra.

b) Memperkaya kajian akademik dan pengembangan teknologi informasi di Indonesia dengan menerapkan Algoritma *Convolutional Neural Network* dengan Metode *Transfer Learning*.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

A. Tinjauan Umum

Tinjauan umum adalah suatu bentuk ringkasan atau gambaran umum tentang suatu topik, subjek, atau bidang pengetahuan tertentu, yang melibatkan mengumpulkan informasi yang relevan dan penting tentang topik tersebut dan menyajikannya dalam format yang mudah dipahami dan mudah diakses.

1. Ubi Jalar

Ubi jalar termasuk dalam kategori tanaman dikotil (berkeping dua). Selama masa pertumbuhannya, tanaman ini mampu menghasilkan bunga, buah, dan biji. Ciri khas dari tanaman ubi jalar adalah batangnya yang tidak ber lignifikasi, daunnya berbentuk jantung atau hati, bunganya berbentuk terompet, buahnya berupa kapsul dengan biji yang pipih, serta akarnya yang serabut dan juga berakar lumbung. Selain itu, varietas umbi dari tanaman ini sangat beragam. Tanaman ubi jalar memiliki peran penting dalam memasok kebutuhan pangan dan nutrisi bagi banyak populasi di berbagai belahan dunia, serta menjadi sumber bahan baku untuk industri makanan dan pakan ternak (Ziraluo, 2021).

Tanaman ubi jalar, yang juga dikenal dengan nama ketela rambat atau *sweet potato*, diyakini berasal dari Benua Amerika. Menurut para ahli botani dan pertanian, daerah asal utama tanaman ini adalah Selandia Baru, Polinesia, dan bagian tengah Amerika. Nikolai Ivanovich Vavilov, seorang ahli botani asal Soviet, menetapkan bahwa pusat utama penyebaran tanaman ubi jalar berada di

Amerika Tengah. Sejak abad ke-16, ubi jalar mulai menyebar ke seluruh dunia, terutama ke negara-negara beriklim tropis. Orang-orang Spanyol memainkan peran penting dalam penyebaran ubi jalar ke kawasan Asia, terutama di Filipina, Jepang, dan Indonesia. Cina menjadi produsen utama ubi jalar, menghasilkan sekitar 90 persen dari total produksi dunia, dengan rata-rata 114,7 juta ton setiap tahunnya (Handani & Trimo, 2021).

Kaya akan nutrisi, ubi jalar mengandung karbohidrat kompleks, serat, serta sejumlah vitamin dan mineral penting seperti vitamin A, C, dan B6, serta kalium dan mangan. Selain itu, ubi jalar juga mengandung antioksidan yang bermanfaat bagi kesehatan tubuh. Tanaman ini dapat tumbuh dengan baik di berbagai kondisi tanah dan iklim, membuatnya menjadi salah satu sumber pangan yang penting, terutama di daerah-daerah dengan kondisi lingkungan yang sulit (Jepridon, 2023). Budidaya ubi jalar juga memainkan peran penting dalam keberlanjutan sistem pertanian, karena tanaman ini mampu mengikat nitrogen tanah, meningkatkan kesuburan, dan mengurangi erosi tanah. Dengan ketersediaannya yang melimpah dan kandungan gizinya yang tinggi, ubi jalar menjadi salah satu komponen penting dalam upaya meningkatkan ketahanan pangan dan gizi di berbagai negara, serta memainkan peran yang signifikan dalam memerangi kelaparan dan malnutrisi.

2. Pertumbuhan Ubi Jalar

Siklus perkembangan tanaman dari bibit hingga umbi siap dipanen biasanya memakan waktu antara 100 hingga 150 hari, bergantung pada varietas tanaman dan kondisi lingkungan tempat tumbuh. Proses ini dapat dibagi menjadi tiga fase

utama, yaitu fase awal pertumbuhan, fase pembentukan umbi, dan fase pengisian umbi. Pada fase awal pertumbuhan, tanaman mulai beradaptasi dengan lingkungan sekitar, mengembangkan akar dan daun. Ketika memasuki fase pembentukan umbi, energi yang dikumpulkan dari fotosintesis dialihkan untuk mulai membentuk umbi. Selanjutnya, pada fase pengisian umbi, umbi mengalami pertumbuhan yang signifikan hingga siap untuk dipanen. Keberhasilan setiap fase ini sangat dipengaruhi oleh faktor-faktor seperti kualitas tanah, air, dan nutrisi yang diberikan kepada tanaman.

1) Fase Awal Pertumbuhan

Fase ini dimulai sejak bibit setek ditanam hingga mencapai usia sekitar 4 minggu. Pada fase ini, salah satu ciri utamanya adalah perkembangan akar muda yang berlangsung dengan cepat. Sementara itu, pembentukan batang dan daun masih terjadi dengan lambat. Hal ini menunjukkan bahwa tanaman pada tahap awal lebih fokus pada pengembangan sistem akar untuk memastikan penyerapan air dan nutrisi yang optimal sebelum memulai pertumbuhan bagian vegetatif seperti batang dan daun.

2) Fase Pembentukan Umbi

Fase pembentukan umbi dimulai ketika tanaman berumur sekitar 4 hingga 8 minggu. Biasanya, fase ini berlangsung selama 4 hingga 6 minggu setelah penanaman, namun durasinya bisa bervariasi tergantung pada varietas ubi jalar dan kondisi lingkungan tempat tumbuh. Pada usia sekitar 7 minggu, sekitar 80% umbi telah terbentuk. Salah satu ciri khas yang menandai dimulainya fase pembentukan umbi adalah pertumbuhan batang dan daun

yang terjadi dengan cepat. Pada saat ini, tanaman tampak paling subur, dengan batang yang tumbuh lebat.

3) Fase Pengisian Umbi

Fase ini dimulai ketika tanaman berumur 8 hingga 17 minggu. Dalam rentang waktu 8 hingga 12 minggu, tanaman berhenti membentuk umbi baru dan fokus pada pembesaran umbi yang sudah terbentuk. Selama fase pengisian ini, pertumbuhan batang dan daun mulai melambat secara signifikan. Pada saat yang sama, proses transfer nutrisi dari daun ke umbi berlangsung dengan cepat, dan akan berhenti saat tanaman mencapai usia 13 minggu. Pada usia 14 minggu, daun tanaman mulai menguning dan rontok, menandakan bahwa tanaman hampir mencapai akhir siklus pertumbuhannya. Saat tanaman mencapai umur 17 minggu, umbi sudah cukup besar dan siap untuk dipanen. Fase ini sangat penting karena kualitas dan ukuran umbi bergantung pada proses pengisian yang terjadi pada minggu-minggu terakhir pertumbuhan tanaman.

3. Jenis Daun Ubi Jalar

Ubi jalar memiliki berbagai macam varietas, yang dapat dibedakan salah satunya melalui pengamatan morfologi umbi, batang, dan daun. Berdasarkan bentuk daunnya, ubi jalar memiliki jenis bentuk daun yaitu berbentuk *cordate* (hati), *lobed* (berlekuk), dan *triangular* (segitiga).

1) *Cordate* (Hati)



Gambar 2. 1 Gambar jenis daun ubi jalar *Cordate* (Hati)

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

Jenis daun *cordate* adalah daun yang memiliki bentuk menyerupai hati atau jantung, dengan bagian pangkal daun yang cekung dan meruncing di ujungnya. Ciri khas daun *cordate* ini adalah bentuk simetris di kiri dan kanan tulang daun utama, sehingga terlihat seperti simbol hati yang terbalik. Pada dasarnya, daun ini memiliki dua *lobus* (bagian melebar) di pangkalnya yang menciptakan lekukan seperti cekungan di antara kedua lobus tersebut. Ujung daun cenderung meruncing dan mengarah ke bawah, sehingga terlihat tampak lekukan simetris yang halus.

2) *Lobed* (Berlekuk)



Gambar 2. 2 Gambar jenis daun ubi jalar *Lobed* (Berlekuk)

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

Jenis daun ini memiliki bagian-bagian tepi yang membentuk lekukan atau *lobus*, namun lekukan ini tidak sampai memisahkan daun menjadi bagian-bagian yang terpisah. Tepi daun *lobed* bisa bervariasi dari yang dangkal hingga dalam, tergantung pada kedalaman lekukan di antara lobus-lobus tersebut. Daun *lobed* memiliki lekukan-lekukan yang jelas di sepanjang tepinya, tetapi lekukan ini tidak sampai membelah daun sepenuhnya. Jumlah *lobus* bisa bervariasi dari beberapa hingga banyak, dan bentuknya bisa simetris atau asimetris. Lekukan-lekukan pada daun *lobed* dapat membantu tanaman dalam beberapa hal. Salah satunya adalah meningkatkan efisiensi penyerapan sinar matahari dengan memperbesar

permukaan daun, serta membantu sirkulasi udara di sekitar daun untuk mencegah panas berlebih.

3) *Triangular* (Segitiga)



Gambar 2. 3 Gambar jenis daun ubi jalar *Triangular* (Segitiga)

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

Daun *triangular* pada ubi jalar mengacu pada bentuk daun yang menyerupai segitiga, dengan pangkal yang lebih lebar dan ujung yang meruncing. Jenis daun ini terlihat mirip dengan jenis daun *lobed* (berlekuk), namun perbedaannya terletak pada tepi daun *triangular* yang lebih lurus dan tidak memiliki lekukan atau *lobus* yang mendalam. Daun *triangular* memiliki tepi yang lurus dan simetris, menyerupai bentuk segitiga yang tegas, sementara daun *lobed* memiliki tepi yang berlekuk-lekuk dengan variasi kedalaman yang berbeda. Tulang daun utama biasanya terletak di tengah, membentang dari pangkal daun yang lebar

menuju ujung yang meruncing. Dari tulang utama ini, tulang-tulang sekunder menyebar ke tepi daun.

4. Penyakit Pada Daun Ubi Jalar

Penyakit pada daun ubi jalar dapat menjadi masalah serius bagi pertanian karena dapat mengurangi hasil panen dan kualitas umbi, menurut Saleh Natsir menjelaskan dalam bukunya berikut adalah penyakit pada ubi jalar :

1) *Cerotoma trifurcata*

Cerotoma trifurcata, atau lebih dikenal sebagai leaf beetle, adalah hama yang sering menyerang daun ubi jalar. Serangga kecil ini dapat menyebabkan kerusakan signifikan pada tanaman, ditandai dengan lubang-lubang yang membuat tampilan daun yang compang-camping, kerusakan pada bilah daun muncul berupa lubang kecil hampir berbentuk lingkaran yang tersebar di atas daun. Daun yang rusak akibat bekas gigitan kumbang memiliki lubang kecil yang berbentuk bulat hingga tidak beraturan. Hasil panen dan kualitas ubi jalar dapat menurun karena kerusakan pada daun. Pada serangan yang parah, dapat membuat daun menjadi kerangka, hanya menyisakan tulang daunnya saja. (Saleh, 2020).



Gambar 2. 4 *Cerotoma trifurcata*

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

2) Penyakit Daun Kuning

Penyakit ini disebabkan oleh virus yang menyebar melalui serangga seperti kutu daun. Daun yang terinfeksi akan menunjukkan perubahan warna menjadi kuning, yang kemudian dapat mengakibatkan pengurangan signifikan dalam fotosintesis. Daun berubah warna menjadi kuning, sering kali dimulai dari tepi daun dan kemudian menyebar ke seluruh daun. Ini adalah tanda umum penyakit daun kuning, gejala ini pertama kali dimulai pada daun yang lebih tua sebelum menyebar ke daun yang lebih muda. (Saleh, 2020).

Pada beberapa kasus, daun yang menguning dapat menunjukkan bercak-bercak coklat atau nekrosis (kematian jaringan daun). Bercak-bercak ini dapat menyebar dan menyebabkan daun menjadi rapuh. Tanaman yang terkena penyakit ini mungkin menunjukkan pertumbuhan yang terhambat atau stunting, di mana tanaman tampak kerdil dan tidak tumbuh dengan baik.



Gambar 2. 5 Penyakit Daun Kuning

(Sumber :Olahan Penulis, 2024)

Tanaman yang terinfeksi virus menunjukkan penurunan dalam hasil umbi. Umbi yang dihasilkan cenderung berukuran lebih kecil dan jumlahnya lebih sedikit dibandingkan tanaman yang sehat.

3) Penyakit Daun Bintik

Penyakit daun bintik disebabkan oleh *Sweet potato feathery mottle virus* (SPFMV) yang merupakan salah satu virus yang menyebabkan penyakit pada tanaman ubi jalar, ditandai dengan munculnya bintik-bintik pada daun. Virus ini ditularkan oleh kutu daun (aphids). Virus ini menular melalui perantaraan kutu daun (aphids), yang menjadi perantara utama penyebarannya. Gejala yang tampak pada dedaunan meliputi bercak-bercak kuning yang tersebar tidak teratur, pola mosaik dengan bercak coklat kehitaman, bercak juga dapat berukuran kecil hingga sedang dan dapat berkembang menjadi lebih besar seiring waktu.



Gambar 2. 6 Penyakit Daun Bintik

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

4) Penyakit Malformasi

Penyakit Malformasi yang menyerang daun ubi jalar disebabkan oleh infeksi jamur yang dikenal sebagai *Sphaceloma batatas*. Jamur ini menyebabkan perubahan bentuk yang signifikan pada daun, mengakibatkan deformasi yang cukup parah. Daun yang terinfeksi sering kali menunjukkan gejala seperti mengerut yang kemudian menyebar, mengakibatkan keriting dan pembengkokan pada daun menjadi abnormal. Daun yang terinfeksi tidak mampu berfotosintesis secara optimal, mengakibatkan penurunan produksi energi yang diperlukan untuk pertumbuhan umbi. Akibatnya, umbi yang dihasilkan cenderung lebih kecil dan kualitasnya menurun. Selain itu, tanaman yang terinfeksi menjadi lebih rentan terhadap serangan hama dan penyakit lainnya, memperburuk kondisi keseluruhan tanaman.



Gambar 2. 7 Penyakit Malformasi

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

5. Algoritma

Algoritma adalah sebuah metode yang efisien yang dirancang untuk bekerja dengan serangkaian perintah terbatas yang telah ditetapkan guna menghitung sebuah fungsi. Dalam pemecahan masalah, terdapat beberapa syarat awal yang harus dipenuhi sebelum algoritma dapat dijalankan. Algoritma tersebut akan selalu mencapai akhir ketika semua syarat awal terpenuhi. Proses dimulai dari nilai awal, di mana perintah-perintah yang dieksekusi akan memproses kondisi yang ditentukan hingga menghasilkan keluaran, dan akhirnya menentukan kondisi akhir.

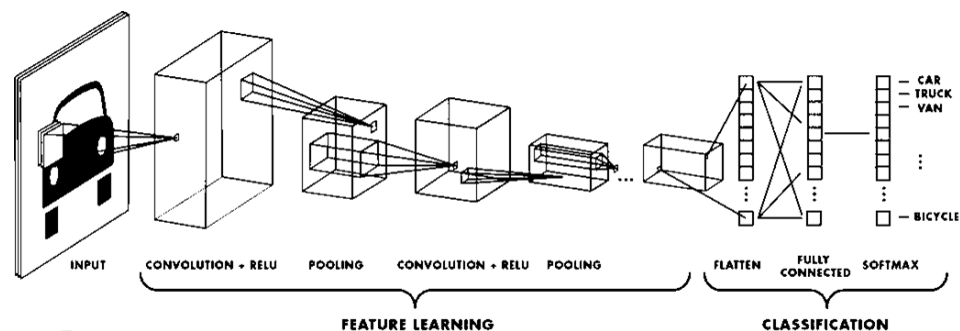
Ada lima karakteristik utama yang harus dimiliki oleh sebuah algoritma, yaitu *finiteness* (berakhir dalam waktu tertentu), *definiteness* (setiap langkah

jelas dan pasti), masukan (memiliki input), keluaran (menghasilkan output), dan efektivitas (langkah-langkahnya dapat dilakukan secara efisien).

6. Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu metode *Deep Learning*, dimana metode ini merupakan hasil dari pengembangan dari algoritma Multilayer Perceptron (MLP). Gagasan dasar *Convolutional Neural Network* (CNN) terinspirasi oleh konsep bidang reseptif dalam biologi, dimana bidang reseptif merupakan fitur dari *neuron visual cortex* pada hewan yang bertindak sebagai detektor yang peka terhadap rangsangan pada jenis tertentu (R. D. Ramadhani et al., 2021).

Cortical neuron memberi tanggapan stimulasi hanya dalam suatu area terbatas pada bidang visual atau bidang reseptif. Bidang-bidang reseptif ini saling bertumpang tindih secara parsial (*partially overlap*) yang mencakup seluruh bidang reseptif. CNN terdiri dari tiga lapisan diantaranya adalah lapisan masukan (*input layer*), lapisan keluaran (*output layer*) dan lapisan tersembunyi (*hidden layer*). Pada *hidden layer* terdapat lapisan-lapisan yang tersusun secara bertumpuk. Lapisan-lapisan tersebut diantaranya adalah *convolutional layer*, *pooling layers*, *normalization layer*, *ReLU layer*, *fully connected layer* dan *loss layer*. Arsitektur CNN tersusun dari 3 dimensi yaitu lebar (*width*), tinggi (*height*) dan kedalaman (*depth*) yang mana lebar dan tinggi merupakan representasi dari dimensi gambar dan kedalaman merupakan tiga kanal dari gambar berwarna yaitu *Red*, *Green* dan *Blue* (RGB) .



Gambar 2. 8 Arsitektur Convolution Neural Network

(Sumber : mathworks.com)

Pada gambar diatas, Tahap pertama pada arsitektur CNN adalah tahap konvolusi. Pada tahap ini, gambar akan dioperasikan dengan kernel (*filter*) berukuran kecil yang akan digeser secara bertahap pada seluruh gambar. Tujuan dari tahap konvolusi adalah untuk mengidentifikasi pola dan fitur yang terdapat pada gambar. Setelah tahap konvolusi, hasilnya akan menjadi *feature map*, yaitu sebuah representasi dari fitur-fitur yang ada pada gambar.

Selanjutnya, *feature map* akan diaktivasi menggunakan fungsi aktivasi *ReLU (Rectifier Linear Unit)* yang memiliki sifat non-linear dan sangat efektif dalam menghilangkan nilai *negatif* pada *feature map*. Setelah diaktivasi, *feature map* akan melalui tahap *pooling*, yang bertujuan untuk mengurangi ukuran *feature map* dan mengekstrak fitur utama. Beberapa jenis *pooling* yang sering digunakan adalah *max pooling* atau *average pooling*.

Tahap konvolusi dan *pooling* dapat diulang beberapa kali untuk memperoleh peta fitur yang lebih kompleks dan memperdalam representasi dari gambar. Setelah proses konvolusi dan *pooling* selesai, peta fitur yang dihasilkan akan dihubungkan ke *fully connected neural network (FCNN)* untuk

klasifikasi. FCNN adalah rangkaian layer neural network biasa dengan neuron yang terhubung dengan neuron di layer selanjutnya.

Output dari layer terakhir dari FCNN akan menghasilkan probabilitas kelas yang diinginkan. Arsitektur CNN yang kompleks dan terstruktur ini telah banyak digunakan dalam berbagai aplikasi pengolahan citra seperti deteksi objek, pengenalan wajah, dan segmentasi citra.

1) Convolutional Layer

Convolution layer merupakan bagian dari tahap pada arsitektur CNN. Tahap ini melakukan operasi konvolusi pada output dari layer sebelumnya. *Layer* tersebut adalah proses utama yang mendasari jaringan arsitektur CNN. *Convolution* (konvolusi) didefinisikan sebagai operasi dua fungsi. Dalam menganalisis citra, fungsi pertama merupakan nilai masukan atau nilai piksel di suatu posisi dalam citra. Sedangkan fungsi kedua merupakan menjadikan sebuah matriks *filter* atau *kernel*. Nilai keluaran diperoleh dari perkalian titik dua fungsi. Filter kemudian digeser ke posisi berikutnya pada citra, yang kemudian disebut sebagai panjang *stride* (F. Ramadhani et al., 2023).

Convolution layer merupakan layer yang menerima masukan citra. *Layer* ini adalah proses utama yang mendasari sebuah CNN. Tujuan dari konvolusi adalah untuk mengekstraksi fitur-fitur apa saja yang terdapat pada citra. Terdapat beberapa parameter yang dapat digunakan pada lapisan ini, yaitu *kernel*, *stride*, *padding* dan lainnya. *Kernel* memiliki nama lain filter yang berguna untuk mengekstraksi fitur yang ada pada citra. *Stride* berguna untuk

mengatur pergerakan kernel untuk pengestraksian. Semakin sedikit jumlah *stride* yang digunakan maka akan makin detail pula informasi didapatkan. *Padding* berguna untuk menambahkan beberapa pixel dengan jumlah tertentu sesuai dengan yang diperlukan.

Untuk mendapatkan hasil akhir dari proses konvolusi menggunakan rumus sebagai berikut :

$$Output = \frac{W - F + P}{S} \quad (2.1)$$

Dimana :

W= ukuran gambar

F= ukuran filter

P= *Padding*

S= *Stride*

2) Pooling Layer

Pooling layer atau subsampling diletakkan di antara *convolution layer* dan *ReLU layer* dengan tujuan untuk mengurangi jumlah parameter perhitungan, seperti lebar dan tinggi citra, tetapi bukan kedalaman citra . Fungsi dari pooling ini adalah untuk mereduksi input secara spasial (mengurangi jumlah parameter) dengan operasi *down-sampling*. Umumnya, metode *pooling* yang digunakan adalah max pooling atau mengambil nilai terbesar dari bagian tersebut. Rumus yang digunakan pada pooling layer adalah sebagai berikut (Handoko et al., 2022) :

$$Output = \frac{W - F}{S} \quad (2.2)$$

Dimana :

W= ukuran gambar

F= ukuran filter

S= *Stride*

3) *Fully Connected Layer*

Terdapat suatu tipe *layer* yang sangat penting dalam jaringan saraf tiruan (*neural network*) yang disebut dengan *Fully Connected Layer*. Layer ini terdiri dari sekelompok neuron atau unit yang saling terhubung secara penuh dengan *neuron-neuron* pada *layer* sebelumnya dan setelahnya. Dalam *Fully Connected Layer*, setiap neuron pada *layer* tersebut menerima input dari setiap *neuron* pada *layer* sebelumnya dan mengirimkan output ke setiap *neuron* pada *layer* berikutnya. Hal ini menyebabkan layer ini juga sering disebut sebagai *Dense Layer* atau *Layer* yang Padat karena semua *neuron* pada *layer* terhubung secara penuh (Nugroho et al., 2020).

Fully Connected Layer umumnya digunakan dalam berbagai tugas seperti pengenalan pola, klasifikasi, dan regresi dalam machine learning dan deep learning. Dengan melalui beberapa *layer Fully Connected*, jaringan saraf dapat mempelajari pola-pola yang kompleks dan mendalam pada data yang sangat besar dan kompleks. Oleh karena itu, pemahaman terhadap *Fully Connected Layer* sangatlah penting bagi para peneliti dan praktisi di

bidang machine learning dan deep learning, karena dapat membantu dalam mengembangkan dan meningkatkan kinerja jaringan saraf.

4) *Activation Layer*

Pada activation layer terdapat beberapa fungsi aktivasi yang digunakan untuk menentukan apakah neuron dari jaringan tersebut akan diaktifkan atau dinonaktifkan. Berikut beberapa fungsi aktivasi yang berbeda untuk digunakan (Salsabilla, 2023) :

a. *Sigmoid*

Sigmoid merupakan fungsi non-linear dengan mempunyai nilai rentang antara 0 dan 1.

b. *Tanh*

Tanh merupakan fungsi non-linear yang memiliki nilai keluaran berada dalam rentang -1 dan 1

c. *Rectified linear unit (ReLU)*

Rectified linear unit (ReLU) bersifat non-linear dengan kombinasi linear, sehingga layers yang berbeda dapat ditumpuk bersamaan. Nilai keluarannya berada dalam kisaran 0 hingga tak terbatas.

5) *Batch*

Batch normalization merupakan sebuah fungsi untuk menormalisasikan suatu nilai masukan. Prinsip kerja batch normalization yaitu dengan menskalakan nilai agar menjadi lebih kecil. Fungsi ini digunakan agar proses komputasi menjadi lebih sederhana sehingga waktu komputasi lebih

singkat. Penerapan batch normalization dapat meningkatkan kinerja pada beberapa arsitektur CNN.

6) Flatten

Output dari proses konvolusi yaitu setelah dilakukan operasi *average pooling* masih berbentuk *multidimensional array* sehingga belum bisa dijadikan input pada neural network. Inputan pada neural network harus berbentuk vector satu dimensi. Flatten merupakan sebuah fungsi mengubah *multidimensional array* menjadi vector tunggal atau menjadi array satu dimensi. Output dari fungsi flatten akan menghasilkan array satu dimensi yang dijadikan input pada *fully connected layer*.

7) Dropout Regulation

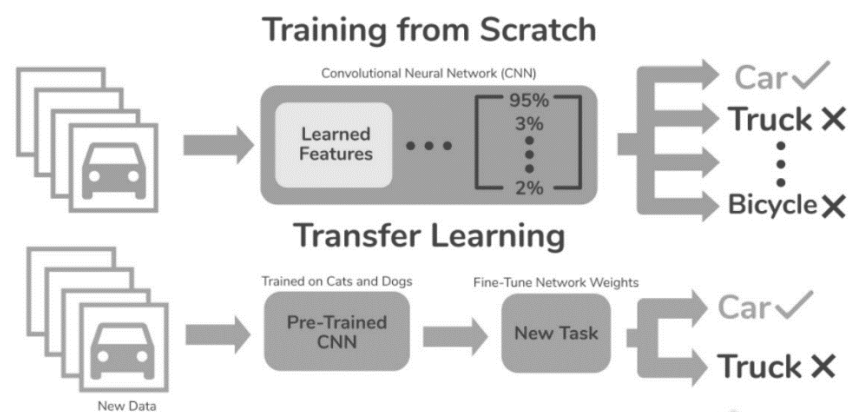
Dropout merupakan sebuah teknik regulasi jaringan syaraf dengan tujuan memilih beberapa neuron secara acak dan tidak akan dipakai selama proses pelatihan, dengan kata lain neuron-neuron tersebut dibuang secara acak. Hal ini berarti bahwa kontribusi neuron yang dibuang akan diberhentikan sementara jaringan dan bobot baru juga tidak diterapkan pada neuron pada saat melakukan backpropagation.

8) Softmax

Softmax merupakan fungsi aktivasi yang digunakan pada layer output. Layer output memiliki banyak kesamaan dengan *fullyconnected layer*, yang membedakan kedua layer ini adalah penggunaan fungsi aktivasi *softmax* pada layer output dan fungsi aktivasi ReLU pada fully-connected layer

7. Transfer Learning

Transfer learning merupakan pendekatan dalam pembelajaran mesin di mana model yang sudah dilatih sebelumnya pada tugas tertentu digunakan sebagai titik awal atau dasar untuk melatih model baru pada tugas yang serupa atau berbeda. Dalam konteks ini, pengetahuan yang diperoleh oleh model dari satu tugas atau domain dapat ditransfer atau dimanfaatkan kembali untuk membantu kinerja model dalam menyelesaikan tugas lainnya (Rismiyati & Luthfiarta, 2021). Konsep ini mirip dengan cara manusia belajar, di mana pengetahuan yang diperoleh dari satu konteks dapat diterapkan atau dimanfaatkan untuk memahami konteks yang berbeda. Transfer learning berguna ketika dataset untuk melatih model baru terbatas atau saat waktu dan sumber daya untuk melatih model dari awal sangat terbatas. Dengan menggunakan model yang sudah ada dan memiliki pengetahuan yang luas, kita dapat menghemat waktu dan sumber daya yang dibutuhkan untuk melatih model baru, sambil meningkatkan kinerja dan akurasi model pada tugas yang baru.



Gambar 2. 9 *Transfer Learning*

(Sumber : skyengine.ai)

Keuntungan utama dari transfer learning adalah memungkinkan penggunaan data yang lebih sedikit dan waktu yang lebih singkat dalam melatih model baru, terutama saat dataset target terbatas atau sulit diperoleh. Selain itu, transfer learning juga dapat meningkatkan kinerja model pada tugas baru dengan memanfaatkan representasi fitur yang telah dipelajari dari data yang lebih banyak atau beragam dalam domain sumber (Firmansyah, 2020). Ini dapat mengurangi kebutuhan akan komputasi yang besar dan sumber daya lainnya yang diperlukan untuk melatih model dari awal. Transfer learning juga memungkinkan model untuk memperoleh pemahaman yang lebih baik tentang ciri-ciri umum dari data yang berbeda, sehingga meningkatkan kemampuannya untuk menangani variasi dan kompleksitas yang ada dalam tugas atau domain baru

8. Citra Digital

Citra digital adalah representasi visual dari objek yang direkam dan disimpan dalam format digital. Citra ini terdiri dari sejumlah besar titik atau piksel, yang masing-masing memiliki nilai numerik yang menunjukkan warna dan intensitas cahaya di lokasi tersebut. Proses pengambilan citra digital melibatkan penggunaan perangkat keras seperti kamera digital atau pemindai, yang menangkap gambar objek dan mengonversinya menjadi data digital (Ratna, 2020). Data digital ini kemudian dapat disimpan, diproses, dan diedit menggunakan perangkat lunak komputer. Keunggulan citra digital meliputi kemampuan untuk dengan mudah disalin, disimpan, dan disebarluaskan melalui

internet atau media digital lainnya. Selain itu, citra digital juga memungkinkan manipulasi dan analisis yang lebih lanjut menggunakan perangkat lunak pengolahan citra, seperti penyesuaian warna, perbaikan kecerahan, atau deteksi objek tertentu dalam gambar. Penggunaan citra digital sangat luas, mulai dari fotografi, ilmu forensik, kedokteran, survei pemetaan, hingga industri hiburan dan desain grafis (Yuadi et al., 2023).

B. Penelitian Terkait

Pada tahun 2023 Harahap dkk, melakukan penelitian yang berjudul, Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network Arsitektur Model MobileNetV2 dalam Klasifikasi Penyakit Tumor Otak Glioma, Pituitary dan Meningioma. Pada penelitian tersebut bertujuan untuk mengatasi tantangan dalam pendeteksian tumor otak, yang sering kali mengandalkan pengamatan langsung dan diagnosis manual yang dapat memiliki risiko kesalahan. Fokus penelitian adalah pada tiga jenis tumor otak utama: Glioma, Pituitary, dan Meningioma, yang seringkali sulit dibedakan berdasarkan citra radiologi mereka. Dalam penelitian ini, digunakan algoritma deep learning, khususnya Convolutional Neural Network (CNN), yang diperkuat dengan model arsitektur MobileNetV2. Data yang digunakan terdiri dari 186 citra otak yang berasal dari tiga kategori penyakit: Glioma, Pituitary, dan Meningioma, yang diperoleh dari Kaggle. Melalui pengujian dengan data testing, diperoleh nilai evaluasi akurasi sebesar 78%, sedangkan pada data validasi diperoleh nilai akurasi sebesar 83%. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan CNN yang diperkuat dengan model *MobileNetV2* mampu

melakukan klasifikasi penyakit tumor otak dengan tingkat akurasi yang mengembirakan. (Harahap et al., 2023)

Pada tahun 2023, Rosadi dkk, melakukan penelitian yang berjudul Identifikasi Jenis Penyakit Daun Jagung Menggunakan Deep Learning Pre-Trained Model. Penelitian tersebut bertujuan untuk mengidentifikasi jenis penyakit pada daun tanaman jagung dengan metode *Convolutional Neural Network (CNN) pre-trained model*. Metode ini dipilih karena kemampuannya dalam memproses citra digital secara cepat dan akurat. Penelitian ini mencakup deteksi 5 jenis daun jagung, termasuk 1 daun sehat dan 4 jenis penyakit: karat daun, bercak daun, hawar daun, dan bulai daun. Proses identifikasi secara manual oleh manusia, meskipun memungkinkan, membutuhkan waktu yang lama dan kurang akurat, sehingga sistem pengolahan citra digital diperlukan untuk meningkatkan efisiensi dan ketepatan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa penggunaan transfer learning pada CNN mampu meningkatkan akurasi dan mengurangi waktu komputasi, dengan tingkat akurasi data training mencapai 0.85% dan error rate sebesar 0.45%, sedangkan pada data validasi mencapai akurasi 0.88% dan error rate 0.54%. Dengan demikian, metode yang diusulkan diharapkan dapat menjadi solusi yang efektif dalam mendeteksi penyakit pada daun jagung dengan cepat dan akurat, serta mengurangi biaya perawatan yang terkait dengan penanganan penyakit pada tanaman jagung. (Rosadi & Lutfi, 2021)

Pada tahun 2023, Rizqi Fauzan, melakukan penelitian yang berjudul Klasifikasi Penyakit Covid-19 Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network (CNN)* Dengan Arsitektur *MobileNet* dan *Transfer Learning*, Penelitian ini mengusulkan

penggunaan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) MobileNet dengan teknik transfer learning untuk mengklasifikasikan gambar-gambar COVID-19, karena deteksi dini kasus positif sangat penting dalam mengurangi penyebaran pandemi ini. COVID-19, sebuah penyakit pernapasan yang disebabkan oleh virus SARS-CoV-2, memiliki dampak signifikan terhadap kesehatan dan ekonomi. Untuk meningkatkan kinerja model, penelitian ini menggunakan dataset yang diperkaya dengan teknik Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) untuk meningkatkan kontras gambar. Kontras dataset telah ditingkatkan sebanyak 50% untuk label COVID-19 dan Normal, dan 100% untuk label Viral Pneumonia. Penelitian ini menerapkan dua skema pemisahan data dengan format Data Training: Data Validasi: Data Testing sebesar 70%:15%:15% dan 80%:10%:10%. Dalam kedua skema tersebut, model mencapai tingkat akurasi yang mencolok, yaitu 81%. Di skema pemisahan 70%:15%:15%, presisi untuk label Normal, COVID-19, dan Viral Pneumonia berturut-turut adalah 0.83, 0.87, dan 0.85, dengan nilai recall masing-masing adalah 0.84, 0.86, dan 0.83. Sementara dalam skema pemisahan 80%:10%:10%, presisi untuk label Normal, COVID-19, dan Viral Pneumonia adalah 0.88, 0.84, dan 0.80, dengan nilai recall masing-masing adalah 0.85, 0.89, dan 0.88. Temuan ini dapat meningkatkan efisiensi sistem otomatis dalam skrining COVID-19 dan membantu tenaga medis dalam mengelola kasus dengan lebih efektif. Penggunaan dataset yang telah diproses dengan CLAHE meningkatkan deteksi infeksi COVID-19, yang merupakan faktor kunci dalam mengidentifikasi dan mengurangi risiko penularan penyakit ini. (Fauzan, 2023)

Pada tahun 2021 terdapat penelitian yang berjudul Klasifikasi Penyakit Padi berdasarkan Citra Daun Menggunakan Model Terlatih Resnet101, yang dilakukan oleh Ulfah Nur Oktaviana dkk, Penggunaan Deep CNN dengan menggunakan pretrained model ResNet101 dan modifikasi pada Fully Connected Layer dalam proses klasifikasi penyakit pada tanaman padi menghasilkan akurasi 100% pada classification report dengan data validasi, dan nilai validation loss yang rendah, hanya 5,61%. Peningkatan performa ini disebabkan oleh pengoptimalan implementasi ResNet101 serta penambahan layer arsitektur yang diajukan, termasuk Dense Layer 512 dengan aktivasi 'relu', BatchNormalization layer, dua Dropout layer masing-masing sebesar 0,7, Dense Layer 64 dengan aktivasi 'relu', BatchNormalization layer, dan dua Dropout layer masing-masing sebesar 0,3, diakhiri dengan Dense layer yang menghasilkan output dalam 3 kelas dengan aktivasi 'softmax'. Metode ini dapat meningkatkan performa accuracy dari penelitian sebelumnya yang menggunakan dataset serupa sebesar 3% hingga 7%, dan mempercepat proses karena klasifikasi penyakit tidak memerlukan inputan gejala secara manual, melainkan menggunakan citra. Penelitian selanjutnya disarankan untuk mempertimbangkan peningkatan jumlah kelas dan dataset agar klasifikasi jenis padi lebih bervariasi sesuai dengan perkembangan penyakit padi. Selain itu, eksplorasi metode seperti ensemble learning dapat diterapkan untuk meningkatkan optimasi model (Ulfah Nur Oktaviana et al., 2021).

Pada tahun 2022 terdapat penelitian yang berjudul Implementasi Transfer Learning Dalam Klasifikasi Penyakit Pada Daun Teh Menggunakan MobileNetV2 yang dilakukan oleh Dwijayana dan Wibawa, pada penelitian tersebut metode yang

digunakan adalah pelatihan model MobileNetV2 dengan tiga percobaan epoch yang berbeda. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model dengan epoch 20 mencapai akurasi tertinggi sebesar 94,6% dan nilai loss terendah 0,2870. Penggunaan model arsitektur MobileNetV2 untuk mengklasifikasikan penyakit daun teh dengan data gambar memberikan hasil yang baik, terutama setelah penambahan beberapa parameter dan convolutional layer. Perbandingan akurasi dengan model lain seperti VGG16 menunjukkan bahwa pendekatan deep learning dengan arsitektur MobileNetV2 mampu memberikan klasifikasi yang baik untuk penyakit daun teh. Akurasi model ini mendekati atau bahkan melampaui model dengan arsitektur yang berbeda pada penelitian serupa, menandakan kemampuan yang cukup baik dalam mengklasifikasikan penyakit daun teh dengan menggunakan pendekatan deep learning (Dwijayana & Wibawa, 2022).

Pada tahun 2021, Wonohadidjojo melakukan penelitian yang berjudul Perbandingan Convolutional Neural Network pada Transfer Learning Method untuk Mengklasifikasikan Sel Darah Putih, penelitian tersebut bertujuan untuk menganalisis performa arsitektur jaringan dalam mengklasifikasikan citra digital sel darah putih. Metode transfer learning diterapkan dengan menggunakan empat arsitektur jaringan yang berbeda, yaitu AlexNet, GoogleNet, ResNet-50, dan VGG-16. Augmentasi data juga digunakan untuk meningkatkan jumlah dataset dan mengurangi masalah overfitting. Evaluasi performa dilakukan menggunakan matriks kebingungan (CM) dan metrik kinerja seperti Akurasi, Presisi, Recall, dan F-measure. Hasil penelitian menunjukkan bahwa keempat arsitektur jaringan berhasil mengklasifikasikan citra sel darah putih dengan menggunakan metode

transfer learning. ResNet-50 menunjukkan performa tertinggi dengan jumlah citra yang diklasifikasikan dengan benar paling tinggi dibandingkan dengan arsitektur lainnya. Untuk metrik akurasi, ResNet-50 juga mencapai nilai tertinggi diikuti oleh GoogleNet, VGG-16, dan AlexNet. Metrik kinerja lainnya, seperti Presisi, Recall, dan F-measure, menunjukkan urutan yang sama, dengan ResNet-50 menunjukkan performa terbaik diikuti oleh GoogleNet, VGG-16, dan AlexNet. Oleh karena itu, berdasarkan hasil penelitian ini, ResNet-50 dapat disimpulkan sebagai arsitektur jaringan yang paling baik dalam mengklasifikasikan citra sel darah putih (Wonohadidjojo, 2021).

Pada tahun 2023, Winanto dkk, melakukan penelitian yang berjudul Analisa Performa Arsitektur Transfer Learning Untuk Mengidentifikasi Penyakit Daun Pada Tanaman Pangan. Penelitian tersebut bertujuan untuk membandingkan kinerja performa dari berbagai arsitektur yang diujikan dalam mengklasifikasi penyakit tanaman berdasarkan citra daun. Penelitian sebelumnya cenderung terbatas dalam menggunakan hanya satu, dua, atau tiga arsitektur, serta satu jenis dataset tanaman untuk perbandingan performa. Dalam penelitian ini, dilakukan eksperimen dengan menggunakan lima arsitektur dan tiga dataset tanaman yang berbeda. Selanjutnya, hasil kinerja dari setiap arsitektur pada berbagai skenario pengujian dievaluasi secara menyeluruh. Berdasarkan analisis data pelatihan dan pengujian model dari seluruh eksperimen, terlihat bahwa arsitektur VGG 16 menunjukkan performa terbaik. Dari enam kali skenario pelatihan dan pengujian model, arsitektur VGG 16 menunjukkan performa yang stabil tanpa mengalami overfitting atau underfitting. Meskipun tidak selalu memberikan hasil yang terbaik, analisis hasil pengujian

menunjukkan bahwa model VGG 16 mampu memberikan performa yang stabil dalam berbagai skenario pengujian yang dilakukan (Winanto et al., 2023).

Pada tahun 2022, Ajrana melakukan penelitian yang berjudul Rancang Bangun Aplikasi Mobile Klasifikasi Kanker Kulit Dengan Pemilihan Model Transfer Learning, penelitian tersebut bertujuan untuk mengklasifikasikan kanker kulit menggunakan metode Transfer Learning, khususnya Convolutional Neural Network (CNN), sebagai alternatif dari metode biopsi yang memiliki beberapa kekurangan. Data yang digunakan terdiri dari 9 kelas kanker kulit dan 1 kelas kulit sehat, dengan penggunaan kerangka kerja transfer learning dan tiga model arsitektur CNN yang berbeda: VGG16, DenseNet121, dan NASNetMobile. Hyperparameter yang digunakan termasuk learning rate 0.0001, batch size 64, dan epoch 100 kali. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model VGG16 mencapai akurasi tertinggi, dengan akurasi data train sebesar 98% dan data test sebesar 85%. Model DenseNet121 memiliki akurasi train 99% dan test 82%, sementara model NASNetMobile memiliki akurasi train 96% dan test 68%. Model klasifikasi yang diimplementasikan pada aplikasi Android adalah VGG16 menggunakan TensorFlow Lite. Penelitian ini menunjukkan potensi penggunaan Deep Learning dalam mendeteksi kanker kulit secara efektif, dengan model VGG16 sebagai yang paling berhasil dalam pengujian yang dilakukan (Ajrana, 2022).

Tahun 2023 Azhari dkk, melakukan penelitian yang berjudul Transfer Learning Convolutional Neural Network dengan Arsitektur Efficientnet Untuk Identifikasi Penyakit Daun Cabai. Penelitian tersebut bertujuan untuk mengidentifikasi penyakit pada tanaman cabai dengan menggunakan metode convolutional neural

network (CNN) yang mengimplementasikan arsitektur Efficientnet. Tujuan utamanya adalah untuk melakukan klasifikasi atau identifikasi terhadap daun cabai yang terinfeksi penyakit, seperti virus kuning, keriting, dan bercak daun, serta daun yang sehat. Penelitian sebelumnya telah menunjukkan bahwa identifikasi penyakit pada tanaman cabai secara dini sangat penting untuk mencegah kerugian hasil panen yang besar. Metode yang digunakan dalam penelitian ini mencakup proses pengambilan gambar daun tanaman cabai, labelisasi data, dan implementasi algoritma CNN untuk klasifikasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa arsitektur EfficientNet yang diusulkan mencapai akurasi sebesar 97% dan validasi 100%, dengan loss training sebesar 0.1094 dan loss validasi sebesar 0.0326. Waktu komputasi proses training yang diperlukan adalah 5 detik. Penelitian ini menyediakan landasan penting bagi pengembangan sistem pendeteksian penyakit tanaman cabai secara otomatis, yang dapat membantu petani untuk mengurangi risiko kerugian hasil panen akibat serangan hama (Azhari et al., 2023).

Tahun 2021, terdapat penelitian yang dilakukan oleh M. Syahid, dengan judul Implementasi Deep Learning VGG16 dengan Transfer Learning Pada Deteksi Penyakit Tanaman Singkong, penelitian tersebut bertujuan untuk mengembangkan sebuah model deep learning yang dapat mengklasifikasikan penyakit pada tanaman singkong, mengingat pentingnya singkong sebagai salah satu bahan pangan pokok di Indonesia dan faktor-faktor yang mempengaruhi produksinya, termasuk hama penyakit. Metode yang digunakan melibatkan penggunaan 5000 dataset gambar dengan augmentasi data untuk melatih model deep learning. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model terbaik yang dihasilkan adalah model VGG16 transfer

learning dengan pengaturan learning rate sebesar 0.00001 pada tahap fine-tuning, serta penggunaan dropout dengan rate 50%. Model tersebut berhasil mengklasifikasikan penyakit pada tanaman singkong dengan akurasi sebesar 70%. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi penting dalam pengembangan solusi teknologi untuk mengatasi masalah hama penyakit pada tanaman singkong, yang dapat berpotensi meningkatkan produksi singkong di Indonesia (Syahid, 2021).

Tabel 2. 1. Penelitian terdahulu

No	Nama Penulis dan Tahun	Judul Penelitian	Algoritma yang digunakan	Hasil Penelitian	Perbedaan dengan Penelitian Sekarang
1	Harahap, 2021	Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network Arsitektur Model MobileNetV2 dalam Klasifikasi Penyakit Tumor Otak Glioma, Pituitary dan Meningioma	Dalam penelitian tersebut, digunakan algoritma deep learning, khususnya Convolutional Neural Network (CNN), yang diperkuat dengan model arsitektur MobileNetV2. Data yang digunakan terdiri dari 186 citra otak yang berasal dari tiga kategori penyakit: Glioma, Pituitary, dan Meningioma, yang diperoleh dari Kaggle	Melalui pengujian dengan data testing, diperoleh nilai evaluasi akurasi sebesar 78%, sedangkan pada data validasi diperoleh nilai akurasi sebesar 83%.	Penelitian terdahulu bertujuan untuk mengatasi tantangan dalam pendeteksian tumor otak, sedangkan penelitian saat ini berfokus pada klasifikasi penyakit pada tanaman ubi jalar.
2	Rosadi, 2023	Identifikasi Jenis Penyakit	Penelitian tersebut	Hasil pengujian menunjukkan	Penelitian yang akan dilakukan

		Daun Jagung Menggunakan Deep Learning Pre-Trained Model	menggunakan algoritma <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN) dan metode <i>Transfer Learning</i>	bahwa penggunaan transfer learning pada CNN mampu meningkatkan akurasi dan mengurangi waktu komputasi, dengan tingkat akurasi data training mencapai 0.85% dan error rate sebesar 0.45%, sedangkan pada data validasi mencapai akurasi 0.88% dan error rate 0.54%.	fokus pada klasifikasi penyakit pada tanaman ubi jalar, sementara penelitian terdahulu bertujuan untuk mengidentifikasi jenis penyakit pada daun tanaman jagung
3	Rizqi Fauzan, 2023	Klasifikasi Penyakit Covid-19 Menggunakan Metode <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN) Dengan Arsitektur <i>MobileNet</i> dan <i>Transfer Learning</i>	Metode <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN) <i>MobileNet</i> dengan teknik transfer learning untuk mengklasifikasikan gambar-gambar COVID-19	Penelitian ini menerapkan dua skema pemisahan data dengan format Data Training: Data Validasi: Data Testing sebesar 70%:15%:15% dan 80%:10%:10%.	Penelitian yang akan dilakukan berfokus dengan klasifikasi penyakit pada tanaman ubi jalar, sedangkan penelitian terdahulu mengusulkan penggunaan metode <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN) <i>MobileNet</i> dengan teknik transfer learning untuk mengklasifikasikan gambar-gambar COVID-19

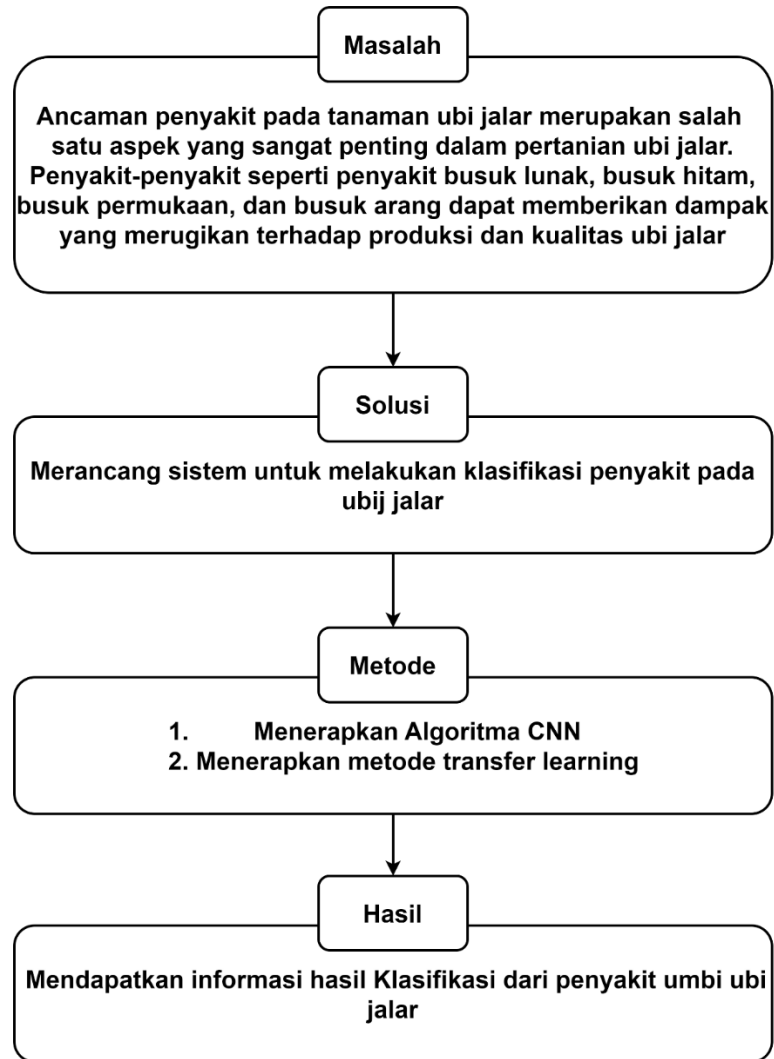
4	(Ulfah Nur Oktaviana et al., 2021)	Klasifikasi Penyakit Padi berdasarkan Citra Daun Menggunakan Model Terlatih Resnet101	Penelitian tersebut menggunakan algoritma CNN dengan pretrained model <i>ResNet101</i> dan modifikasi pada <i>Fully Connected Layer</i> untuk mengklasifikasikan penyakit pada tanaman padi	Metode ini dapat meningkatkan performa accuracy dari penelitian sebelumnya yang menggunakan dataset serupa sebesar 3% hingga 7%	Penelitian yang akan dilakukan fokus pada klasifikasi penyakit pada tanaman ubi jalar menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dengan metode transfer learning, sedangkan pada penelitian terdahulu berfokus pada klasifikasi penyakit pada tanaman padi menggunakan model ResNet101 yang telah dilatih sebelumnya dengan metode transfer learning.
5	(Dwijayana & Wibawa, 2022)	Implementasi Transfer Learning Dalam Klasifikasi Penyakit Pada Daun Teh Menggunakan MobileNetV2	Penelitian tersebut menggunakan algoritma CNN dengan metode <i>transfer learning</i> dan arsitektur MobileNetV2 yang melibatkan pelatihan model MobileNetV2 pada tiga percobaan epoch yang berbeda	kurasi model ini mendekati atau bahkan melampaui model dengan arsitektur yang berbeda pada penelitian serupa, menandakan kemampuan yang cukup baik dalam mengklasifikasi penyakit daun teh dengan menggunakan	Perbedaan pada penelitian terdahulu yaitu pada objek yang diteliti dan jenis penyakit yang akan diklasifikasikan, Penelitian yang akan dilakukan berfokus dengan klasifikasi penyakit pada tanaman ubi jalar, sementara

				pendekatan deep learning.	penelitian terdahulu berfokus pada klasifikasi penyakit pada daun teh.
6	(Wonohadidjo, 2021)	Perbandingan Convolutional Neural Network pada Transfer Learning Method untuk Mengklasifikasi Sel Darah Putih	Pada penelitian tersebut menggunakan metode <i>transfer learning</i> diterapkan dengan algoritma CNN dan empat arsitektur jaringan yang berbeda, yaitu AlexNet, GoogleNet, ResNet-50, dan VGG-16	berdasarkan hasil penelitian tersebut, ResNet-50 dapat disimpulkan sebagai arsitektur jaringan yang paling baik dalam mengklasifikasi citra sel darah putih.	Penelitian terdahulu fokus pada pengklasifikasi sel darah putih, sementara penelitian yang akan dilakukan fokus pada klasifikasi penyakit pada tanaman ubi jalar. Penelitian terdahulu juga tidak menyebutkan apakah model yang dikembangkan akan diimplementasikan dalam aplikasi dunia nyata atau tidak
7	(Winanto et al., 2023)	Analisa Performa Arsitektur Transfer Learning Untuk Mengidentifikasi Penyakit Daun Pada Tanaman Pangan	Pada penelitian tersebut membandingkan kinerja algoritma menggunakan lima algoritma berbeda yaitu <i>Inception V3</i> , <i>MobileNetV2</i> , <i>VGG 16</i> , <i>ResNet50V2</i> dan <i>NasNetMobile</i>	analisis hasil pengujian menunjukkan bahwa model VGG 16 mampu memberikan performa yang stabil dalam berbagai skenario pengujian yang dilakukan	Perbedaan pada metode yang digunakan, pada penelitian sebelumnya peneliti mencoba untuk menganalisis arsitektur transfer learning, sedangkan penelitian yang akan dilakukan mencoba untuk mengimplementasikan metode

					transfer learning
8	(Ajrana, 2022)	Rancang Bangun Aplikasi Mobile Klasifikasi Kanker Kulit Dengan Pemilihan Model Transfer Learning	Penelitian tersebut menggunakan algoritma CNN dengan tiga model arsitektur CNN yang berbeda: <i>VGG16</i> , <i>DenseNet121</i> , dan <i>NASNetMobile</i> , dengan <i>hyperparameter</i> seperti <i>learning rate</i> 0.0001, <i>batch size</i> 64, dan <i>epoch</i> 100 kali.	Penelitian ini menunjukkan potensi penggunaan Deep Learning dalam mendeteksi kanker kulit secara efektif, dengan model VGG16 sebagai yang paling berhasil dalam pengujian yang dilakukan.	Penelitian yang akan dilakukan berfokus pada klasifikasi penyakit pada tanaman ubi jalar, sementara penelitian terdahulu yang dilakukan oleh Ajrana berfokus pada klasifikasi kanker kulit. Pada penelitian terdahulu juga tidak dijelaskan secara rinci metode validasi yang digunakan selain akurasi pada data train dan tes
9	(Azhari et al., 2023)	Transfer Learning Convolutional Neural Network Dengan Arsitektur Efficientnet Untuk Identifikasi Penyakit Daun Cabai	Penelitian tersebut menggunakan metode convolutional neural network (CNN) dengan arsitektur EfficientNet dengan metode yang melibatkan pengambilan gambar daun cabai, labelisasi data, dan implementasi algoritma CNN untuk klasifikasi	Hasil penelitian menunjukkan bahwa arsitektur EfficientNet yang diusulkan mencapai akurasi sebesar 97% dan validasi 100%, dengan loss training sebesar 0.1094 dan loss validasi sebesar 0.0326. Waktu komputasi proses training yang diperlukan adalah 5 detik	Penelitian yang akan dilakukan berfokus pada klasifikasi penyakit pada tanaman ubi jalar, sementara penelitian yang terdahulu fokus pada identifikasi penyakit pada tanaman cabai. Penelitian terdahulu tidak menjelaskan secara rinci bagaimana hasil klasifikasi diterapkan dalam aplikasi yang nyata atau bagaimana

					aplikasi tersebut digunakan dalam konteks pertanian
10	(Syahid, 2021)	Implementasi deep learning vgg16 dengan transfer learning pada deteksi penyakit tanaman singkong	Penelitian tersebut menggunakan algoritma <i>Deep Learning VGG16</i> dengan metode <i>transfer learning</i> yang melibatkan penggunaan 5000 dataset gambar dengan augmentasi data untuk melatih model	Model tersebut berhasil mengklasifikasi penyakit pada tanaman singkong dengan akurasi sebesar 70%	Penelitian yang akan dilakukan berfokus pada klasifikasi penyakit pada tanaman ubi jalar, sementara penelitian terdahulu berfokus dengan deteksi penyakit pada tanaman singkong. Pada penelitian terdahulu tidak memberikan informasi yang cukup detail tentang metode validasi atau pengujian yang digunakan.

C. Kerangka Pikir



Gambar 2. 10 Kerangka Pikir

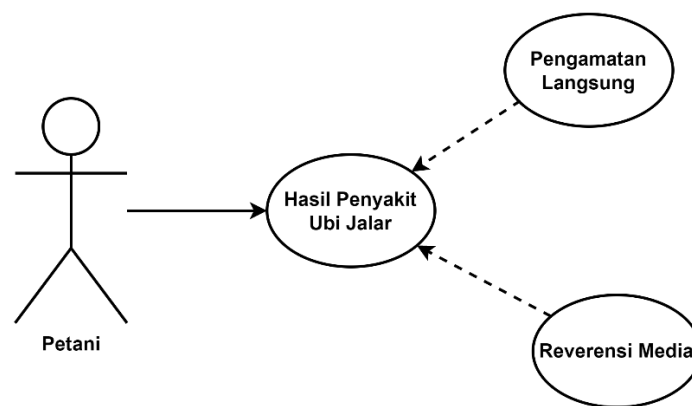
(Sumber : olahan penulis)

BAB III

METODE PENELITIAN

A. Kerangka Pikir

1. Sistem yang sedang berjalan



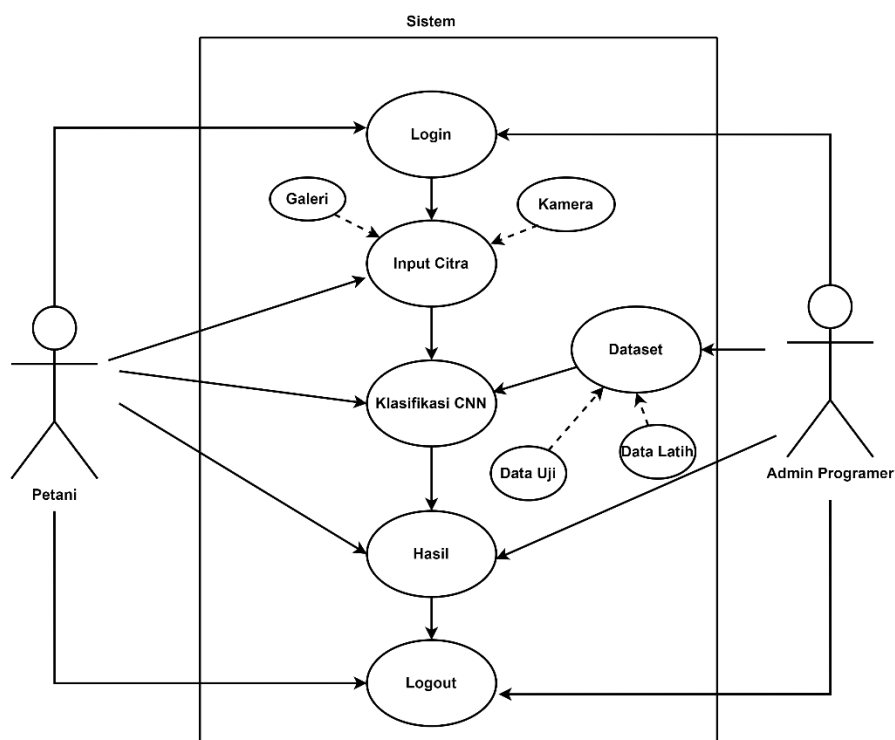
Gambar 3. 1 Use Case Sistem yang sedang berjalan

(Sumber : Olahan Penulis)

Use case ini melibatkan dua skenario di mana petani menggunakan sumber informasi yang berbeda untuk mengidentifikasi penyakit pada tanaman ubi jalar, Petani melakukan pengamatan langsung terhadap tanaman ubi jalar mereka di lapangan. Mereka memeriksa secara teliti tanaman, termasuk daun, batang, dan umbi, untuk mencari gejala-gejala yang tidak normal seperti bercak, lesi, atau perubahan warna. Berdasarkan pengamatan ini, petani dapat membuat kesimpulan awal tentang jenis penyakit yang mungkin menyerang tanaman mereka. Misalnya, mereka mungkin melihat adanya bercak berwarna hitam pada daun dan batang, yang dapat mengindikasikan kehadiran penyakit

busuk hitam pada ubi jalar. Petani menggunakan referensi media seperti buku-buku petani, brosur, atau sumber informasi online untuk mencari gambar dan deskripsi gejala penyakit pada ubi jalar. Mereka membandingkan kondisi tanaman mereka dengan informasi yang mereka dapatkan dari referensi tersebut untuk mencoba mengidentifikasi jenis penyakit yang mungkin ada. Referensi media ini dapat memberikan petani gambaran yang lebih luas tentang berbagai jenis penyakit yang dapat menyerang tanaman ubi jalar, serta memberikan petunjuk tentang langkah-langkah pengendalian atau penanggulangan yang dapat diambil

2. Sistem yang di usulkan



Gambar 3. 2 Use Case Sistem yang diusulkan

(Sumber : Olahan Penulis)

a) Petani

Actor : *Petani*

Brief Description : *Petani* dapat melakukan login, mengunggah citra, dan melihat hasil klasifikasi penyakit pada umbi ubi jalar.

Main Flow : *Petani* dapat mengakses halaman utama melalui login dan bisa menginput citra yang selanjutnya dapat melakukan klasifikasi penyakit pada umbi ubi jalar.

b) Admin Programmer

Actor : *Admin Programmer*

Brief Description : *Admin Programmer* dapat melakukan login, mengelola dataset yaitu data latih, melakukan training dan klasifikasi penyakit pada umbi ubi jalar

Main Flow : *Admin programmer* dapat mengakses halaman utama melalui login dan melakukan training, klasifikasi dan mengelola dataset penyakit pada umbi ubi jalar.

B. Analisis Kebutuhan Sistem

1. Kebutuhan Fungsional

Kebutuhan fungsional adalah kebutuhan-kebutuhan yang memiliki keterkaitan langsung dengan sistem, kebutuhan yang berisi layanan sistem yang harus disediakan. Kebutuhan fungsional dari sistem ini meliputi :

- 1) Kebutuhan fungsional user aplikasi yaitu
 - a) Menjalankan program
 - b) Menginput citra ukiran yang akan di klasifikasi
 - c) Melihat hasil klasifikasi
- 2) Kebutuhan fungsional programmer adalah
 - a) Arsitektur *Convolutional Neural Network* yang akan digunakan untuk melakukan klasifikasi
 - b) Python versi 3.10 sebagai Bahasa pemrograman yang digunakan untuk membangun aplikasi.
 - c) Flask dan Tensorflow sebagai Pustaka dalam Bahasa pemrograman python untuk membantu dalam melakukan tugas pengolahan citra digital.

2. Kebutuhan Non-Fungsional

Kebutuhan non-fungsional adalah kebutuhan yang tidak terkait langsung dengan fitur tertentu dalam rancangan penelitian.

- a. Kebutuhan Perangkat Keras

Perangkat yang digunakan dalam rancangan penelitian ini adalah 1 unit laptop dengan menggunakan sistem operasi windows 10 yang dilengkapi dengan spesifikasi sebagai berikut :

- 1) Prosesor Intel Core i5.
- 2) Memori Ram 8 GB.
- 3) Penyimpanan SSD 512 GB.
- 4) Layar Monitor dengan resolusi 1920 x 1080 pixel.

b. Kebutuhan Perangkat Lunak.

Adapun Perangkat lunak yang digunakan untuk mendukung perancangan penelitian ini adalah sebagai berikut :

- 1) Sistem Operasi Windows 10.
- 2) Visual Studio Code versi 1.74.
- 3) Google Colaboratoy.
- 4) Xampp versi 8.0.25.
- 5) Web Browser (Google Chrome).
- 6) Flask.
- 7) Microsoft Office (word dan Excel)

3. Teknik Pengumpulan Data

Teknik pengumpulan data dalam rancangan penelitian ini adalah sebagai berikut :

1) Observasi

Teknik pengumpulan data dengan melakukan peninjauan secara langsung terhadap objek penelitian dan metode yang digunakan sehingga dapat diketahui informasi yang diperlukan.

2) Interview

Teknik pengumpulan data dengan melakukan tanya jawab secara langsung dengan narasumber yang berhubungan langsung dengan objek penelitian.

3) Kepustakaan

Teknik ini digunakan untuk mendapatkan data yang di perlukan melalui pemanfaatan buku, dokumen, atau arsip-arsip tentang penyakit pada umbi ubi jalar.

4. Lokasi Dan Waktu Penelitian

1) Lokasi Penelitian

a) Dinas Pertanian Toraja Utara

Rancangan penelitian ini dilaksanakan dalam wilayah Kabupaten Tana toraja Provinsi Sulawesi Selatan. Tepatnya di Kantor Dinas Pertanian Kabupaten Toraja Utara.

b) Toraja Utara

Toraja Utara adalah sebuah kabupaten yang terletak di Provinsi Sulawesi Selatan, Indonesia. Kabupaten terletak di bagian utara dari wilayah Tana Toraja dan berbatasan langsung dengan beberapa kabupaten, seperti Kabupaten Tana Toraja di bagian selatan, Kabupaten Luwu Utara di bagian timur laut, Kabupaten Mamasa di bagian barat laut, dan Kabupaten Polewali Mandar di bagian barat daya.

Secara geografis, Toraja Utara memiliki kondisi topografi yang beragam, mulai dari dataran rendah hingga daerah pegunungan. Kabupaten ini juga dilintasi oleh sungai Sa'dan yang mengalir ke Teluk Bone di bagian timur. Letak geografis Toraja Utara yang strategis juga memudahkan akses transportasi ke wilayah lain di Sulawesi Selatan, seperti Kota Makassar yang berjarak sekitar 300 km ke arah barat daya. Sedangkan untuk lintang dan bujur, Toraja Utara terletak di koordinat $3^{\circ} 8' 56.9''$ LS dan $119^{\circ} 55' 3.5''$ BT.

2) Waktu Penelitian

Jadwal penelitian adalah rencana waktu dan tindakan yang menentukan urutan dan waktu pelaksanaan aktivitas penelitian, Penelitian ini akan berlangsung selama 6 bulan yang akan dimulai pada tanggal **9 Januari 2024 - 30 Agustus 2024**

BAB IV

PERANCANGAN DAN IMPLEMENTASI SISTEM

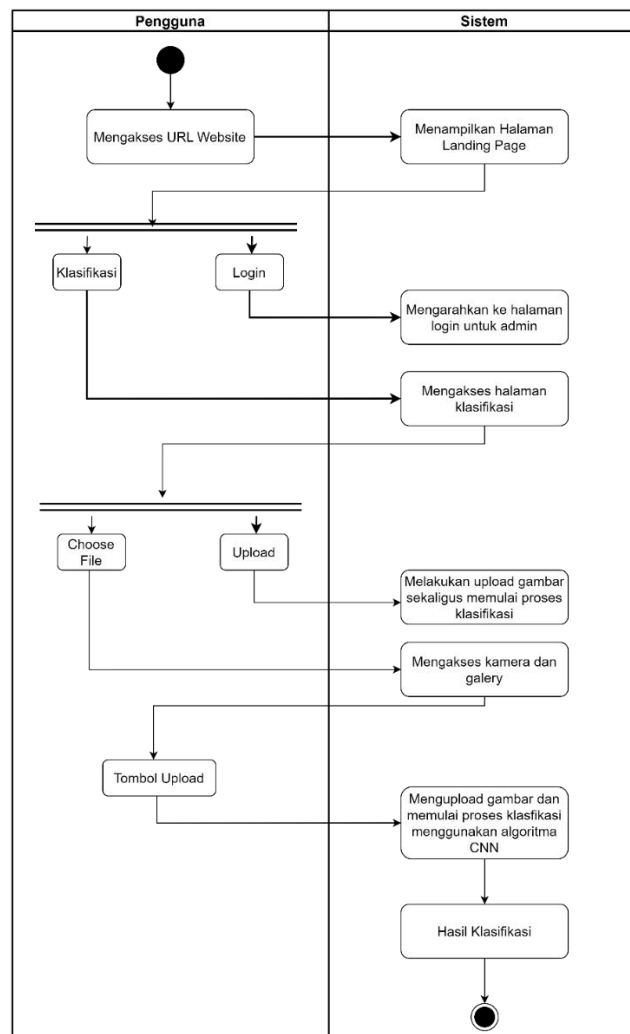
A. Pemodelan Sistem

Pemodelan sistem adalah langkah penting setelah melakukan analisis, di mana desain teknis dibuat berdasarkan evaluasi sebelumnya. Dalam pemodelan atau perancangan sistem, setiap elemen dan bagian direncanakan dengan tujuan untuk meningkatkan kinerja dan efisiensi pekerjaan serta memberikan pandangan holistik tentang bagaimana merancang sistem sesuai kebutuhan instansi. Proses ini penting dalam menerapkan solusi yang efektif, dengan setiap elemen sistem diuraikan secara detail untuk memastikan kerja sama yang efisien menuju tujuan yang ditetapkan. Selain itu, perancangan ini juga bertujuan untuk meningkatkan kinerja sistem secara keseluruhan dan meningkatkan efisiensi dalam aktivitas yang dilakukan.

1. Activity Diagram

a. Activity Diagram Proses Klasifikasi

Diagram ini menggambarkan proses klasifikasi gambar menggunakan algoritma CNN. Proses ini melibatkan beberapa langkah yaitu memulai proses, memuat gambar, memproses gambar, memprediksi klasifikasi menggunakan model CNN, dan menampilkan hasil prediksi.

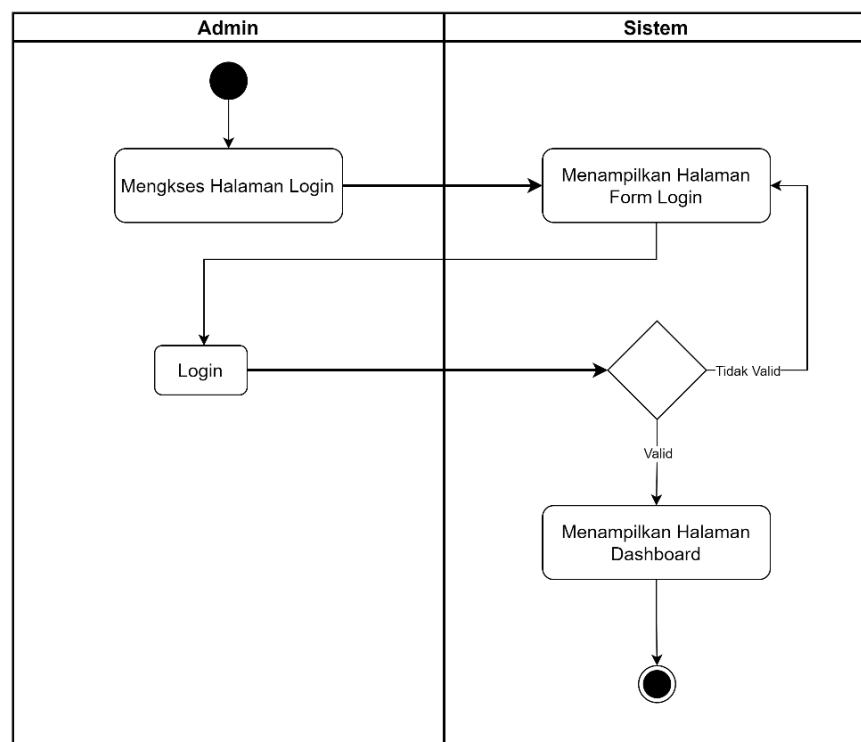


Gambar 4. 1 Activity Diagram Proses Klasifikasi

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

b. Activity Diagram Proses Login Admin

Proses login yang dilakukan oleh admin dimulai dari admin membuka halaman login, di mana mereka akan diminta untuk memasukkan username dan password mereka. Setelah itu, sistem akan memeriksa kredensial yang telah dimasukkan. Jika kredensial tersebut valid, sistem akan memberikan akses kepada admin dan mengarahkannya ke halaman utama. Namun, jika kredensial yang dimasukkan tidak valid, sistem akan menampilkan pesan kesalahan yang meminta admin untuk memasukkan kembali username dan password. Proses ini akan berulang hingga admin berhasil login dengan kredensial yang benar.

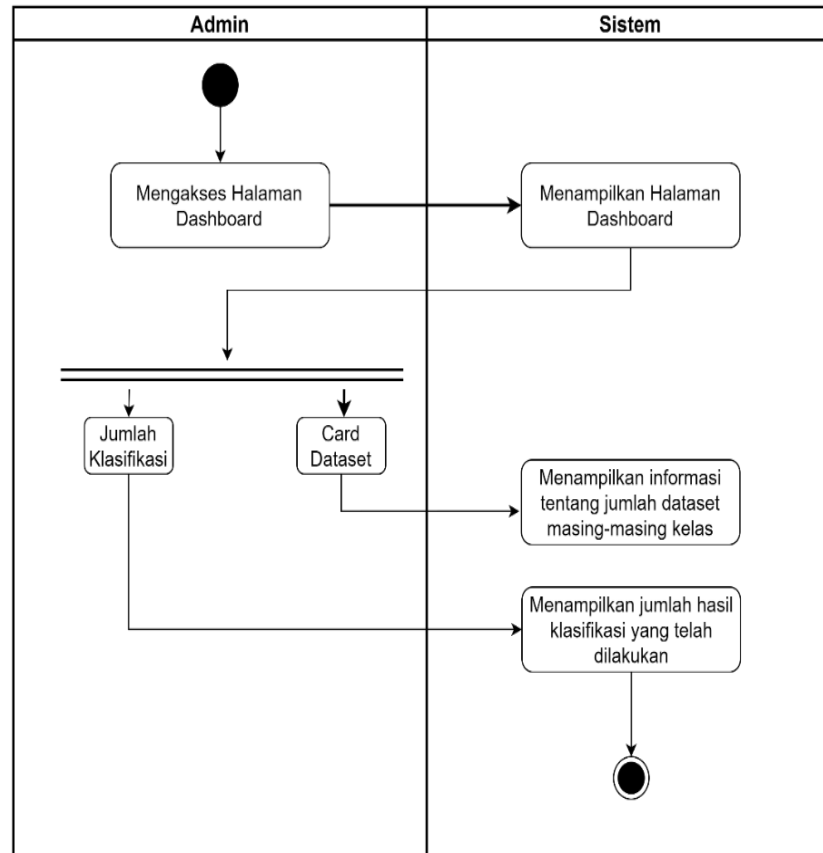


Gambar 4. 2 Activity Diagram Proses Login Admin

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

c. Activity Diagram Dashboard Admin

Activity Diagram Dashboard Admin menggambarkan alur proses interaksi antara Admin dan Sistem dalam penggunaan halaman dashboard. Proses dimulai dengan Admin yang mengakses halaman dashboard. Setelah itu, sistem merespon dengan menampilkan halaman dashboard yang berisi berbagai informasi yang diperlukan. Pada dashboard tersebut, Admin dapat melihat dua pilihan menu yaitu jumlah klasifikasi yang telah dilakukan dan informasi tentang dataset dalam bentuk card. Sistem menampilkan jumlah hasil klasifikasi yang telah dilakukan untuk memberikan update kepada Admin mengenai proses klasifikasi yang telah terjadi. Selain itu, sistem juga menampilkan informasi rinci mengenai jumlah dataset dalam masing-masing kelas.



Gambar 4. 3 Activity Diagram Dashboard

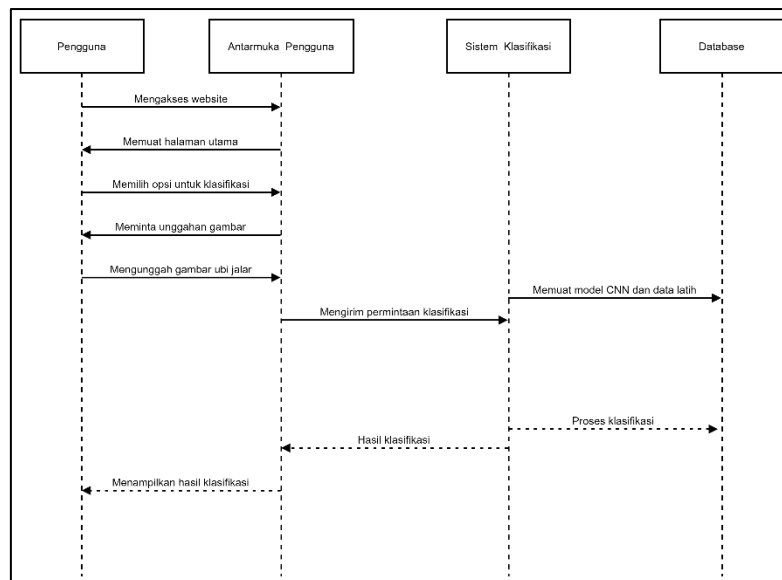
(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

2. Sequence Diagram

Sequence diagram berfokus pada proses di dalam sistem, menggambarkan bagaimana objek-objek berinteraksi satu sama lain. Di dalam Sequence diagram terdapat objek-objek dan pesan-pesan yang dikirimkan antar objek. Sequence diagram umumnya digunakan untuk menunjukkan interaksi objek yang terjadi dalam sebuah use case.

a) Proses Klasifikasi

Prosesnya dimulai ketika Pengguna mengakses website, yang kemudian mengarahkan Antarmuka Pengguna untuk memuat halaman utama. Setelah halaman utama dimuat, Pengguna memilih opsi untuk melakukan klasifikasi, dan Antarmuka Pengguna meminta unggahan gambar dari Pengguna. Pengguna kemudian mengunggah gambar ubi jalar, dan Antarmuka Pengguna mengirim permintaan klasifikasi tersebut ke Sistem Klasifikasi. Sistem Klasifikasi, pada langkah berikutnya, memuat model Convolutional Neural Network (CNN) dan data latih yang diperlukan dari Database. Setelah model dan data latih berhasil dimuat, Sistem Klasifikasi melakukan proses klasifikasi terhadap gambar daun ubi jalar yang diunggah.

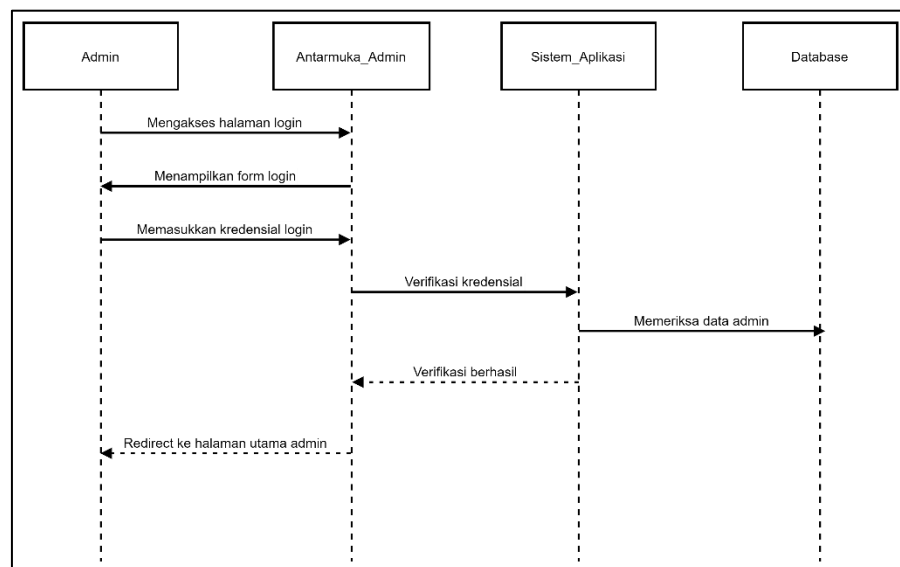


Gambar 4. 4 Proses Klasifikasi

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

b) Proses Login

Proses dimulai ketika Admin mengakses halaman login melalui Antarmuka Admin. Antarmuka kemudian menampilkan form login kepada Admin, yang selanjutnya memasukkan kredensial login (username dan password). Kredensial login yang dimasukkan Admin kemudian dikirim oleh Antarmuka Admin ke Sistem Aplikasi untuk diverifikasi. Sistem Aplikasi, setelah menerima permintaan verifikasi, memeriksa kredensial tersebut dengan mencocokkannya terhadap data admin yang tersimpan di Database. Jika data yang dimasukkan sesuai dengan data yang ada di Database, verifikasi dianggap berhasil. Sistem Aplikasi kemudian mengirimkan konfirmasi keberhasilan verifikasi ini kembali ke Antarmuka Admin.

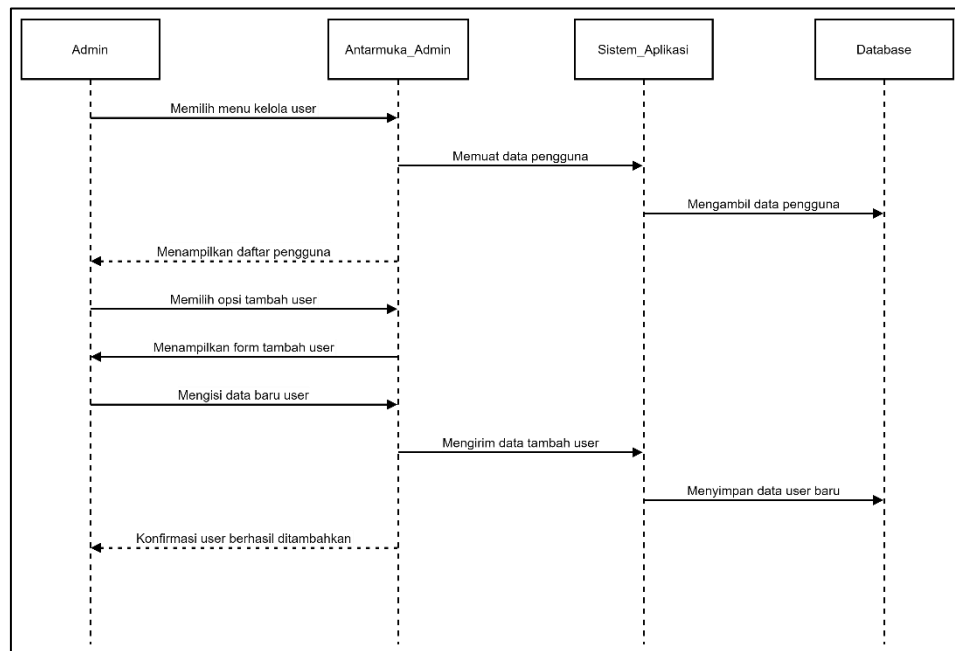


Gambar 4. 5 Proses Login

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

c) Proses Tambah Admin

Proses dimulai ketika admin memilih menu kelola pengguna di antarmuka admin. Antarmuka admin kemudian memuat data pengguna dengan mengirim permintaan ke sistem aplikasi. Sistem aplikasi mengambil data pengguna dari database, dan setelah itu, data tersebut dikirim kembali ke antarmuka admin. Setelah melihat data pengguna, admin memilih untuk menambahkan pengguna baru. Antarmuka admin menampilkan formulir tambah pengguna, yang diisi oleh admin dengan data baru pengguna. Setelah pengisian formulir, admin mengirimkan data ke sistem aplikasi melalui antarmuka admin. Sistem aplikasi menerima dan menyimpan data baru ke dalam database. Database mengirimkan konfirmasi ke sistem aplikasi, yang kemudian memberitahu antarmuka admin bahwa pengguna baru telah berhasil ditambahkan. Antarmuka admin akhirnya mengonfirmasi kepada admin bahwa proses penambahan pengguna baru telah berhasil dilakukan.

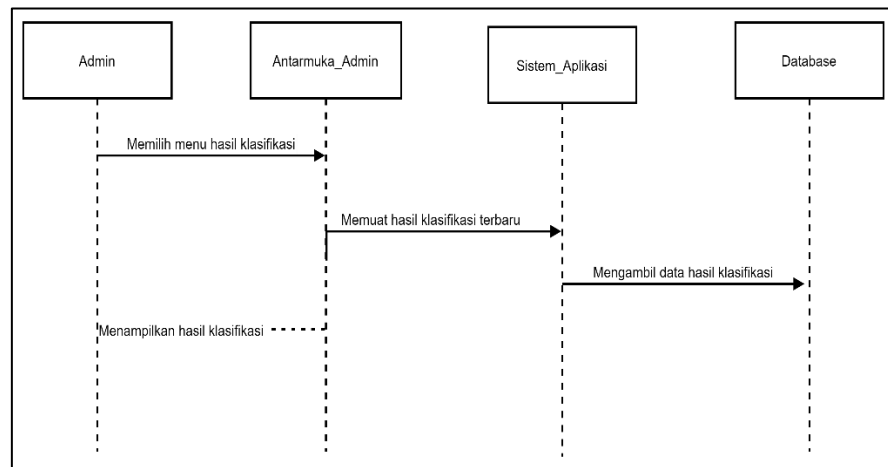


Gambar 4. 6 Proses Tambah Admin

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

d) Proses Hasil Klasifikasi

Proses ini melibatkan empat komponen utama yaitu Admin, Antarmuka_Admin, Sistem_Aplikasi, dan Database. Pertama, Admin memilih menu hasil klasifikasi pada antarmuka admin. Kemudian, Antarmuka_Admin memuat hasil klasifikasi terbaru dengan mengirimkan permintaan ke Sistem_Aplikasi. Sistem_Aplikasi menerima permintaan tersebut dan mengambil data hasil klasifikasi dari Database. Setelah data diambil, Database mengembalikannya ke Sistem_Aplikasi, yang kemudian mengirimkan data tersebut kembali ke Antarmuka_Admin. Terakhir, Antarmuka_Admin menampilkan hasil klasifikasi kepada Admin.

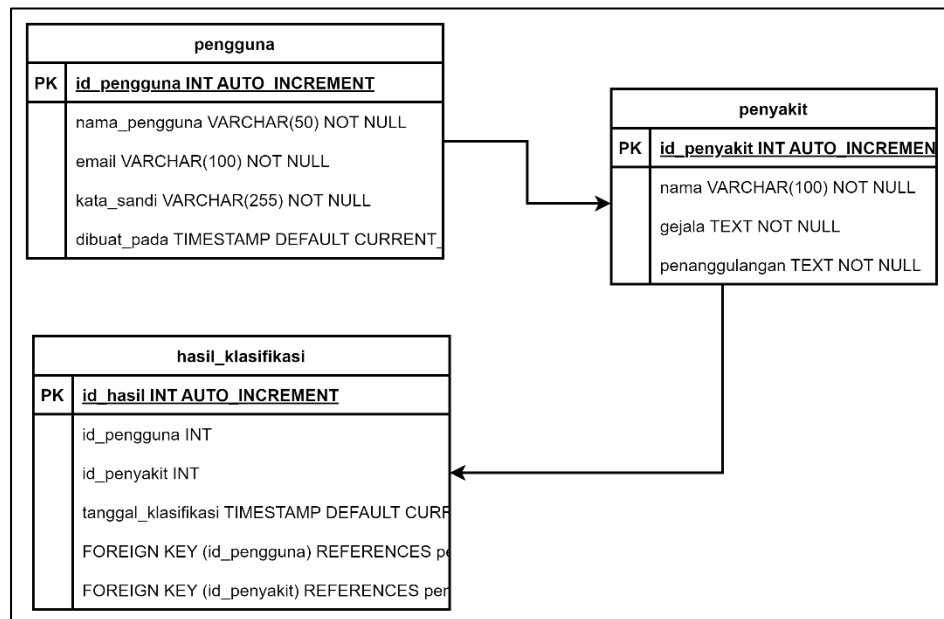


Gambar 4. 7 Proses Hasil Klasifikasi

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

3. Class Diagram

Class diagram yang dirancang menggambarkan hubungan antara tiga kelas utama dalam sistem yaitu pengguna, penyakit, dan hasil_klasifikasi. Kelas pengguna memiliki atribut seperti nama, umur, dan jenis_kelamin, serta metode untuk mengisi data pengguna. Kelas penyakit mencakup atribut nama_penyakit dan gejala, serta metode untuk menentukan gejala penyakit. Kelas hasil_klasifikasi memiliki atribut seperti pengguna_id dan penyakit_id, serta metode untuk menyimpan hasil klasifikasi. Diagram ini menunjukkan bahwa hasil_klasifikasi berfungsi sebagai penghubung antara pengguna dan penyakit, merepresentasikan hasil klasifikasi penyakit yang dialami oleh pengguna berdasarkan data yang diinputkan.



Gambar 4. 8 Class Diagram

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

B. Perancangan Database

1. Tabel Pengguna

Kolom `id_pengguna` merupakan primary key yang digunakan untuk mengidentifikasi secara unik setiap entitas pengguna. Kolom ini diatur sebagai integer dengan fitur auto increment, sehingga setiap kali sebuah entitas baru ditambahkan, nilai `id_pengguna` akan otomatis bertambah. Kolom `nama_pengguna` adalah varchar dengan panjang maksimal 50 karakter dan tidak boleh kosong, digunakan untuk menyimpan nama pengguna yang akan digunakan dalam sistem. Kolom `email` juga varchar dengan panjang maksimal 100 karakter dan tidak boleh kosong, berfungsi sebagai alamat email yang unik untuk setiap pengguna. Kolom `kata_sandi` juga varchar dengan panjang maksimal 255 karakter dan tidak boleh kosong, berperan sebagai penyimpanan kata sandi yang di-hash untuk keamanan. Terakhir, kolom `dibuat_pada` adalah

timestamp dengan nilai default CURRENT_TIMESTAMP, yang akan secara otomatis mencatat waktu saat pengguna ditambahkan ke dalam sistem.

Tabel 4. 1 Tabel Pengguna

Nama Kolom	Tipe Data	Keterangan
id_pengguna	INT	PRIMARY KEY, Auto Increment
nama_pengguna	VARCHAR(50)	NOT NULL
email	VARCHAR(100)	NOT NULL
kata_sandi	VARCHAR(255)	NOT NULL
dibuat_pada	TIMESTAMP	DEFAULT CURRENT_TIMESTAMP

2. Tabel Penyakit

Tabel ini dirancang untuk memfasilitasi manajemen informasi tentang penyakit, memungkinkan sistem untuk menyediakan informasi yang berguna dan lengkap terkait dengan gejala, penanganan, serta detail lainnya terkait dengan setiap penyakit yang terdaftar dalam basis data. Kolom id_penyakit berfungsi sebagai primary key yang unik untuk setiap entri penyakit, diatur sebagai integer dengan fitur auto increment, sehingga setiap entitas baru akan memiliki nilai id_penyakit yang bertambah secara otomatis. Kolom nama merupakan varchar dengan panjang maksimal 100 karakter dan tidak boleh kosong, digunakan untuk menyimpan nama penyakit agar dapat diidentifikasi dengan jelas dalam sistem. Kolom gejala dan penanggulangan memiliki tipe data TEXT dan keduanya tidak boleh kosong. Kolom gejala digunakan untuk menyimpan informasi mengenai gejala-gejala yang terkait dengan penyakit tertentu, sementara kolom penanggulangan digunakan untuk menyimpan

langkah-langkah penanganan atau perawatan yang direkomendasikan untuk penyakit tersebut.

Tabel 4. 2 Tabel Penyakit

Nama Kolom	Tipe Data	Keterangan
id_penyakit	INT	PRIMARY KEY, Auto Increment
nama	VARCHAR(100)	NOT NULL
gejala	TEXT	NOT NULL
penanggulangan	TEXT	NOT NULL

3. Tabel Hasil Klasifikasi

Tabel ini dirancang untuk merekam hasil klasifikasi atau prediksi terkait dengan penyakit yang dialami oleh daun ubi jalar. Kolom id_hasil berfungsi sebagai primary key yang unik untuk setiap entri hasil klasifikasi, dengan tipe data integer dan auto increment, sehingga nilai id_hasil akan secara otomatis bertambah setiap kali sebuah entitas baru ditambahkan ke tabel ini. Kolom id_pengguna dan id_penyakit masing-masing merupakan foreign key yang terhubung ke tabel pengguna dan penyakit. Kolom id_pengguna merujuk ke id_pengguna dari tabel pengguna, sedangkan kolom id_penyakit merujuk ke id_penyakit dari tabel penyakit. Hal ini memungkinkan untuk mengaitkan hasil klasifikasi dengan pengguna tertentu dan penyakit yang telah diprediksi. Kolom tanggal_klasifikasi adalah timestamp dengan nilai default CURRENT_TIMESTAMP, yang akan secara otomatis mencatat waktu ketika entri hasil klasifikasi ditambahkan ke dalam tabel.

Tabel 4. 3 Hasil Klasifikasi

Nama Kolom	Tipe Data	Keterangan
id_hasil	INT	PRIMARY KEY, Auto Increment
id_pengguna	INT	FOREIGN KEY -> pengguna(id_pengguna)
id_penyakit	INT	FOREIGN KEY -> penyakit(id_penyakit)
tanggal_klasifikasi	TIMESTAMP	DEFAULT CURRENT_TIMESTAMP

C. Perancangan Input Output

1. Output

a) Halaman Landing Page

Halaman ini merupakan halaman yang pertama kali muncul ketika pengguna mengakses website.



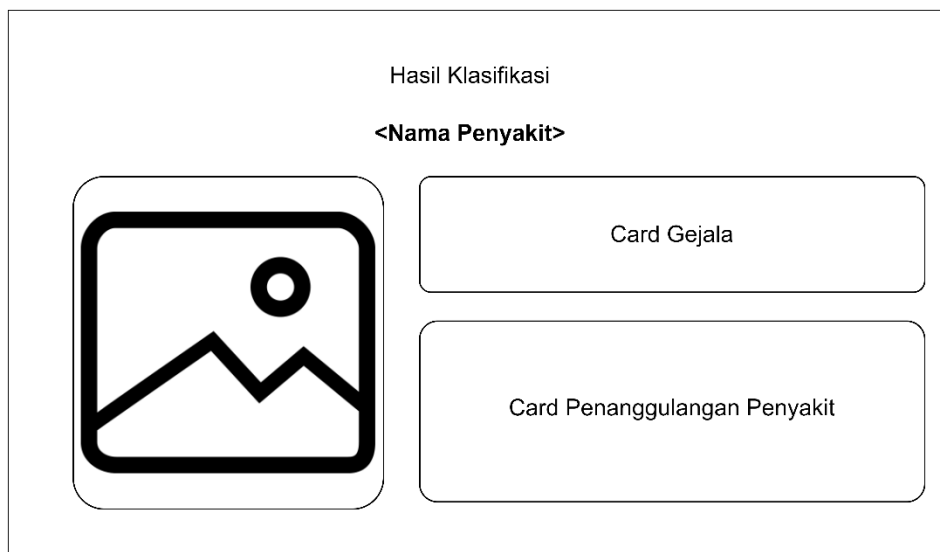
Gambar 4. 9 Halaman Landing Page

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

Berikut adalah penjelasan dari setiap komponen pada rancangan output diatas :

- 1) Tombol Klasifikasi : digunakan untuk mengarahkan pengguna ke halaman atau fitur di mana pengguna dapat mengunggah gambar daun ubi jalar untuk diklasifikasikan penyakitnya.
 - 2) Tombol Login : Digunakan untuk mengarahkan ke halaman admin untuk mengakses fitur-fitur admin
- b) Halaman Hasil Klasifikasi

Halaman ini adalah rancangan halaman hasil klasifikasi ketika gambar berhasil di proses dan menampilkan hasilnya



Gambar 4. 10 Hasi Klasifikasi

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

Berikut adalah penjelasan dari setiap komponen pada rancangan output diatas :

- 1) <Nama Penyakit> : Merupakan informasi nama penyakit yang telah berhasil diklasifikan dari gambar yang telah di upload kedalam sistem
- 2) Gambar : Gambar ini membantu pengguna untuk mengingat atau memverifikasi gambar mana yang telah diklasifikasikan.
- 3) Card Gejala : berfungsi untuk menampilkan informasi mengenai gejala penyakit yang terdeteksi pada daun ubi jalar.
- 4) Card penganggulangan penyakit : berfungsi untuk memberikan informasi tentang cara penanggulangan atau pengobatan untuk penyakit yang telah diklasifikasikan

c) Halaman Dashboar

Halaman ini merupakan halaman dashboad untuk admin, yang menampilkan informasi tentang aplikasi



Gambar 4. 11 Halaman Dashboard

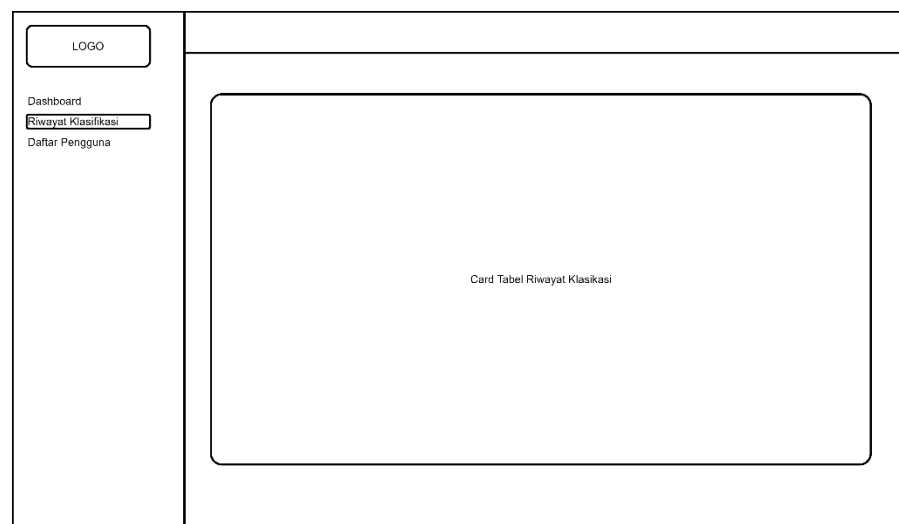
(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

Berikut adalah penjelasan dari setiap komponen pada rancangan output diatas :

- 1) Card tentang aplikasi : Card ini berisi informasi tentang aplikasi. Ini bisa mencakup penjelasan singkat mengenai tujuan aplikasi, teknologi yang digunakan (seperti Convolutional Neural Network untuk klasifikasi penyakit daun ubi jalar), fitur-fitur utama, dan bagaimana cara menggunakan aplikasi.
- 2) Card hasil klasifikasi terbaru : Card ini menampilkan hasil klasifikasi terbaru yang telah dilakukan. Ini bisa mencakup gambar daun ubi jalar yang telah diunggah, diagnosis penyakit yang terdeteksi, waktu pengunggahan

d) Halaman Riwayat Klasifikasi

Halaman ini merupakan halaman yang diakses oleh admin yang berfungsi untuk menampilkan hasil tabel riwayat klasifikasi oleh pengguna.



Gambar 4. 12 Halaman Riwayat Klasifikasi

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

Card tabel berisi riwayat semua hasil klasifikasi yang telah dilakukan oleh pengguna. Tabel ini mencakup beberapa kolom seperti nomor urut, tanggal/waktu klasifikasi, thumbnail gambar daun ubi jalar yang diunggah, hasil diagnosis penyakit, dan tindakan yang bisa dilakukan pengguna, seperti melihat detail hasil, mengunduh laporan, atau menghapus riwayat.

2. Input

a) Halaman Form Upload

Halaman ini merupakan halaman yang digunakan untuk mengupload citra atau gambar ke dalam sistem, baik melalui gallery gedit ataupun langsung menggunakan kamera



The image shows a web form titled "Upload Gambar Daun Ubi Jalar Untuk diklasifikasi". The form is enclosed in a rectangular border. At the top center, the title is displayed in a bold, black font. Below the title, there is a horizontal input field. On the left side of this field is a small grey button labeled "Upload", and on the right side is a text label "Choose file". Below the input field, centered horizontally, is a larger, rounded rectangular button labeled "Upload".

Gambar 4. 13 Halaman Form Upload

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

Berikut adalah penjelasan dari setiap komponen pada rancangan output diatas :

- 1) Tombol Upload: Tombol Upload digunakan untuk memulai proses pengunggahan gambar.
- 2) Tombol Choose File: Tombol Choose File digunakan untuk memilih gambar yang ingin diunggah dari komputer pengguna.
- 3) Area Upload: Area upload menunjukkan gambar yang telah dipilih atau sedang diunggah

b) Halaman Login

Halaman ini merupakan rancangan halaman login yang digunakan oleh admin untuk mengakses masuk ke dalam dashboard dan fitur-fitur lainnya

The image shows a wireframe of a login page. It consists of a large rounded rectangle representing the page layout. At the top center is a smaller rounded rectangle labeled 'LOGO'. Below this is a larger rounded rectangle representing the login form. Inside the form, there are two input fields: the first is labeled 'Nama' and the second is labeled 'Kata Sandi'. At the bottom of the form are two buttons: 'Login' on the left and 'Cancel' on the right.

Gambar 4. 14 Halaman Login

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

Berikut adalah penjelasan dari setiap komponen pada rancangan output diatas :

- 1) Input Nama Pengguna: Input nama pengguna digunakan untuk memasukkan nama pengguna.
- 2) Input Kata Sandi: Input kata sandi digunakan untuk memasukkan kata sandi pengguna.
- 3) Tombol Login: Tombol Login digunakan untuk memulai proses login.

c) Halaman Tambah Pengguna

Halaman ini adalah rancangan halaman yang digunakan oleh admin untuk menambah pengguna

The wireframe shows a web interface for adding a user. On the left is a sidebar with a logo and a menu where 'Daftar Pengguna' is selected. The main area has two columns: the left one has input fields for 'Nama', 'Email', and 'Kata Sandi', and a 'Tambah' button; the right one is a large box for the 'Card Daftar Pengguna'.

Gambar 4. 15 Halaman Tambah Pengguna

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

Berikut adalah penjelasan dari setiap komponen pada rancangan output diatas :

- 1) Nama Lengkap: Kolom ini digunakan untuk memasukkan nama lengkap pengguna.
- 2) Email: Kolom ini digunakan untuk memasukkan alamat email pengguna.
- 3) Kata Sandi: Kolom ini digunakan untuk memasukkan kata sandi pengguna.
- 4) Peran: Kolom ini digunakan untuk memilih peran pengguna.
- 5) Status: Kolom ini digunakan untuk memilih status pengguna.
- 6) Tombol: Tombol Tambah digunakan untuk mengirimkan formulir dan menambahkan data pengguna baru ke sistem.

D. Implementasi Algoritma

Pada tahap ini, rancangan yang telah direncanakan akan di implementasikan untuk mengumpulkan data-data yang akan digunakan. Proses implementasi melibatkan serangkaian langkah yang tersusun dengan baik, mulai dari persiapan instrumen penelitian, pengumpulan data, hingga analisis hasil.

1. Pengambilan Dataset

Dalam penelitian ini dataset yang akan digunakan sebagai sampel yaitu daun dengan Penyakit *Cerotoma trifurcate*, Penyakit Daun Kuning, Penyakit Daun Bintik, Penyakit Malformasi, serta Daun Sehat. Dataset diambil menggunakan kamera *smartphone* dengan resolusi 12MP dengan jarak pengambilan foto

sampel dari kamera adalah 30cm - 40cm. Gambar sampel yang diambil berjumlah 100 Gambar dari masing-masing kelas sehingga totalnya adalah 500 Gambar, yang akan diproses dengan teknik augmentasi untuk menambah jumlah sampel tersebut menjadi 2000 Gambar.

2. Praprosesing

Praprosesing adalah tahapan awal dalam analisis data atau pemrosesan data, di mana dataset yang telah diambil akan diolah untuk menyesuaikan keperluan dari analisis yang akan dilakukan. Dalam penelitian ini akan digunakan praprosesing *resize* citra dan augmentasi.

a) Resize Citra

Praprosesing *resize* citra adalah proses mengubah ukuran citra ke resolusi tertentu sebelum digunakan dalam model pembelajaran mesin. Tujuannya adalah untuk memastikan bahwa semua citra memiliki dimensi yang seragam, sehingga dapat diproses secara konsisten oleh model. Proses ini juga membantu mengurangi beban komputasi karena citra dengan ukuran yang lebih kecil memerlukan lebih sedikit sumber daya untuk diproses.

Citra yang diambil sebagai sampel dataset akan diubah menjadi 224 x 224 piksel, memastikan konsistensi dalam ukuran input untuk model klasifikasi.

Berikut adalah pseduo code dari proses *resize* citra

```
# Fungsi untuk mengubah ukuran gambar
def resize_image(jalur_gambar_input, jalur_gambar_output, ukuran):
    gambar_asli = buka_gambar(jalur_gambar_input)
    lebar, tinggi = ukuran_gambar(gambar_asli)
    gambar_diubah = ubah_ukuran(gambar_asli, ukuran)
```

```

simpan_gambar(gambar_diubah, jalur_gambar_output)
# Fungsi untuk memproses semua file gambar dalam satu folder
def process_images_in_folder(jalur_folder, folder_output, ukuran):
    # Membuat folder output jika belum ada
    jika folder_tidak_ada(folder_output):
        buat_folder(folder_output)
    # Mengakses semua file dan subfolder dalam folder input
    untuk setiap (akar, subfolder, file) dalam telusuri_folder(jalur_folder):
        untuk setiap file dalam file:
            # Memeriksa apakah file adalah gambar
            jika file_adalah_gambar(file):
                jalur_gambar_input = gabung_jalur(akar, file)
                # Membuat struktur folder output yang sama dengan folder input
                jalur_relatif = dapatkan_jalur_relatif(jalur_gambar_input, jalur_folder)
                subfolder_output = gabung_jalur(folder_output, direktori(jalur_relatif))
                jika folder_tidak_ada(subfolder_output):
                    buat_folder(subfolder_output)
                jalur_gambar_output = gabung_jalur(folder_output, jalur_relatif)
                # Mengubah ukuran gambar dan menyimpannya
                resize_image(jalur_gambar_input, jalur_gambar_output, ukuran)
# Path folder input
folder_input = 'Dataset/'
# Path folder output
folder_output = 'Dataset 300p/'
# Ukuran baru untuk gambar (lebar, tinggi)
ukuran_baru = (224, 224)
# Memproses gambar dalam folder
process_images_in_folder(folder_input, folder_output, ukuran_baru)

```

Keterangan :

- 1) Fungsi *resize_image* untuk mengubah ukuran gambar dari jalur input ke ukuran yang diinginkan dan menyimpan hasilnya di jalur output.

- 2) Fungsi *process_images_in_folder* untuk memproses semua gambar dalam satu folder. Fungsi ini akan membuat folder output jika belum ada, menelusuri semua file dalam folder input, dan memproses setiap file gambar untuk diubah ukurannya dan disimpan dalam struktur folder yang sama di folder output.
- 3) Mendefinisikan jalur folder input (*folder_input*), jalur folder output (*folder_output*), dan ukuran baru gambar (*ukuran_baru*).
- 4) Memanggil fungsi *process_images_in_folder* dengan parameter jalur folder input, jalur folder output, dan ukuran baru untuk memproses semua gambar dalam folder input.

b) Augmentasi

Augmentasi citra adalah teknik untuk meningkatkan keragaman dataset tanpa perlu mengumpulkan dataset baru. Teknik ini mencakup berbagai transformasi seperti rotasi, pemotongan, perubahan kecerahan, kontras, dan flipping. Berikut ini adalah *pseudocode* proses augmentasi yang dilakukan dalam penelitian ini

```
# Membuat objek augmentasi gambar
augmenter = buat_sekuens([
    flip_horizontal(0.5), # flip gambar secara horizontal dengan probabilitas 50%
    rotasi_dan_ubah_latar_belakang((-20, 20), 255), # rotasi gambar dengan sudut antara -
    20 sampai 20 derajat dengan latar belakang putih
    ubah_kecerahan((0.8, 1.2)), # perubahan kecerahan gambar dalam rentang 80% hingga
    120%
    ubah_kontras((0.75, 1.5)), # perubahan kontras gambar dalam rentang 75% hingga 150%
])
```

Penjelasan dari pseudo code di atas:

- 1) *flip_horizontal(0.5)* bertujuan untuk melakukan flip gambar secara horizontal dengan probabilitas 50%.
- 2) *rotasi_dan_ubah_latar_belakang((-20, 20), 255)* bertujuan untuk melakukan rotasi gambar dengan sudut acak antara -20 hingga 20 derajat, dan mengisi latar belakang dengan warna putih (nilai 255).
- 3) *ubah_kecerahan((0.8, 1.2))* bertujuan untuk mengubah kecerahan gambar dalam rentang 80% hingga 120%.
- 4) *ubah_kontras((0.75, 1.5))* bertujuan untuk mengubah kontras gambar dalam rentang 75% hingga 150%.

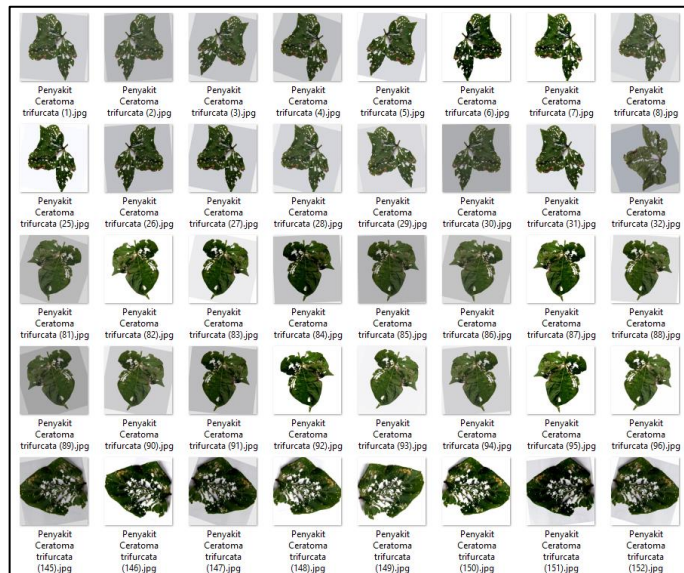
Kemudian semua citra disimpan dalam format file JPG, dengan total 500 file citra pada setiap kelas.



Gambar 4. 16 Kelas dataset yang digunakan dalam penelitian

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

Berikut adalah sampel dataset dari setiap kelas yang akan digunakan dalam penelitian ini



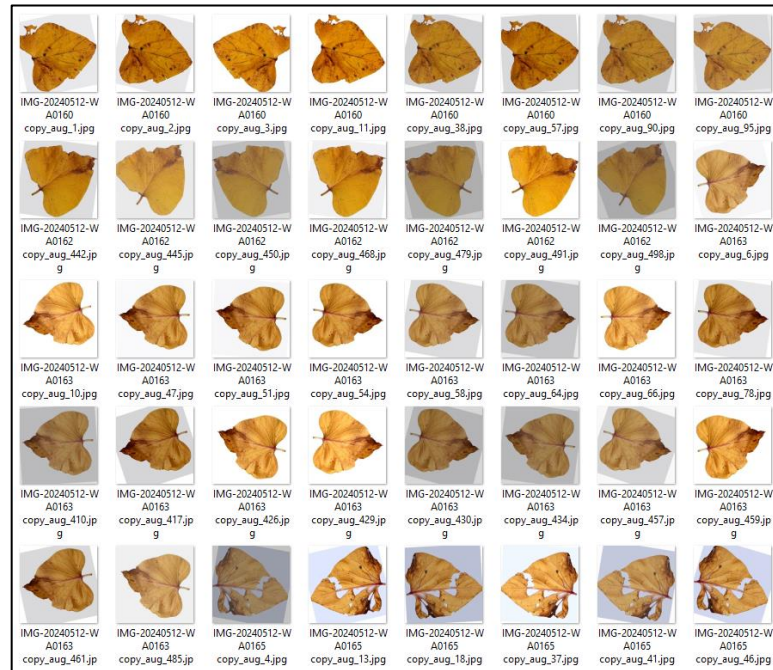
Gambar 4. 17 Dataset Penyakit Ceratoma Trifurcata

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)



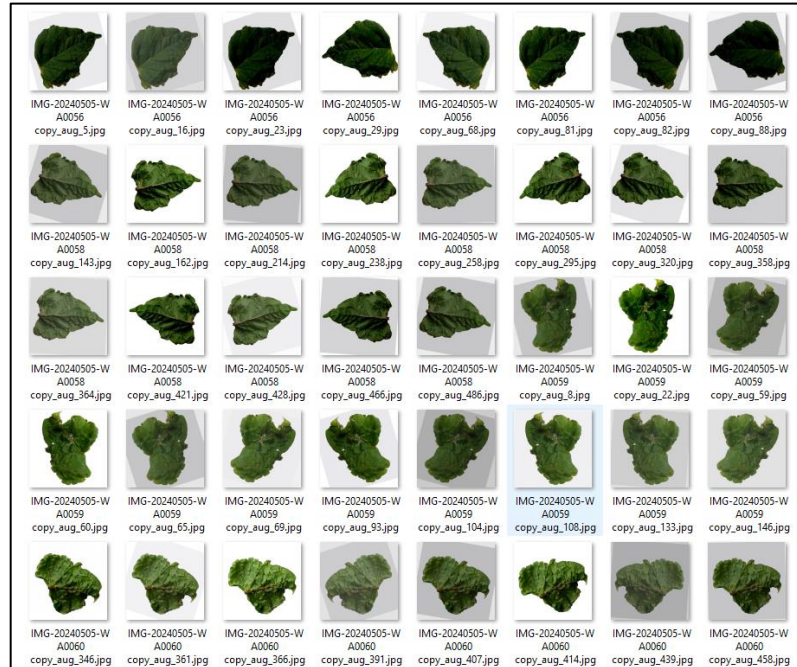
Gambar 4. 18 Dataset Penyakit Daun Bintik

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)



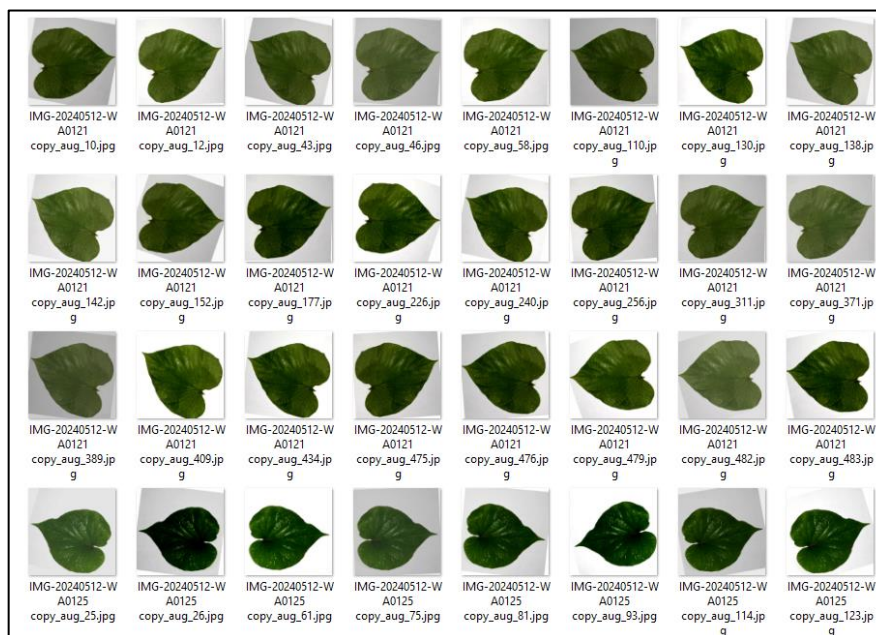
Gambar 4. 19 Dataset Penyakit Daun Kuning

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)



Gambar 4. 20 Dataset Penyakit Daun Malformasi

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)



Gambar 4. 21 Dataset Daun Sehat

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

c) Pembagian Dataset

Dataset yang digunakan dibagi menjadi dua bagian, yaitu data train dan data test dengan rasio 80:20. Dalam pembagian dataset ini, 80% dari data digunakan sebagai data train atau pelatihan untuk melatih model dan menentukan parameter yang optimal, sementara 20% dari data digunakan sebagai data test atau pengujian untuk menguji kinerja model pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Dalam penelitian ini menggunakan dataset yang telah didapatkan pada masing-masing kelas setelah melakukan praprosesing berjumlah 500 gambar, dan terdapat 5 kelas sehingga total dataset yang digunakan berjumlah 2500 gambar.

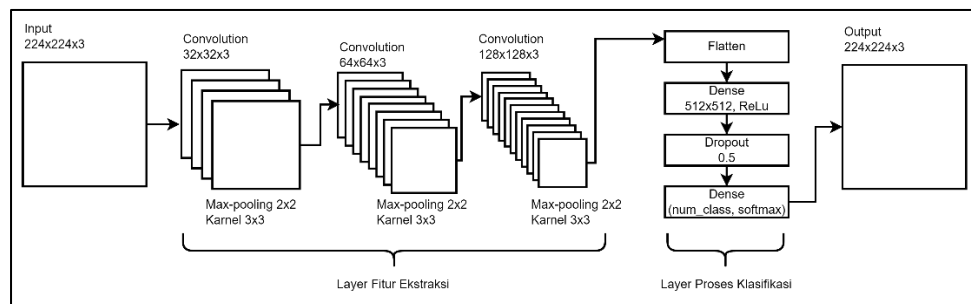
Tabel 4. 4 Pembagian Dataset

Total Dataset	Rasio Perbandingan 80:20	
	Train	Test
2500	2000	500

3. Proses Training

a) Pembuatan Model

Dalam pembuatan model ini terdapat dua layer utama yaitu, layer fitur ekstraksi yang berfungsi sebagai lapisan untuk yang mengidentifikasi dan mengekstrak fitur-fitur penting dari input gambar, kemudian setelah fitur-fitur penting diekstraksi oleh layer fitur ekstraksi, hasilnya diteruskan ke layer proses klasifikasi untuk menentukan kelas dari input gambar, berikut adalah gambar arsitektur model yang digunakan.



Gambar 4. 22 Arsitektur Model CNN yang digunakan

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

Berikut adalah penjelasan dari setiap lapisan dan komponennya dari gambar arsitektur model yang digunakan

- 1) Input layer dimana gambar diinput dengan dimensi 224x224 piksel dengan chanel 3 atau RGB.

- 2) *Convolutional Layer* dengan beberapa lapisan konvolusi yang masing-masing menghasilkan sejumlah feature maps.
- 3) *Flatten Layer* dimana lapisan ini meratakan hasil dari lapisan konvolusi terakhir menjadi satu dimensi untuk dapat dimasukkan ke dalam lapisan fully connected.
- 4) *Dense Layer* merupakan lapisan *fully connected* dengan 512 unit neuron dan fungsi aktivasi ReLU (*Rectified Linear Unit*).
- 5) *Dropout Layer* dimana parameter lapisan *dropout* dengan tingkat dropout sebesar 0.5 untuk mencegah *overfitting*.
- 6) *Output Layer* merupakan lapisan *fully connected* dengan jumlah neuron sesuai dengan jumlah kelas (*num_class*) dan fungsi aktivasi *softmax* untuk menghasilkan probabilitas dari setiap kelas.

Berikut adalah pseudocode untuk model yang akan digunakan dalam penelitian ini

```
model = Sequential([
    Conv2D(32, (3, 3), activation='relu', input_shape=(img_height, img_width, 3)),
    MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)),
    Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'),
    MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)),
    Conv2D(128, (3, 3), activation='relu'),
    MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)),
    Flatten(),
    Dense(512, activation='relu'),
    Dropout(0.5),
    Dense(num_classes, activation='softmax')
])
```

b) Training Model

Untuk melatih model, pertama-tama model dikompilasi dengan menggunakan optimizer adam. Setelah proses kompilasi, model dilatih menggunakan data yang disediakan oleh *train_generator*. Proses pelatihan dilakukan selama beberapa *epoch* yang telah ditentukan, di mana pada setiap epoch, model akan memperbarui bobotnya berdasarkan hasil dari *steps_per_epoch*, yaitu jumlah batch yang diproses dalam satu *epoch*. Selain itu, kinerja model divalidasi menggunakan *validation_generator* untuk memantau seberapa baik model bekerja pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya, dengan *validation_steps* yang menentukan jumlah *batch* validasi yang diproses per *epoch*. Berikut adalah pseudocode proses training

```
# Compile the model
model.compile(optimizer='adam',
              loss='categorical_crossentropy',
              metrics=['accuracy'])

# Train the model
history = model.fit(
    train_generator,
    steps_per_epoch=train_generator.samples // batch_size,
    epochs=epochs,
    validation_data=validation_generator,
    validation_steps=validation_generator.samples // batch_size
)
```

Dalam proses training ini akan dilakukan pengujian variasi parameter epoch dan batch pada model. Berikut adalah tabel variasi epoch dan batch size yang dapat digunakan untuk meneliti parameter model yang akan digunakan dan hasilnya akan dievaluasi berdasarkan *confusion matrix*

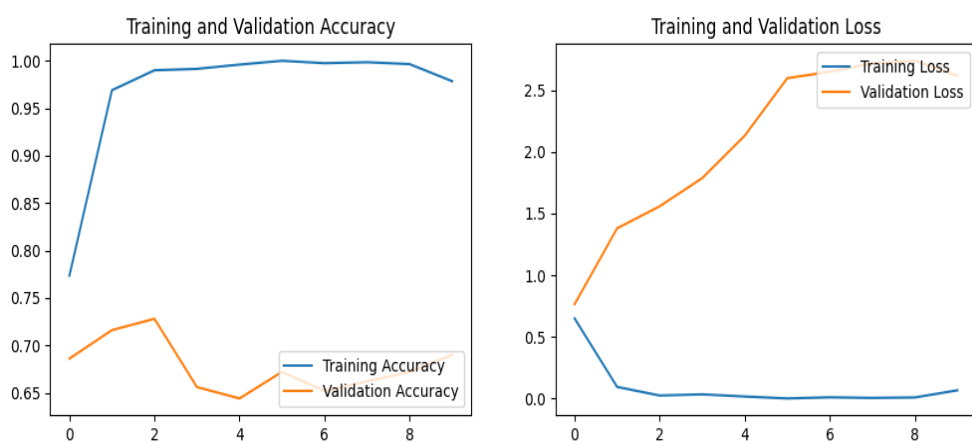
seperti akurasi, presisi, dan recall untuk menentukan kombinasi parameter yang optimal.

Tabel 4. 5 Parameter pengujian batch dan epoch

Percobaan	Batch	Epoch	Jumlah Sampel yang di ujikan
1	16	10	500
2	16	20	
3	16	30	
4	32	10	
5	32	20	
6	32	30	
7	64	10	
8	64	20	
9	64	30	

1) Percobaan Pertama

Dari hasil percobaan pertama menggunakan batch 16 dan epoch 10, didapatkan hasil pelatihan yang digambarkan dalam bentuk grafik sebagai berikut:



Gambar 4. 23 Grafik hasil training percobaan pertama

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

Berikut adalah evaluasi akurasi, presisi, dan recall dari *confusion matrix* pada model percobaan pertama dengan rumus sebagai berikut :

$$\text{Precision} = \left(\frac{TP}{TP + FP} \right)$$

$$\text{Recall} = \left(\frac{TP}{TP + FN} \right)$$

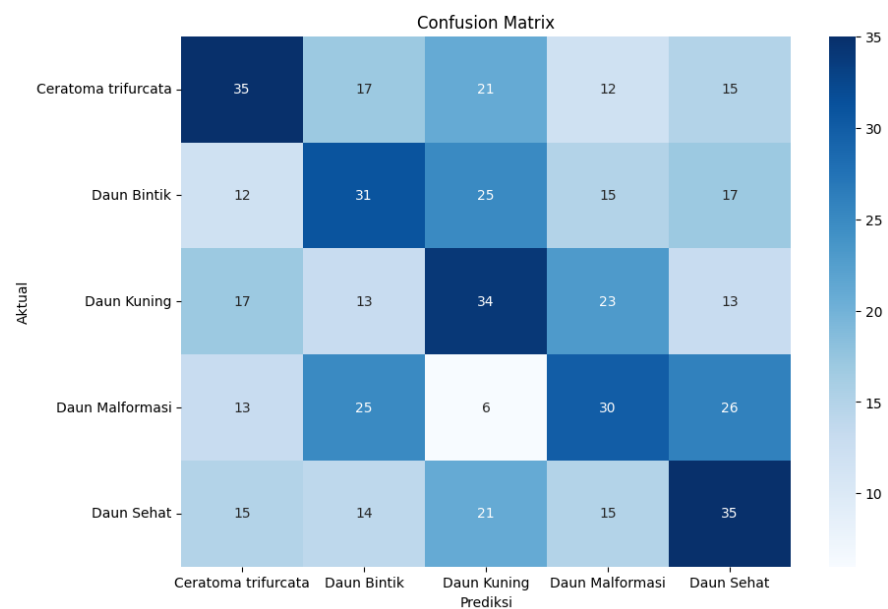
$$\text{F1-Score} = \left(2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \right)$$

Keterangan :

TP (True Positive)

FP (False Positive)

FN (False Negative)



Gambar 4. 24 Confusion Matrix Percobaan pertama

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

Perhitungan confusion matrix untuk mencari precision, recall, dan f1-score

(a) Kelas Ceratoma trifurcata:

$$TP = 35, TN = 343, FP = 57, FN = 65$$

$$\text{Precision} = \frac{35}{35 + 57} = \frac{35}{92} = 0.38$$

$$\text{Recall} = \frac{35}{35 + 65} = \frac{35}{100} = 0.35$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.3804 \times 0.35}{0.3804 + 0.35} = 2 \times \frac{0.13314}{0.7304} = 0.36$$

(b) Kelas Daun Bintik:

$$TP = 31, TN = 331, FP = 69, FN = 69$$

$$\text{Precision} = \frac{31}{31 + 69} = \frac{31}{100} = 0.31$$

$$\text{Recall} = \frac{31}{31 + 69} = \frac{31}{100} = 0.31$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.31 \times 0.31}{0.31 + 0.31} = 2 \times \frac{0.0961}{0.62} = 0.31$$

(c) Kelas Daun Kuning:

$$TP = 34, TN = 327, FP = 73, FN = 66$$

$$\text{Precision} = \frac{34}{34+73} = \frac{34}{107} = 0.32$$

$$\text{Recall} = \frac{34}{34 + 66} = \frac{34}{100} = 0.34$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.3178 \times 0.34}{0.3178 + 0.34} = 2 \times \frac{0.10805}{0.6578} = 0.33$$

(d) Kelas Daun Malformasi:

$$\text{TP} = 30, \text{TN} = 335, \text{FP} = 65, \text{FN} = 70$$

$$\text{Precision} = \frac{30}{30 + 65} = \frac{30}{95} = 0.32$$

$$\text{Recall} = \frac{30}{30 + 70} = \frac{30}{100} = 0.30$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.3158 \times 0.30}{0.3158 + 0.30} = 0.31$$

(e) Kelas Daun Sehat:

$$\text{TP} = 35, \text{TN} = 329, \text{FP} = 71, \text{FN} = 65$$

$$\text{Precision} = \frac{35}{35 + 71} = \frac{35}{106} = 0.33$$

$$\text{Recall} = \frac{35}{35 + 65} = \frac{35}{100} = 0.35$$

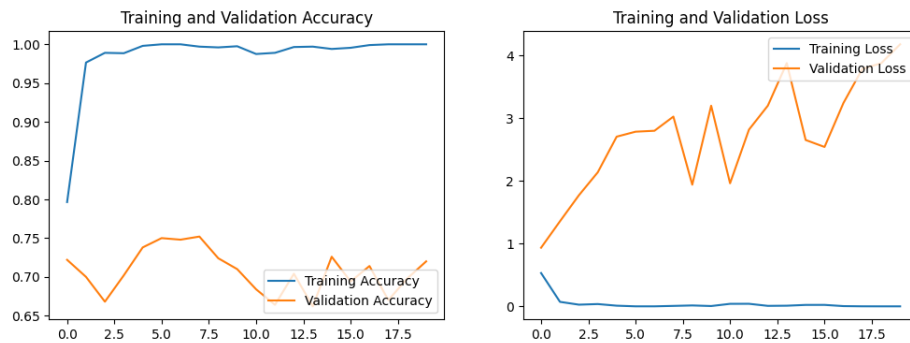
$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.3302 \times 0.35}{0.3302 + 0.35} = 2 \times \frac{0.11557}{0.6802} = 0.34$$

Selanjutnya adalah menghitung total akurasi dari percobaan yang telah dilakukan

$$\text{Total Akurasi} = \frac{\text{Total TP}}{\text{Total Sampel}} = \frac{165}{500} = 0.33 \text{ atau } 33\%$$

2) Percobaan Kedua

Dari hasil percobaan kedua menggunakan batch 16 dan epoch 20, didapatkan hasil pelatihan yang digambarkan dalam bentuk grafik sebagai berikut:



Gambar 4. 25 Grafik hasil training percobaan kedua

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

Berikut adalah evaluasi akurasi, presisi, dan recall dari *confusion matrix* pada model percobaan kedua dengan rumus sebagai berikut :

$$\text{Precision} = \left(\frac{TP}{TP + FP} \right)$$

$$\text{Recall} = \left(\frac{TP}{TP + FN} \right)$$

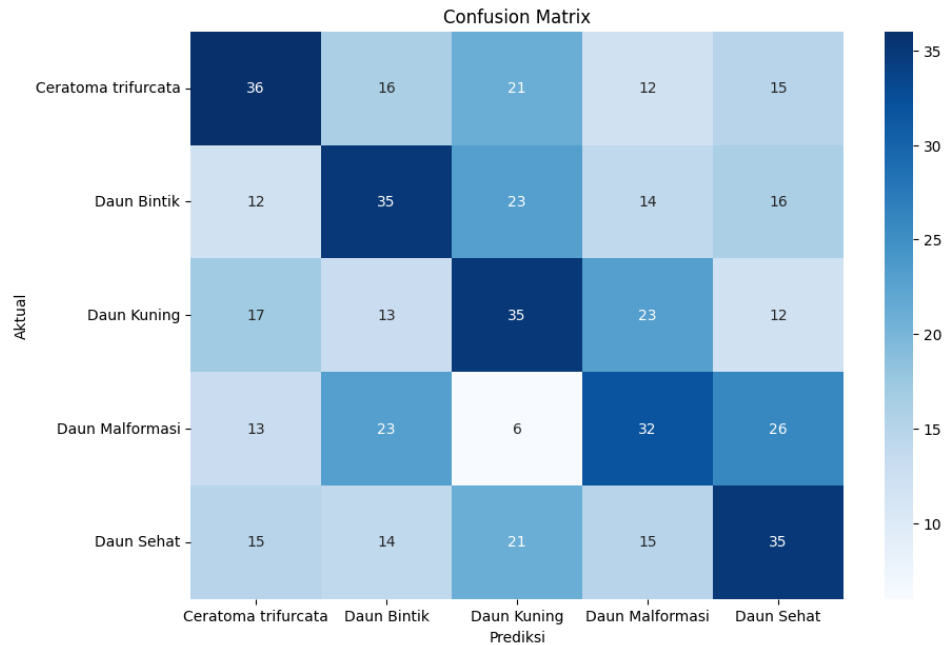
$$\text{F1-Score} = \left(2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \right)$$

Keterangan :

TP (True Positive)

FP (False Positive)

FN (False Negative)



Gambar 4. 26 Confusion Matrix Percobaan kedua

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

Perhitungan confusion matrix untuk mencari precision, recall, dan f1-score

(a) Kelas *Ceratoma trifurcata*:

$$TP = 36, TN = 343, FP = 57, FN = 64$$

$$\text{Precision} = \frac{36}{36 + 57} = \frac{36}{93} = 0.38$$

$$\text{Recall} = \frac{36}{36 + 64} = \frac{36}{100} = 0.36$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.3871 \times 0.36}{0.3871 + 0.36} = 2 \times \frac{0.1394}{0.7471} = 0.37$$

(b) Kelas Daun Bintik:

$$TP = 35, TN = 334, FP = 66, FN = 65$$

$$\text{Precision} = \frac{35}{35 + 66} = \frac{35}{101} = 0.34$$

$$\text{Recall} = \frac{35}{35 + 65} = \frac{35}{100} = 0.35$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.3465 \times 0.35}{0.3465 + 0.35} = 2 \times \frac{0.1213}{0.6965} = 0.35$$

(c) Kelas Daun Kuning:

$$TP = 35, TN = 329, FP = 71, FN = 65$$

$$\text{Precision} = \frac{35}{35 + 71} = \frac{35}{106} = 0.33$$

$$\text{Recall} = \frac{35}{35 + 65} = \frac{35}{100} = 0.35$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.3302 \times 0.35}{0.3302 + 0.35} = 2 \times \frac{0.11557}{0.6802} = 0.33$$

(d) Kelas Daun Malformasi:

$$TP = 32, TN = 336, FP = 64, FN = 68$$

$$\text{Precision} = \frac{32}{32 + 64} = \frac{32}{96} = 0.33$$

$$\text{Recall} = \frac{32}{32 + 68} = \frac{32}{100} = 0.32$$

$$F1\text{-Score} = 2 \times \frac{0.3333 \times 0.32}{0.3333 + 0.32} = 2 \times \frac{0.10666}{0.6533} = 0.33$$

(e) Kelas Daun Sehat:

$$TP = 35, TN = 331, FP = 69, FN = 65$$

$$\text{Precision} = \frac{35}{35 + 69} = \frac{35}{104} = 0.33$$

$$\text{Recall} = \frac{35}{35 + 65} = \frac{35}{100} = 0.35$$

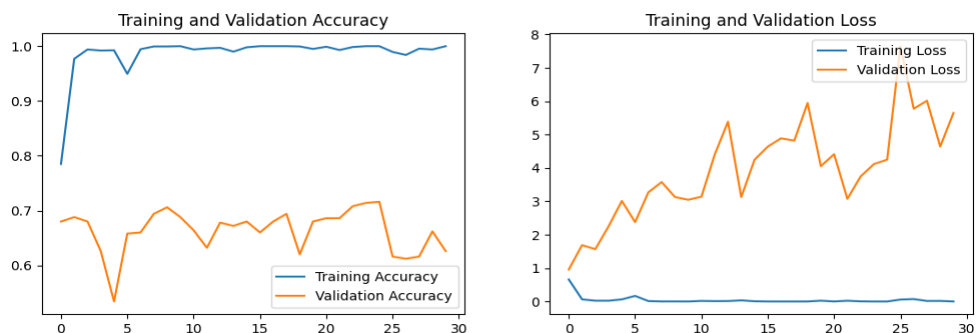
$$F1\text{-Score} = 2 \times \frac{0.3365 \times 0.35}{0.3365 + 0.35} = 2 \times \frac{0.117775}{0.6865} = 0.34$$

Selanjutnya adalah menghitung total akurasi dari percobaan yang telah dilakukan

$$\text{Total Akurasi} = \frac{\text{Total TP}}{\text{Total Sampel}} = \frac{173}{500} = 0.35 \text{ atau } 35\%$$

3) Percobaan Ketiga

Dari hasil percobaan ketiga menggunakan batch 16 dan epoch 30, didapatkan hasil pelatihan yang digambarkan dalam bentuk grafik sebagai berikut:



Gambar 4. 27 Grafik hasil training percobaan ketiga

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

Berikut adalah evaluasi akurasi, presisi, dan recall dari *confusion matrix* pada model percobaan ketiga dengan rumus sebagai berikut :

$$\text{Precision} = \left(\frac{TP}{TP + FP} \right)$$

$$\text{Recall} = \left(\frac{TP}{TP + FN} \right)$$

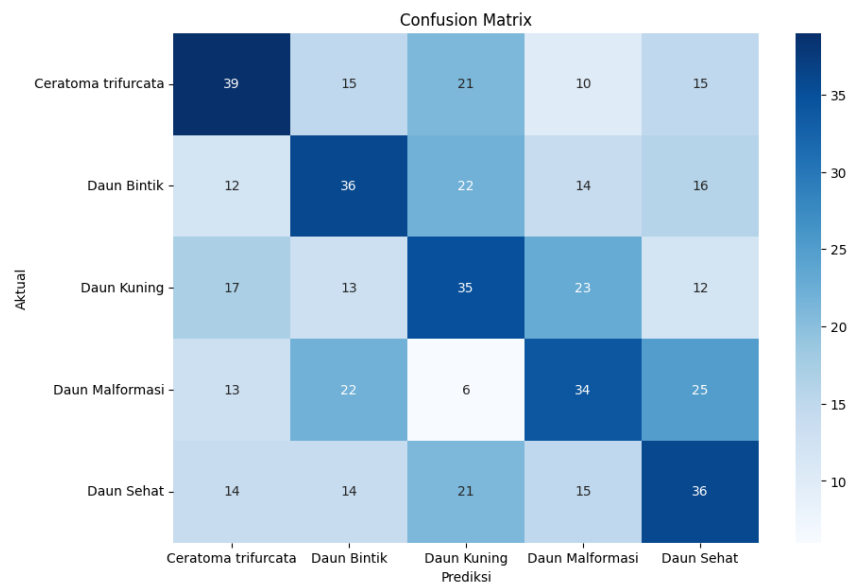
$$\text{F1-Score} = \left(2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \right)$$

Keterangan :

TP (True Positive)

FP (False Positive)

FN (False Negative)



Gambar 4. 28 Confusion Matrix Percobaan ketiga

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

Perhitungan confusion matrix untuk mencari precision, recall, dan f1-score

(a) Kelas *Ceratoma trifurcata*:

$$TP = 39, TN = 344, FP = 56, FN = 61$$

$$\text{Precision} = \frac{39}{39 + 56} = \frac{39}{95} = 0.41$$

$$\text{Recall} = \frac{39}{39 + 61} = \frac{39}{100} = 0.39$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.4105 \times 0.39}{0.4105 + 0.39} = 2 \times \frac{0.1601}{0.8005} = 0.40$$

(b) Kelas Daun Bintik:

$$TP = 36, TN = 336, FP = 64, FN = 64$$

$$\text{Precision} = \frac{36}{36 + 64} = \frac{36}{100} = 0.36$$

$$\text{Recall} = \frac{36}{36 + 64} = \frac{36}{100} = 0.36$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.36 \times 0.36}{0.36 + 0.36} = 2 \times \frac{0.1296}{0.72} = 0.36$$

(c) Kelas Daun Kuning:

$$TP = 35, TN = 330, FP = 70, FN = 65$$

$$\text{Precision} = \frac{35}{35 + 70} = \frac{35}{105} = 0.33$$

$$\text{Recall} = \frac{35}{35 + 65} = \frac{35}{100} = 0.35$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.3333 \times 0.35}{0.3333 + 0.35} = 2 \times \frac{0.1167}{0.6833} = 0.34$$

(d) Kelas Daun Malformasi:

$$TP = 34, TN = 338, FP = 62, FN = 66$$

$$\text{Precision} = \frac{34}{34 + 62} = \frac{34}{96} = 0.35$$

$$\text{Recall} = \frac{34}{34 + 66} = \frac{34}{100} = 0.34$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.3542 \times 0.34}{0.3542 + 0.34} = 2 \times \frac{0.1204}{0.6942} = 0.34$$

(e) Kelas Daun Sehat:

$$TP = 36, TN = 332, FP = 68, FN = 64$$

$$\text{Precision} = \frac{36}{36 + 68} = \frac{36}{104} = 0.34$$

$$\text{Recall} = \frac{36}{36 + 64} = \frac{36}{100} = 0.36$$

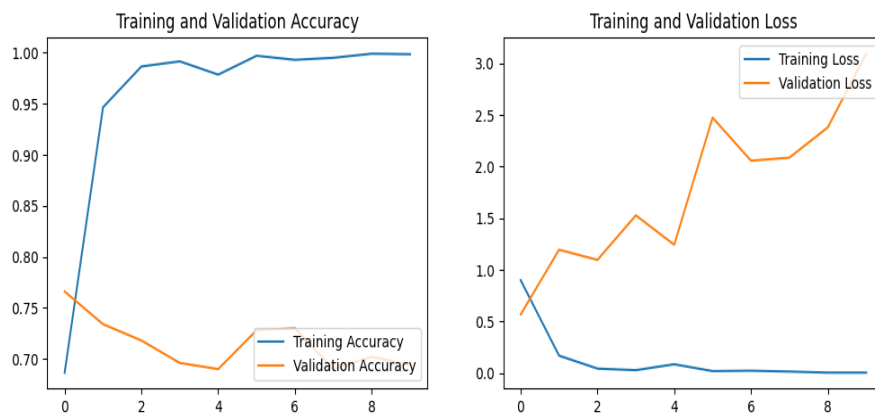
$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.3462 \times 0.36}{0.3462 + 0.36} = 2 \times \frac{0.1246}{0.7062} = 0.35$$

Selanjutnya adalah menghitung total akurasi dari percobaan yang telah dilakukan

$$\text{Total Akurasi} = \frac{\text{Total TP}}{\text{Total Sampel}} = \frac{180}{500} = 0.36 \text{ atau } 36\%$$

4) Percobaan Keempat

Dari hasil percobaan keempat menggunakan batch 32 dan epoch 10, didapatkan hasil pelatihan yang digambarkan dalam bentuk grafik sebagai berikut:



Gambar 4. 29 Grafik hasil training percobaan keempat

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

Berikut adalah evaluasi akurasi, presisi, dan recall dari *confusion matrix* pada model percobaan ketiga dengan rumus sebagai berikut :

$$\text{Precision} = \left(\frac{TP}{TP + FP} \right)$$

$$\text{Recall} = \left(\frac{TP}{TP + FN} \right)$$

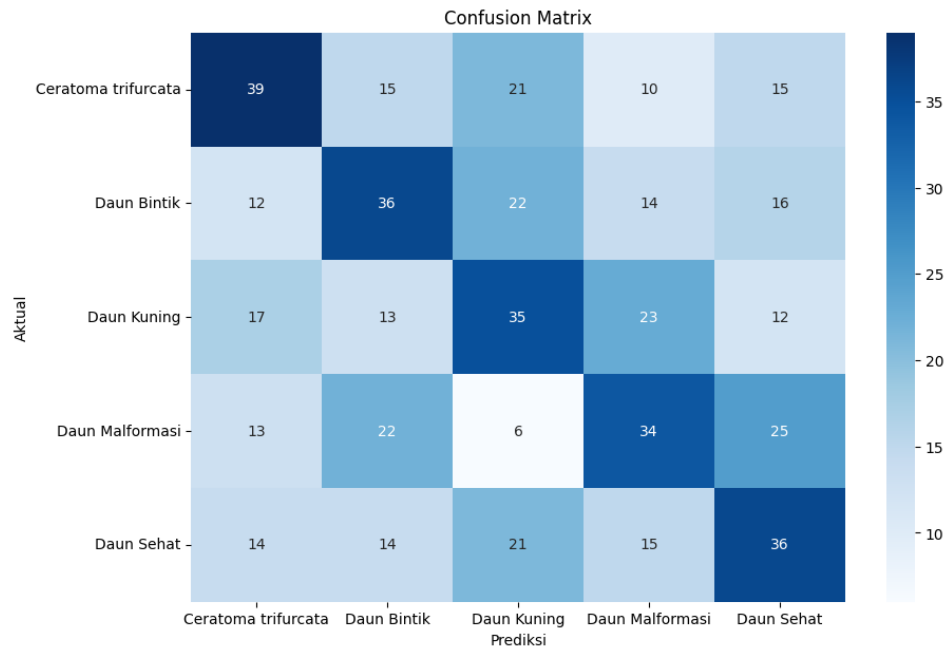
$$\text{F1-Score} = \left(2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \right)$$

Keterangan :

TP (True Positive)

FP (False Positive)

FN (False Negative)



Gambar 4. 30 Confusion Matrix Percobaan keempat

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

Perhitungan confusion matrix untuk mencari precision, recall, dan f1-score

(a) Kelas Ceratoma trifurcata:

$$TP = 43, TN = 345, FP = 55, FN = 57$$

$$\text{Precision} = \frac{43}{43 + 55} = \frac{43}{98} = 0.43$$

$$\text{Recall} = \frac{43}{43 + 57} = \frac{43}{100} = 0.43$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.4388 \times 0.43}{0.4388 + 0.43} = 2 \times \frac{0.1887}{0.8688} = 0.43$$

(b) Kelas Daun Bintik:

$$TP = 36, TN = 338, FP = 62, FN = 64$$

$$\text{Precision} = \frac{36}{36 + 62} = \frac{36}{98} = 0.36$$

$$\text{Recall} = \frac{36}{36 + 64} = \frac{36}{100} = 0.36$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.3673 \times 0.36}{0.3673 + 0.36} = 2 \times \frac{0.132228}{0.7273} = 0.36$$

(c) Kelas Daun Kuning:

$$TP = 35, TN = 332, FP = 68, FN = 65$$

$$\text{Precision} = \frac{35}{35 + 68} = \frac{35}{103} = 0.33$$

$$\text{Recall} = \frac{35}{35 + 65} = \frac{35}{100} = 0.35$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.3398 \times 0.35}{0.3398 + 0.35} = 2 \times \frac{0.11893}{0.6898} = 0.34$$

(d) Kelas Daun Malformasi:

$$TP = 37, TN = 339, FP = 61, FN = 63$$

$$\text{Precision} = \frac{37}{37 + 61} = \frac{37}{98} = 0.38$$

$$\text{Recall} = \frac{37}{37 + 63} = \frac{37}{100} = 0.37$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.3776 \times 0.37}{0.3776 + 0.37} = 2 \times \frac{0.139712}{0.7476} = 0.38$$

(e) Kelas Daun Sehat:

$$TP = 39, TN = 336, FP = 64, FN = 61$$

$$\text{Precision} = \frac{39}{39 + 64} = \frac{39}{103} = 0.38$$

$$\text{Recall} = \frac{39}{39 + 61} = \frac{39}{100} = 0.39$$

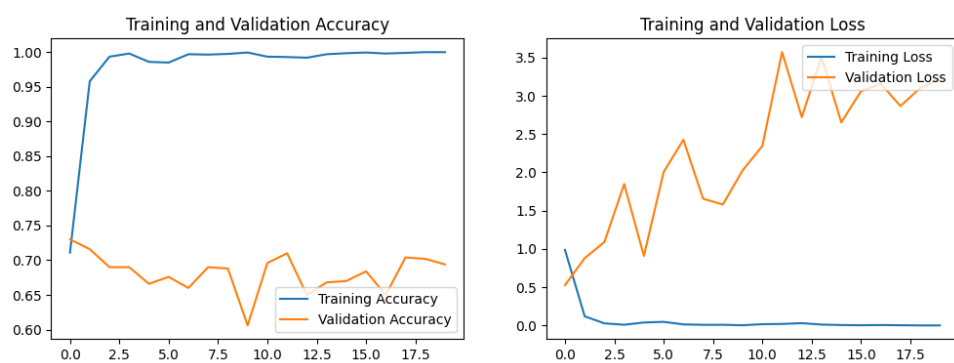
$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.3786 \times 0.39}{0.3786 + 0.39} = 2 \times \frac{0.147654}{0.7686} = 0.38$$

Selanjutnya adalah menghitung total akurasi dari percobaan yang telah dilakukan

$$\text{Total Akurasi} = \frac{\text{Total TP}}{\text{Total Sampel}} = \frac{190}{500} = 0.38 \text{ atau } 38\%$$

5) Percobaan Kelima

Dari hasil percobaan kelima menggunakan batch 32 dan epoch 20, didapatkan hasil pelatihan yang digambarkan dalam bentuk grafik sebagai berikut:



Gambar 4. 31 Grafik hasil training percobaan kelima

(Sumber : Olanhan Penulis, 2024)

Berikut adalah evaluasi akurasi, presisi, dan recall dari *confusion matrix* pada model percobaan kelima dengan rumus sebagai berikut :

$$\text{Precision} = \left(\frac{TP}{TP + FP} \right)$$

$$\text{Recall} = \left(\frac{TP}{TP + FN} \right)$$

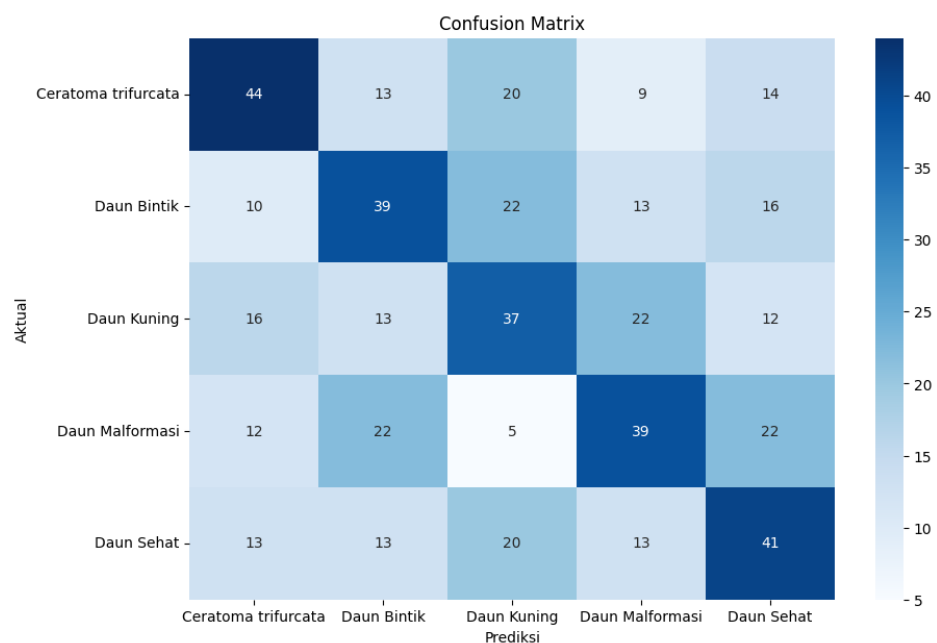
$$\text{F1-Score} = \left(2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \right)$$

Keterangan :

TP (True Positive)

FP (False Positive)

FN (False Negative)



Gambar 4. 32 Confusion Matrix Percobaan kelima

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

Perhitungan confusion matrix untuk mencari precision, recall, dan f1-score

(a) Kelas Ceratoma trifurcata:

$$TP = 44, TN = 349, FP = 51, FN = 56$$

$$\text{Precision} = \frac{44}{44 + 51} = \frac{44}{95} = 0.46$$

$$\text{Recall} = \frac{44}{44 + 56} = \frac{44}{100} = 0.44$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.4632 \times 0.44}{0.4632 + 0.44} = 2 \times \frac{0.203808}{0.9032} = 0.45$$

(b) Kelas Daun Bintik:

$$TP = 39, TN = 339, FP = 61, FN = 61$$

$$\text{Precision} = \frac{39}{39 + 61} = \frac{39}{100} = 0.39$$

$$\text{Recall} = \frac{39}{39 + 61} = \frac{39}{100} = 0.39$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.39 \times 0.39}{0.39 + 0.39} = 2 \times \frac{0.1521}{0.78} = 0.39$$

(c) Kelas Daun Kuning:

$$TP = 37, TN = 333, FP = 67, FN = 63$$

$$\text{Precision} = \frac{37}{37 + 67} = \frac{37}{104} = 0.35$$

$$\text{Recall} = \frac{37}{37 + 63} = \frac{37}{100} = 0.37$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.3558 \times 0.37}{0.3558 + 0.37} = 2 \times \frac{0.131646}{0.7258} = 0.36$$

(d) Kelas Daun Malformasi:

$$TP = 39, TN = 343, FP = 57, FN = 61$$

$$\text{Precision} = \frac{39}{39 + 57} = \frac{39}{96} = 0.40$$

$$\text{Recall} = \frac{39}{39 + 61} = \frac{39}{100} = 0.39$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.4063 \times 0.39}{0.4063 + 0.39} = 2 \times \frac{0.158457}{0.7963} = 0.39$$

(e) Kelas Daun Sehat:

$$TP = 41, TN = 336, FP = 64, FN = 59$$

$$\text{Precision} = \frac{41}{41 + 64} = \frac{41}{105} = 0.39$$

$$\text{Recall} = \frac{41}{41 + 59} = \frac{41}{100} = 0.41$$

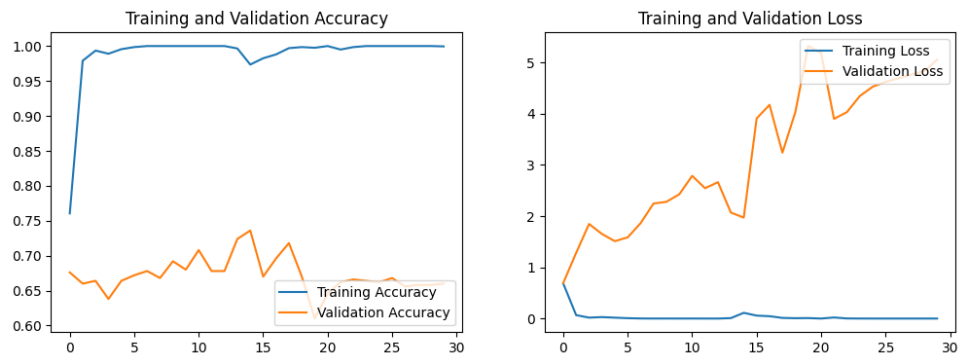
$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.3905 \times 0.41}{0.3905 + 0.41} = 2 \times \frac{0.160105}{0.8005} = 0.40$$

Selanjutnya adalah menghitung total akurasi dari percobaan yang telah dilakukan

$$\text{Total Akurasi} = \frac{\text{Total TP}}{\text{Total Sampel}} = \frac{200}{500} = 0.40 \text{ atau } 40\%$$

6) Percobaan Keenam

Dari hasil percobaan keenam menggunakan batch 32 dan epoch 30, didapatkan hasil pelatihan yang digambarkan dalam bentuk grafik sebagai berikut:



Gambar 4. 33 Grafik hasil training percobaan keenam

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

Berikut adalah evaluasi akurasi, presisi, dan recall dari *confusion matrix* pada model percobaan keenam dengan rumus sebagai berikut :

$$\text{Precision} = \left(\frac{TP}{TP + FP} \right)$$

$$\text{Recall} = \left(\frac{TP}{TP + FN} \right)$$

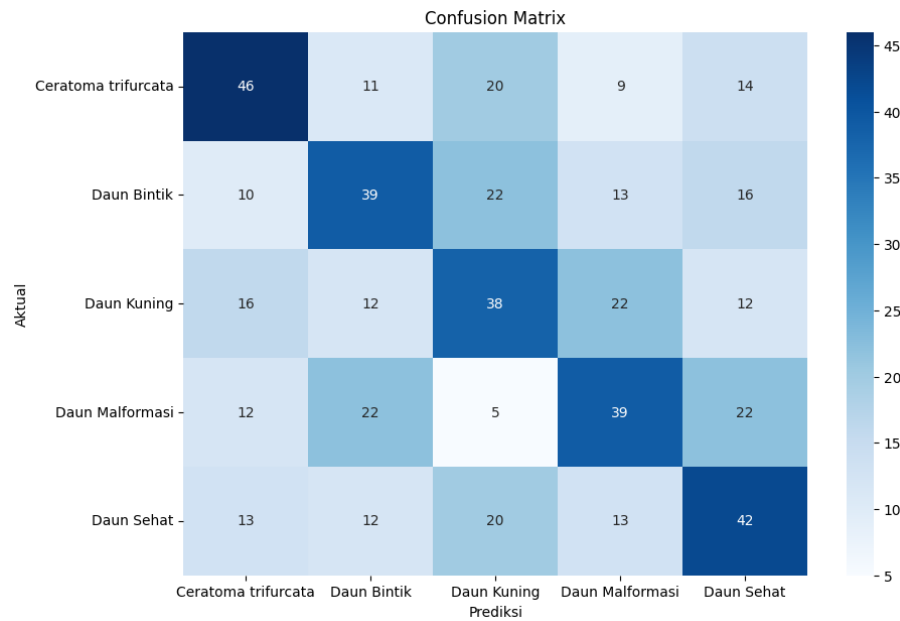
$$\text{F1-Score} = \left(2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \right)$$

Keterangan :

TP (True Positive)

FP (False Positive)

FN (False Negative)



Gambar 4. 34 Confusion Matrix Percobaan *keenam*

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

Perhitungan confusion matrix untuk mencari precision, recall, dan f1-score

(a) Kelas *Ceratoma trifurcata*:

$$TP = 46, TN = 349, FP = 51, FN = 54$$

$$\text{Precision} = \frac{46}{46 + 51} = \frac{46}{97} = 0.474$$

$$\text{Recall} = \frac{46}{46 + 54} = \frac{46}{100} = 0.46$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.474 \times 0.46}{0.474 + 0.46} = 2 \times \frac{0.21804}{0.934} = 0.467$$

(b) Kelas Daun Bintik:

$$TP = 39, TN = 343, FP = 57, FN = 61$$

$$\text{Precision} = \frac{39}{39 + 57} = \frac{39}{96} = 0.406$$

$$\text{Recall} = \frac{39}{39 + 61} = \frac{39}{100} = 0.39$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.406 \times 0.39}{0.406 + 0.39} = 2 \times \frac{0.15834}{0.796} = 0.398$$

(c) Kelas Daun Kuning:

$$TP = 38, TN = 333, FP = 67, FN = 62$$

$$\text{Precision} = \frac{38}{38 + 67} = \frac{38}{105} = 0.362$$

$$\text{Recall} = \frac{38}{38 + 62} = \frac{38}{100} = 0.38$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.362 \times 0.38}{0.362 + 0.38} = 2 \times \frac{0.13756}{0.742} = 0.37$$

(d) Kelas Daun Malformasi:

$$TP = 39, TN = 343, FP = 57, FN = 61$$

$$\text{Precision} = \frac{39}{39 + 57} = \frac{39}{96} = 0.406$$

$$\text{Recall} = \frac{39}{39 + 61} = \frac{39}{100} = 0.39$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.406 \times 0.39}{0.406 + 0.39} = 2 \times \frac{0.15834}{0.796} = 0.398$$

(e) Kelas Daun Sehat:

$$TP = 42, TN = 336, FP = 64, FN = 58$$

$$\text{Precision} = \frac{42}{42 + 64} = \frac{42}{106} = 0.396$$

$$\text{Recall} = \frac{42}{42 + 58} = \frac{42}{100} = 0.42$$

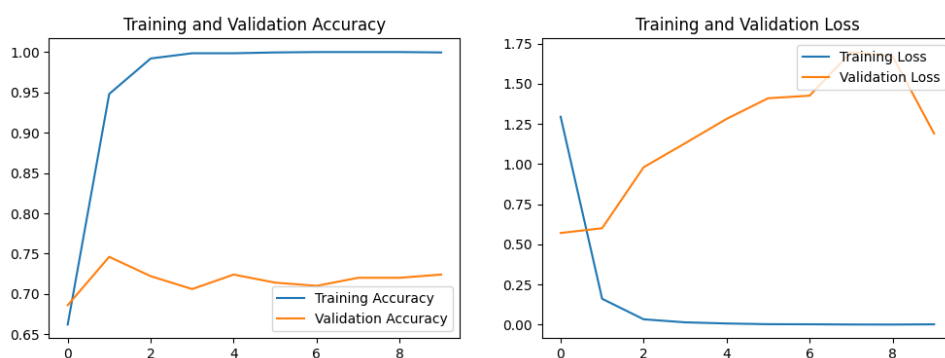
$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.396 \times 0.42}{0.396 + 0.42} = 2 \times \frac{0.16632}{0.816} = 0.408$$

Selanjutnya adalah menghitung total akurasi dari percobaan yang telah dilakukan

$$\text{Total Akurasi} = \frac{\text{Total TP}}{\text{Total Sampel}} = \frac{204}{500} = 0.41 \text{ atau } 41\%$$

7) Percobaan Ketujuh

Dari hasil percobaan ketujuh menggunakan batch 64 dan epoch 10, didapatkan hasil pelatihan yang digambarkan dalam bentuk grafik sebagai berikut:



Gambar 4. 35 Grafik hasil training percobaan ketujuh

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

Berikut adalah evaluasi akurasi, presisi, dan recall dari *confusion matrix* pada model percobaan ketujuh dengan rumus sebagai berikut :

$$\text{Precision} = \left(\frac{TP}{TP + FP} \right)$$

$$\text{Recall} = \left(\frac{TP}{TP + FN} \right)$$

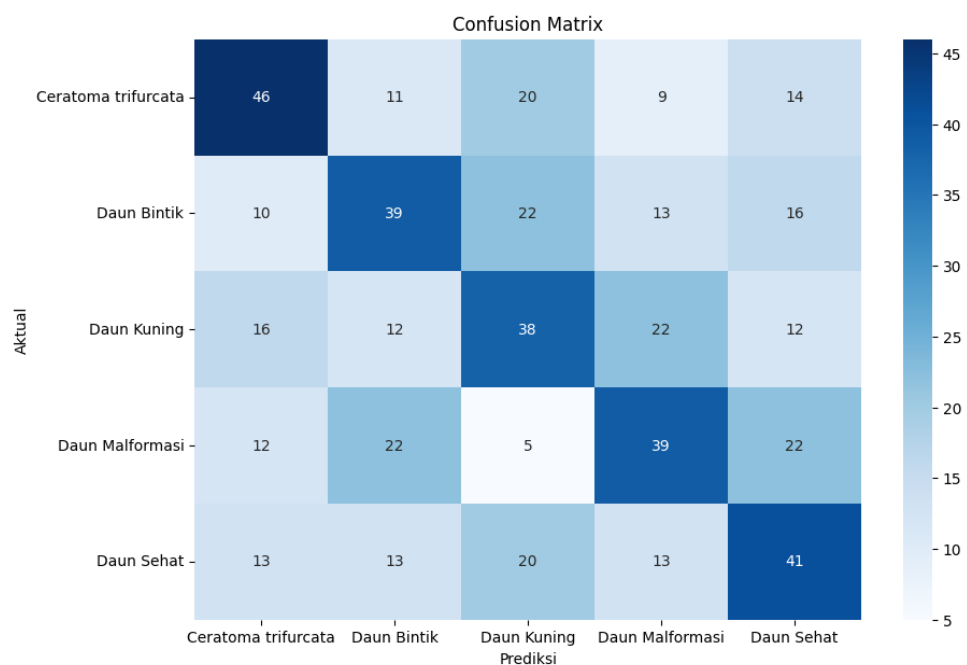
$$\text{F1-Score} = \left(2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \right)$$

Keterangan :

TP (True Positive)

FP (False Positive)

FN (False Negative)



Gambar 4. 36 Confusion Matrix Percobaan ketujuh

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

Perhitungan confusion matrix untuk mencari precision, recall, dan f1-score

(a) Kelas Ceratoma trifurcata:

$$TP = 46, TN = 349, FP = 51, FN = 54$$

$$\text{Precision} = \frac{46}{46 + 51} = \frac{46}{97} = 0.474$$

$$\text{Recall} = \frac{46}{46 + 54} = \frac{46}{100} = 0.46$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.474 \times 0.46}{0.474 + 0.46} = 2 \times \frac{0.21804}{0.934} = 0.467$$

(b) Kelas Daun Bintik:

$$TP = 39, TN = 342, FP = 58, FN = 61$$

$$\text{Precision} = \frac{39}{39 + 58} = \frac{39}{97} = 0.402$$

$$\text{Recall} = \frac{39}{39 + 61} = \frac{39}{100} = 0.39$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.402 \times 0.39}{0.402 + 0.39} = 2 \times \frac{0.15678}{0.792} = 0.396$$

(c) Kelas Daun Kuning:

$$TP = 38, TN = 333, FP = 67, FN = 62$$

$$\text{Precision} = \frac{38}{38 + 67} = \frac{38}{105} = 0.362$$

$$\text{Recall} = \frac{38}{38 + 62} = \frac{38}{100} = 0.38$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.362 \times 0.38}{0.362 + 0.38} = 2 \times \frac{0.13756}{0.742} = 0.37$$

(d) Kelas Daun Malformasi:

$$TP = 39, TN = 343, FP = 57, FN = 61$$

$$\text{Precision} = \frac{39}{39 + 57} = \frac{39}{96} = 0.406$$

$$\text{Recall} = \frac{39}{39 + 61} = \frac{39}{100} = 0.39$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.406 \times 0.39}{0.406 + 0.39} = 2 \times \frac{0.15834}{0.796} = 0.398$$

(e) Kelas Daun Sehat:

$$TP = 41, TN = 336, FP = 64, FN = 59$$

$$\text{Precision} = \frac{41}{41 + 64} = \frac{41}{105} = 0.396$$

$$\text{Recall} = \frac{41}{41 + 59} = \frac{41}{100} = 0.41$$

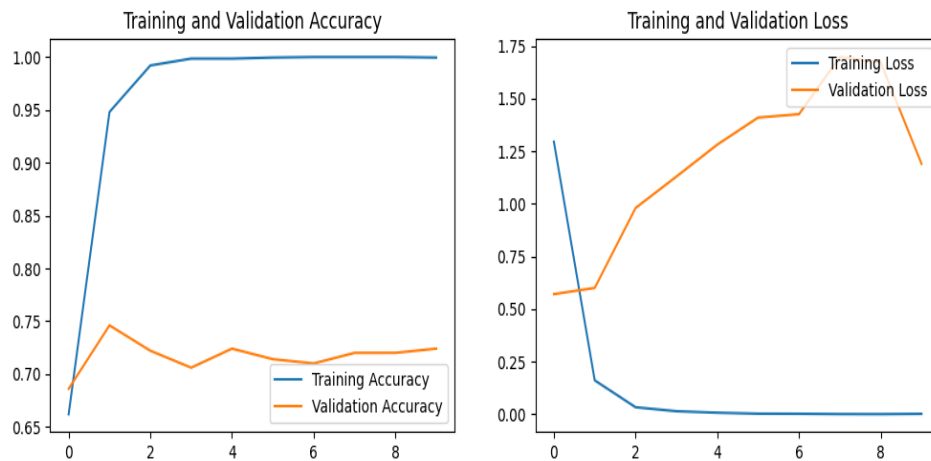
$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.396 \times 0.41}{0.396 + 0.41} = 2 \times \frac{0.16236}{0.806} = 0.403$$

Selanjutnya adalah menghitung total akurasi dari percobaan yang telah dilakukan

$$\text{Total Akurasi} = \frac{\text{Total TP}}{\text{Total Sampel}} = \frac{203}{500} = 0.41 \text{ atau } 41\%$$

8) Percobaan Kedelapan

Dari hasil percobaan kedelapan menggunakan batch 64 dan epoch 20, didapatkan hasil pelatihan yang digambarkan dalam bentuk grafik sebagai berikut:



Gambar 4. 37 Grafik hasil training percobaan kedelapan

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

Berikut adalah evaluasi akurasi, presisi, dan recall dari *confusion matrix* pada model percobaan kedelapan dengan rumus sebagai berikut :

$$\text{Precision} = \left(\frac{TP}{TP + FP} \right)$$

$$\text{Recall} = \left(\frac{TP}{TP + FN} \right)$$

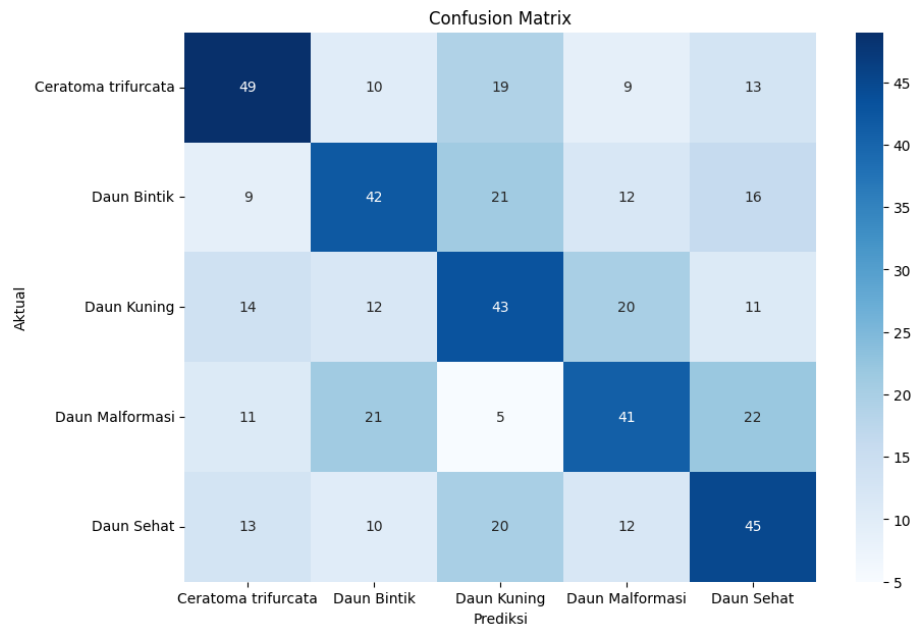
$$\text{F1-Score} = \left(2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \right)$$

Keterangan :

TP (True Positive)

FP (False Positive)

FN (False Negative)



Gambar 4. 38 Confusion Matrix Percobaan kedelapan

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

Perhitungan confusion matrix untuk mencari precision, recall, dan f1-score

(a) Kelas Ceratoma trifurcata:

$$TP = 49, TN = 353, FP = 47, FN = 51$$

$$\text{Precision} = \frac{49}{49 + 47} = \frac{49}{96} = 0.51$$

$$\text{Recall} = \frac{49}{49 + 51} = \frac{49}{100} = 0.49$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.51 \times 0.49}{0.51 + 0.49} = 2 \times \frac{0.2499}{1} = 0.50$$

(b) Kelas Daun Bintik:

$$TP = 42, TN = 347, FP = 53, FN = 58$$

$$\text{Precision} = \frac{42}{42 + 53} = \frac{42}{95} = 0.44$$

$$\text{Recall} = \frac{42}{42 + 58} = \frac{42}{100} = 0.42$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.44 \times 0.42}{0.44 + 0.42} = 2 \times \frac{0.1848}{0.86} = 0.43$$

(c) Kelas Daun Kuning:

$$TP = 43, TN = 335, FP = 65, FN = 57$$

$$\text{Precision} = \frac{43}{43 + 65} = \frac{43}{108} = 0.40$$

$$\text{Recall} = \frac{43}{43 + 57} = \frac{43}{100} = 0.43$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.40 \times 0.43}{0.40 + 0.43} = 2 \times \frac{0.172}{0.83} = 0.41$$

(d) Kelas Daun Malformasi:

$$TP = 41, TN = 347, FP = 53, FN = 59$$

$$\text{Precision} = \frac{41}{41 + 53} = \frac{41}{94} = 0.44$$

$$\text{Recall} = \frac{41}{41 + 59} = \frac{41}{100} = 0.41$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.44 \times 0.41}{0.44 + 0.41} = 2 \times \frac{0.1804}{0.85} = 0.42$$

(e) Kelas Daun Sehat:

$$TP = 45, TN = 338, FP = 62, FN = 55$$

$$\text{Precision} = \frac{45}{45 + 62} = \frac{45}{107} = 0.42$$

$$\text{Recall} = \frac{45}{45 + 55} = \frac{45}{100} = 0.45$$

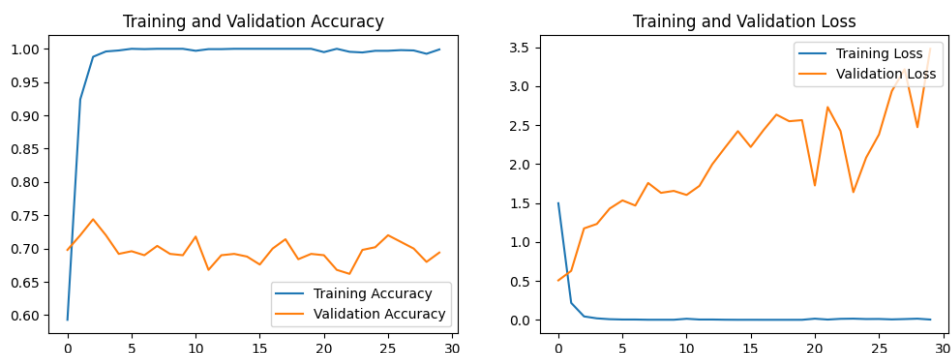
$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.42 \times 0.45}{0.42 + 0.45} = 2 \times \frac{0.189}{0.87} = 0.43$$

Selanjutnya adalah menghitung total akurasi dari percobaan yang telah dilakukan

$$\text{Total Akurasi} = \frac{\text{Total TP}}{500} = \frac{220}{500} = 0.44 \text{ atau } 44\%$$

9) Percobaan Kesembilan

Dari hasil percobaan kelima menggunakan batch 64 dan epoch 30, didapatkan hasil pelatihan yang digambarkan dalam bentuk grafik sebagai berikut:



Gambar 4. 39 Grafik hasil training percobaan kelima

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

Berikut adalah evaluasi akurasi, presisi, dan recall dari *confusion matrix* pada model percobaan kelima dengan rumus sebagai berikut :

$$\text{Precision} = \left(\frac{TP}{TP + FP} \right)$$

$$\text{Recall} = \left(\frac{TP}{TP + FN} \right)$$

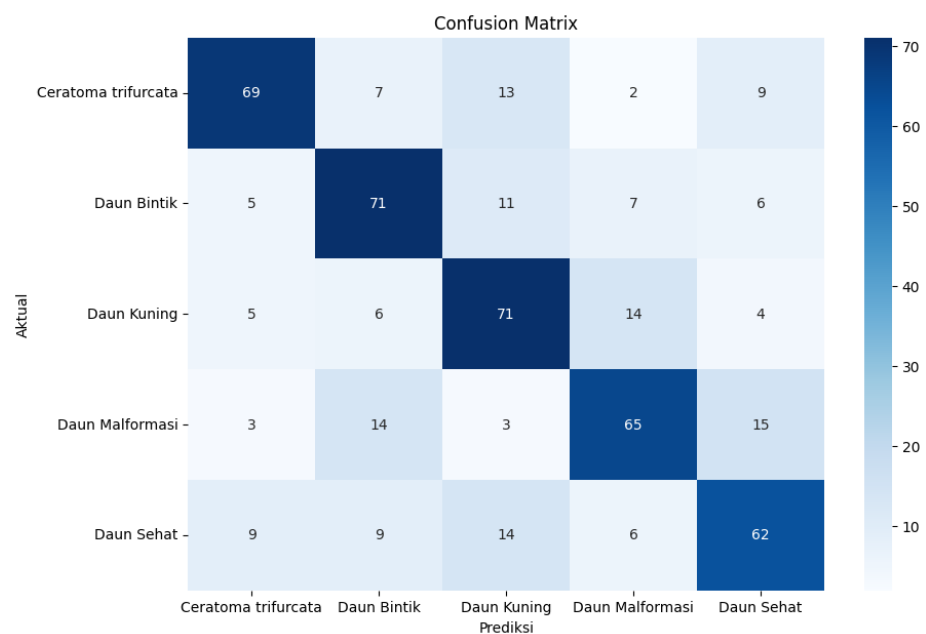
$$\text{F1-Score} = \left(2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \right)$$

Keterangan :

TP (True Positive)

FP (False Positive)

FN (False Negative)



Gambar 4. 40 Confusion Matrix Percobaan kelima

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

Perhitungan confusion matrix untuk mencari precision, recall, dan f1-score

(a) Kelas Ceratoma trifurcata:

$$TP = 69, TN = 378, FP = 22, FN = 31$$

$$\text{Precision} = \frac{69}{69 + 22} = \frac{69}{91} = 0.76$$

$$\text{Recall} = \frac{69}{69 + 31} = \frac{69}{100} = 0.69$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.76 \times 0.69}{0.76 + 0.69} = 2 \times \frac{0.5244}{1.45} = 0.72$$

(b) Kelas Daun Bintik:

$$TP = 71, TN = 364, FP = 36, FN = 29$$

$$\text{Precision} = \frac{71}{71 + 36} = \frac{71}{107} = 0.66$$

$$\text{Recall} = \frac{71}{71 + 29} = \frac{71}{100} = 0.71$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.66 \times 0.71}{0.66 + 0.71} = 2 \times \frac{0.4686}{1.37} = 0.69$$

(c) Kelas Daun Kuning:

$$TP = 71, TN = 359, FP = 41, FN = 29$$

$$\text{Precision} = \frac{71}{71 + 41} = \frac{71}{112} = 0.63$$

$$\text{Recall} = \frac{71}{71 + 29} = \frac{71}{100} = 0.71$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.63 \times 0.71}{0.63 + 0.71} = 2 \times \frac{0.4473}{1.34} = 0.67$$

(d) Kelas Daun Malformasi:

$$TP = 65, TN = 371, FP = 29, FN = 35$$

$$\text{Precision} = \frac{65}{65 + 29} = \frac{65}{94} = 0.69$$

$$\text{Recall} = \frac{65}{65 + 35} = \frac{65}{100} = 0.65$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.69 \times 0.65}{0.69 + 0.65} = 2 \times \frac{0.4485}{1.34} = 0.67$$

(e) Kelas Daun Sehat:

$$TP = 62, TN = 366, FP = 34, FN = 38$$

$$\text{Precision} = \frac{62}{62 + 34} = \frac{62}{96} = 0.65$$

$$\text{Recall} = \frac{62}{62 + 38} = \frac{62}{100} = 0.62$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.65 \times 0.62}{0.65 + 0.62} = 2 \times \frac{0.403}{1.27} = 0.63$$

Selanjutnya adalah menghitung total akurasi dari percobaan yang telah dilakukan

$$\text{Total Akurasi} = \frac{\text{Total TP}}{500} = \frac{338}{500} = 0.68 \text{ atau } 68\%$$

Berikut adalah tabel hasil pengujian dari percobaan pertama hingga percobaan kesembilan

Tabel 4. 6 Tabel Hasil Pengujian Parameter

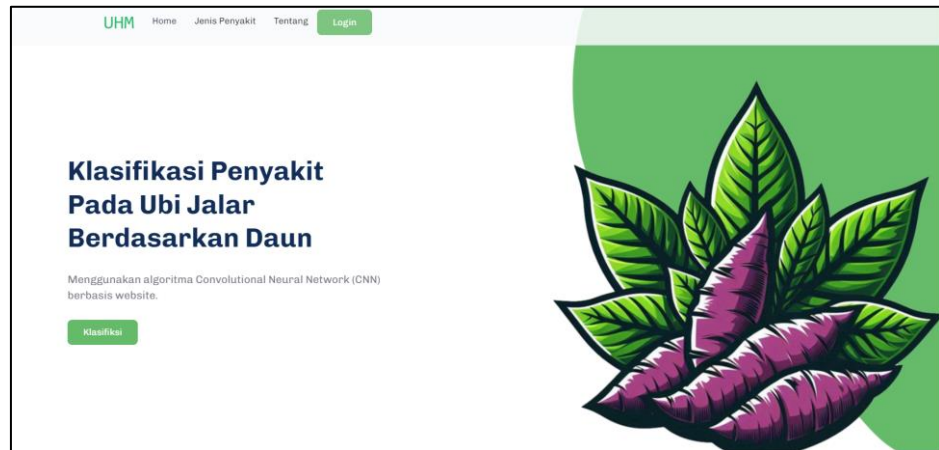
Percobaan	Kelas Penyakit Pada Daun Ubi Jalar	Precision	Recall	F1-Score	Akurasi
1	Ceratoma Trifurcata	0.38	0.35	0.36	33%
	Daun Bintik	0.31	0.31	0.31	
	Daun Kuning	0.32	0.34	0.33	
	Daun Malformasi	0.32	0.30	0.31	
	Daun Sehat	0.33	0.35	0.34	
2	Ceratoma Trifurcata	0.38	0.36	0.37	35%
	Daun Bintik	0.34	0.35	0.35	
	Daun Kuning	0.33	0.35	0.33	
	Daun Malformasi	0.33	0.32	0.33	
	Daun Sehat	0.33	0.35	0.34	
3	Ceratoma Trifurcata	0.41	0.39	0.40	36%
	Daun Bintik	0.36	0.36	0.36	
	Daun Kuning	0.33	0.35	0.34	
	Daun Malformasi	0.35	0.34	0.34	
	Daun Sehat	0.34	0.36	0.35	
4	Ceratoma Trifurcata	0.43	0.43	0.43	38%
	Daun Bintik	0.36	0.36	0.36	
	Daun Kuning	0.33	0.35	0.34	
	Daun Malformasi	0.38	0.37	0.38	
	Daun Sehat	0.38	0.39	0.38	
5	Ceratoma Trifurcata	0.46	0.44	0.45	40%
	Daun Bintik	0.39	0.39	0.39	
	Daun Kuning	0.35	0.37	0.36	
	Daun Malformasi	0.40	0.39	0.39	
	Daun Sehat	0.39	0.41	0.40	
6	Ceratoma Trifurcata	0.47	0.46	0.46	41%
	Daun Bintik	0.40	0.39	0.39	
	Daun Kuning	0.36	0.38	0.37	

	Daun Malformasi	0.40	0.39	0.39	
	Daun Sehat	0.39	0.42	0.40	
7	Ceratoma Trifurcata	0.47	0.46	0.46	41%
	Daun Bintik	0.40	0.39	0.39	
	Daun Kuning	0.36	0.38	0.37	
	Daun Malformasi	0.40	0.39	0.39	
	Daun Sehat	0.39	0.42	0.40	
8	Ceratoma Trifurcata	0.41	0.46	0.50	44%
	Daun Bintik	0.44	0.42	0.43	
	Daun Kuning	0.40	0.43	0.41	
	Daun Malformasi	0.44	0.41	0.42	
	Daun Sehat	0.42	0.45	0.43	
9	Ceratoma Trifurcata	0.76	0.69	0.72	67%
	Daun Bintik	0.66	0.71	0.69	
	Daun Kuning	0.63	0.71	0.67	
	Daun Malformasi	0.69	0.65	0.67	
	Daun Sehat	0.65	0.62	0.63	

Dari tabel sembilan percobaan diatas, dapat dilihat bahwa percobaan kesembilan adalah yang terbaik. Hal ini didasarkan pada nilai precision, recall, F1-score, dan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan percobaan lainnya sehingga parameter ini yang akan dijadikan sebagai pembuatan model CNN.

4. Implementasi Antar Muka

1) Halaman Landing Page



Gambar 4. 41 Halaman Landing Page

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

Halaman ini merupakan halaman yang pertama kali tampil ketika pengguna mengakses sistem, pada halamannya ini terdapat judul aplikasi dan sebuah tombol untuk mengarahkan ke form upload gambar.

2) Halaman Form Upload Gambar



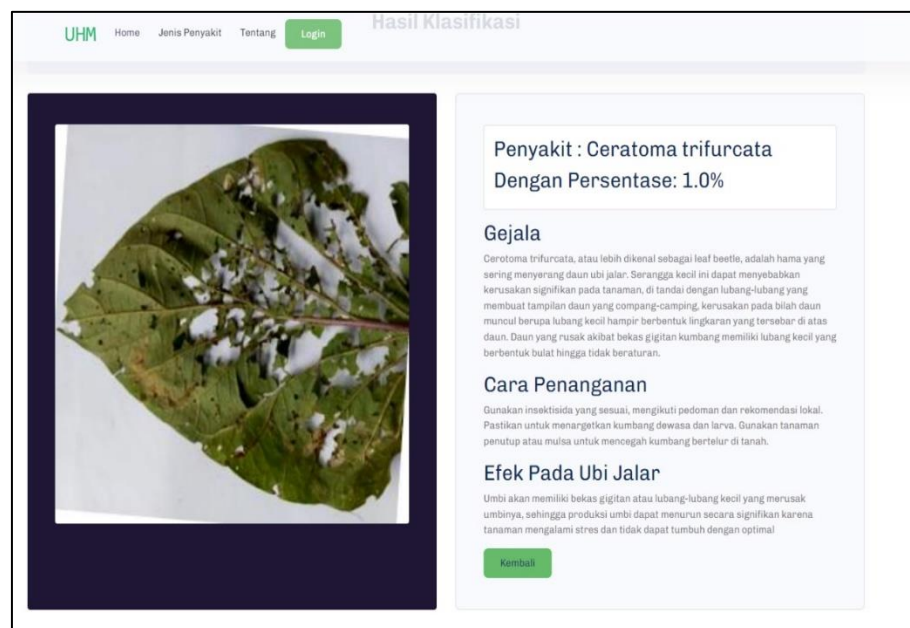
Gambar 4. 42 Halaman Form Upload Gambar

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

Halaman ini merupakan yang dapat digunakan oleh pengguna untuk melakukan klasifikasi dengan cara memilih file dari galei ataupun menggunakan camera, dan menekan tombol upload untuk memulai proses klasifikasi

3) Halaman Hasil Klasifikasi

Halaman klasifikasi adalah halaman yang tampil ketika proses klasifikasi telah selesai, di mana pada halaman ini menampilkan jenis penyakit, gejala dan cara penanganan serta efek pada ubi jalar.

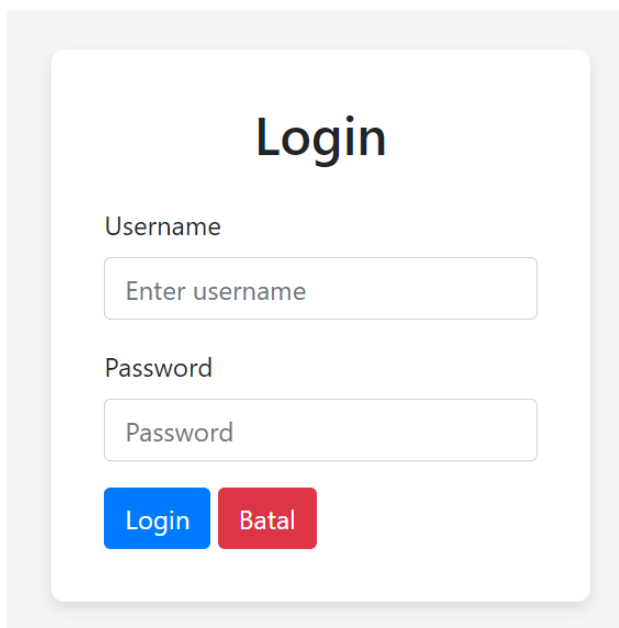


Gambar 4. 43 Halaman Hasil Klasifikasi

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

4) Halaman Login

Halaman ini berfungsi sebagai halaman autentikasi bagi admin sebelum dapat mengakses menu admin dashboard. Pada halaman ini, admin diminta untuk mengisi form yang terdiri dari field username dan password sesuai dengan data akun yang telah terdaftar sebelumnya. Proses autentikasi ini bertujuan untuk memastikan bahwa hanya admin yang memiliki hak akses yang dapat masuk ke dashboard, menjaga keamanan dan kerahasiaan informasi. Setelah memasukkan kredensial yang benar, admin akan diarahkan ke halaman dashboard utama untuk melanjutkan pengelolaan sistem. Jika data yang dimasukkan tidak sesuai, sistem akan memberikan notifikasi kesalahan dan meminta admin untuk mencoba lagi.



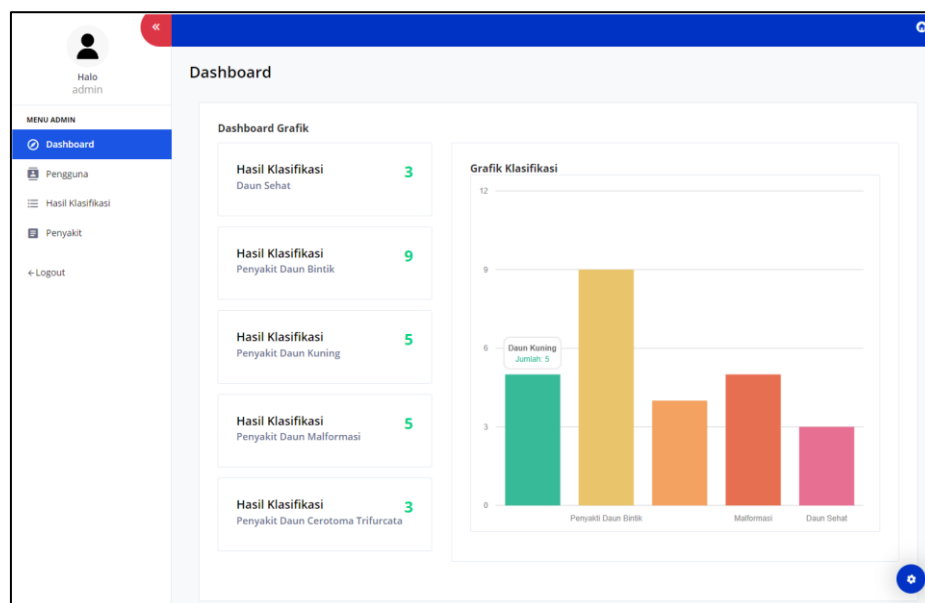
The image shows a login form with the following elements:

- Title:** Login
- Username Field:** A text input field with the placeholder text "Enter username".
- Password Field:** A text input field with the placeholder text "Password".
- Buttons:** Two buttons are located at the bottom: a blue "Login" button and a red "Batal" button.

Gambar 4. 44 Halaman Form Login

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

5) Halaman Dashboard Admin

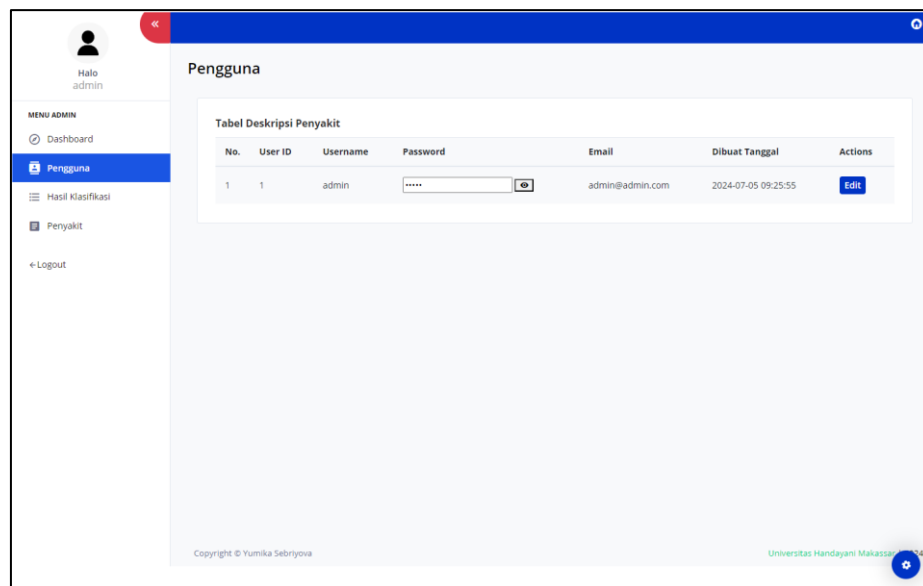


Gambar 4. 45 Halaman Dasboard Admin

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

Halaman dashboard admin adalah tampilan utama yang akan muncul setelah admin berhasil melakukan login. Di dalam halaman ini, terdapat berbagai informasi penting yang disajikan dalam bentuk grafik dan card. Salah satu informasi utama yang ditampilkan adalah riwayat klasifikasi setiap kelas. Grafik tersebut memberikan gambaran visual yang memudahkan admin untuk memantau dan menganalisis perkembangan atau hasil klasifikasi secara keseluruhan. Selain itu, card yang disertakan berfungsi untuk menyoroti informasi ringkas atau statistik penting, sehingga admin dapat dengan cepat melihat data-data utama tanpa harus menggali lebih dalam ke bagian lainnya

6) Halaman Daftar Pengguna



Gambar 4. 46 Halaman Daftar Pengguna

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

Halaman ini merupakan halaman yang berisi tabel data akun daftar admin sistem. Pada halaman ini, pengguna yang memiliki hak akses dapat melihat informasi mengenai akun-akun admin yang terdaftar dalam sistem.

7) Halaman Riwayat Klasifikasi

Halaman riwayat klasifikasi merupakan halaman yang menyediakan informasi mengenai hasil-hasil klasifikasi penyakit daun ubi jalar yang telah dilakukan sebelumnya. Pada halaman ini, pengguna dapat melihat daftar riwayat klasifikasi yang mencakup detail seperti tanggal klasifikasi, jenis penyakit yang terdeteksi, serta gambar daun yang digunakan dalam proses klasifikasi.

No.	Thumbnail	Hasil Klasifikasi	Akurasi	Tanggal Klasifikasi
1		Penyakit Daun Bintik	0.894734	2024-07-03 14:23:33
2		Penyakit Daun Bintik	0.982737	2024-07-04 08:45:06
3		Daun Kuning	1.0	2024-07-04 08:46:06
4		Daun Kuning	0.967857	2024-07-04 09:26:21
5		Daun Kuning	1.0	2024-07-04 09:44:56
6		Daun Sehat	0.991668	2024-07-04 20:26:51
7		Malformasi	1.0	2024-07-04 20:27:10
8		Penyakit Daun Bintik	0.999837	2024-07-04 20:27:21
9		Ceratomyza trifurcata	1.0	2024-07-06 14:21:41
10		Penyakit Daun Bintik	0.978404	2024-07-06 14:22:22

Gambar 4. 47 Halaman Riwayat Hasil Klasifikasi
(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

8) Halaman Deskripsi Penyakit

No.	Nama Penyakit	Gejala	Penanganan	Actions
1	Daun Kuning	Daun yang terinfeksi akan menunjukkan perubahan warna menjadi kuning, yang kemudian dapat mengakibatkan pengurangan pertumbuhan dalam konsentrasi. Penguningan pertama kali terlihat pada daun di bagian bawah. Didominasi oleh selulosa layu dan mati, menyebabkan gejala ke daun-daun berikutnya.	Memberikan pupuk yang mengandung unsur hara yang cukup dan seimbang dapat membantu mencegah gejala kekurangan nutrisi dan melakukan sanitasi dengan membersihkan sisa-sisa tanaman yang terinfeksi dan melakukan rotasi tanaman dapat membantu mencegah penyebaran penyakit.	Edisi
2	Penyakit Daun Bintik	Penyakit daun bintik disebabkan oleh Sweet potato feathery mottle virus (SPFMV) yang merupakan salah satu virus yang menyebabkan penyakit pada tanaman ubi jalar. ditandai dengan munculnya bintik-bintik pada daun. Gejala yang timbul pada tanaman meliputi bercak-bercak kuning yang tersebar tidak teratur, pola mosaik dengan bercak opas, dan nekrosis. Bercak juga dapat berukuran kecil hingga sedang dan dapat berkembang menjadi lebih besar seiring waktu.	Memotong dan membuang bagian tanaman yang terinfeksi untuk mencegah penyebaran lebih lanjut.	Edisi
3	Ceratomyza trifurcata	Ceratomyza trifurcata, atau lebih dikenal sebagai leaf beetle, adalah hama yang sering menyerang daun ubi jalar. Serangga kecil ini dapat menyebabkan kerusakan signifikan pada tanaman, di mana dengan kerusakan pada tilak daun muncul berupa lubang kecil harfipir berbentuk lipatan yang tersebar di atas daun. Daun yang rusak akibat bekas gigitan lumbang memiliki lubang kecil yang berbentuk bulat hingga tidak beraturan.	Gunakan insektisida yang sesuai, mengikuti pedoman dan rekomendasi label. Pastikan untuk memeriksa lumbang dewasa dan larva. Gunakan tanaman penutup atau mulsa untuk mencegah lumbang bertelur di tanah.	Edisi
4	Malformasi	Penyakit Malformasi yang menyerang daun ubi jalar disebabkan oleh infeksi jamur yang dikenal sebagai Shothoma botanica. Jamur ini menyebabkan perubahan bentuk yang signifikan pada daun, mengakibatkan deformasi yang cukup parah. Daun yang terinfeksi sering kali menunjukkan gejala seperti mengkilap yang kemudian menyebar, mengakibatkan sering dan pembungkusan pada daun menjadi abnormal.	Membersihkan lahan dari sisa-sisa tanaman yang terinfeksi serta memusnahkan lahan dalam keadaan bersih sebelum penanaman. Menggunakan fungisida yang efektif untuk mengendalikan penyebaran jamur ini. Gunakan juga fungisida organik seperti kapur, arang, atau abu. Hindari penggunaan pupuk organik seperti kompos atau pupuk kandang untuk meningkatkan kesuburan tanah.	Edisi
5	Daun Sehat	Daun tersebut merupakan daun yang tampak sehat, tidak ada gejala penyakit sedikit pun.	Daun ubi jalar yang sehat hanya perlu melakukan perawatan seperti menyiram tanaman secara teratur sesuai kebutuhan airnya, terutama pada musim kemarau serta menggunakan pupuk organik seperti kompos atau pupuk kandang untuk meningkatkan kesuburan tanah.	Edisi

Gambar 4. 48 Halaman Deskripsi Penyakit
(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

Halaman deskripsi penyakit merupakan halaman yang berisi informasi mendetail tentang berbagai jenis penyakit yang dapat menyerang daun ubi jalar. Pada halaman ini, pengguna dapat menemukan deskripsi lengkap mengenai setiap penyakit, termasuk gejala yang ditimbulkan, penyebabnya, serta cara pencegahan dan pengobatan yang disarankan.

9) Form Modal Edit Deskripsi Penyakit

Edit Deskripsi Penyakit [X]

Nama Penyakit

Daun Kuning

Gejala

Daun yang terinfeksi akan menunjukkan perubahan warna menjadi kuning, yang kemudian dapat mengakibatkan pengurangan signifikan dalam fotosintesis. Penguningan pertama kali terlihat pada daun di bagian bawah. Dedaunan ini akhirnya layu dan mati, menyebarkan gejala ke daun-daun berikutnya

Penanganan

Memberikan pupuk yang mengandung unsur hara yang cukup dan seimbang dapat membantu mencegah gejala kekurangan nutrisi dan Melakukan sanitasi dengan membersihkan sisa-sisa tanaman yang terinfeksi dan melakukan rotasi tanaman dapat membantu mencegah penyebaran penyakit.

Save changes

kerusakan pada bilah daun muncul berupa lubang kecil hampir

Gambar 4. 49 Form Modal Edit Deskripsi Penyakit

(Sumber : Olahan Penulis, 2024)

Halaman form modal edit deskripsi penyakit ini merupakan halaman yang memungkinkan pengguna untuk mengubah informasi mengenai deskripsi penyakit daun ubi jalar. Pada halaman ini, pengguna akan

disajikan dengan formulir yang berisi berbagai field atau kolom input untuk mengedit detail seperti nama penyakit, gejala, penyebab, dan cara penanganannya

E. Pengujian Sistem

1. Pengujian Black Box

Tujuan dari pengujian black box adalah untuk menguji sistem secara keseluruhan dan memastikan bahwa sistem dapat berfungsi dengan benar sesuai dengan kebutuhan dan spesifikasi yang telah ditetapkan, tanpa memeriksa detail internal sistem

Tabel 4. 7 Tabel Pengujian Black Box




NO	Form Pengujian	Pengujian	Realisasi yang diharapkan	Hasil	
				Valid	Tidak Valid
1	Landing Page	Tombol “Login” dan “Daftar”	Ketika tombol login di klik maka akan diarahkan ke form login	✓	
2	Form Login	Mengisi username dan password yang terdaftar dalam database	Berhasil Login, dan diarahkan ke dashboard	✓	
		Kombinasi username valid, password salah	Tampil pesan error	✓	
3	Form Klasifikasi	Mengupload file berekstensi *.jpg	Berhasil diterima oleh sistem dan dilanjutkan ke halaman hasil klasi	✓	
		Mengupload file lain yang bukan berekstensi *.jpg	Akan tampil alert “hanya file JPG yang diizinkan”	✓	







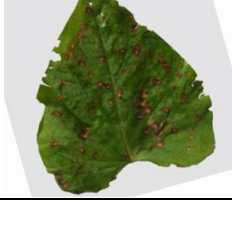
4	Edit Deskripsi Penyakit	Mengedit informasi gejala	Deskripsi pada gejala penyakit akan berubah	✓	
		Mengedit informasi cara penanganan	Deskripsi pada cara penanganan penyakit akan berubah	✓	








2. Pengujian Akurasi Sistem








Pengujian akurasi sistem ini dilakukan untuk memastikan bahwa algoritma klasifikasi penyakit daun ubi jalar berfungsi dengan baik dan memberikan hasil yang akurat. Proses pengujian ini melibatkan penggunaan dataset sebanyak 5 gambar dari masing-masing kelas.

Tabel 4. 8 Tabel Pengujian Akurasi Sistem

No	Gambar	Kelas Aktual	Hasil Pengujian	Ket.
Penyakit Ceratoma Trifurcata				
1		Penyakit Ceratoma Trifurcata	Penyakit Ceratoma Trifurcata	TP
2		Penyakit Ceratoma Trifurcata	Penyakit Ceratoma Trifurcata	TP
3		Penyakit Ceratoma Trifurcata	Penyakit Ceratoma Trifurcata	TP

4		Penyakit Ceratoma Trifurcata	Penyakit Ceratoma Trifurcata	TP
5		Penyakit Ceratoma Trifurcata	Penyakit Daun Malformasi	FN
Penyakit Daun Bintik				
6		Penyakit Daun Bintik	Penyakit Daun Bintik	TP
7		Penyakit Daun Bintik	Penyakit Daun Bintik	TP
8		Penyakit Daun Bintik	Daun Sehat	FN
9		Penyakit Daun Bintik	Penyakit Daun Bintik	TP
10		Penyakit Daun Bintik	Penyakit Daun Bintik	TP
Penyakit Daun Kuning				

11		Penyakit Daun Kuning	Penyakit Daun Kuning	TP
12		Penyakit Daun Kuning	Penyakit Daun Kuning	TP
13		Penyakit Daun Kuning	Penyakit Daun Kuning	TP
14		Penyakit Daun Kuning	Penyakit Daun Kuning	TP
15		Penyakit Daun Kuning	Penyakit Daun Kuning	TP
Penyakit Daun Malformasi				
16		Penyakit Daun Malformasi	Daun Sehat	FN
17		Penyakit Daun Malformasi	Penyakit Daun Malformasi	TP

18		Penyakit Daun Malformasi	Penyakit Daun Malformasi	TP
19		Penyakit Daun Malformasi	Penyakit Daun Malformasi	TP
20		Penyakit Daun Malformasi	Penyakit Daun Malformasi	TP
Daun Sehat				
21		Daun Sehat	Daun Sehat	TP
22		Daun Sehat	Daun Sehat	TP
23		Daun Sehat	Daun Sehat	TP
24		Daun Sehat	Daun Sehat	TP

25		Daun Sehat	Daun Sehat	TP
----	-----------------------------------------------------------------------------------	------------	------------	----

Dari tabel pengujian diatas dapat dilanjutkan perhitungan confusion matrix untuk mencari total akurasi.

Keterangan :

TP (True Positive)

FP (False Positive)

FN (False Negative)

1) Precision

Ceratoma Trifurcata:

$$\frac{TP}{TP + FP} = \frac{4}{4 + 0 + 0 + 0 + 0} = \frac{4}{4} = 1$$

Daun Bintik:

$$\frac{TP}{TP + FP} = \frac{4}{4 + 0 + 0 + 0 + 0} = \frac{4}{4} = 1$$

Daun Kuning:

$$\frac{TP}{TP + FP} = \frac{5}{5 + 0 + 0 + 0 + 0} = \frac{5}{5} = 1$$

Daun Malformasi:

$$\frac{TP}{TP + FP} = \frac{4}{4 + 1 + 0 + 0 + 0} = \frac{4}{5} = 0.8$$

Daun Sehat:

$$\frac{TP}{TP + FP} = \frac{5}{5 + 1 + 0 + 0 + 0} = \frac{5}{5} = 1$$

2) Recall

Keterangan :

TP (True Positive)

FP (False Positive)

FN (False Negative)

Ceratoma Trifurcata:

$$\frac{TP}{TP + FN} = \frac{4}{4 + 1} = \frac{4}{5} = 0.8$$

Daun Bintik:

$$\frac{TP}{TP + FN} = \frac{4}{4 + 1} = \frac{4}{5} = 0.8$$

Daun Kuning:

$$\frac{TP}{TP + FN} = \frac{5}{5 + 0} = \frac{5}{5} = 1$$

Daun Malformasi:

$$\frac{TP}{TP + FN} = \frac{4}{4 + 1} = \frac{4}{5} = 0.8$$

Daun Sehat:

$$\frac{TP}{TP + FN} = \frac{5}{5 + 0} = \frac{5}{5} = 1$$

3) F1-Score

Ceratoma Trifurcata:

$$\frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} = \frac{2 \times 1 \times 0.8}{1 + 0.8} = \frac{1.6}{1.8} = 0.89$$

Daun Bintik:

$$\frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} = \frac{2 \times 1 \times 0.8}{1 + 0.8} = \frac{1.6}{1.8} = 0.89$$

Daun Kuning:

$$\frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} = \frac{2 \times 1 \times 1}{1 + 1} = \frac{2}{2} = 1$$

Daun Malformasi:

$$\frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} = \frac{2 \times 0.8 \times 0.8}{0.8 + 0.8} = \frac{1.28}{1.6} = 0.8$$

Daun Sehat:

$$\frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} = \frac{2 \times 1 \times 1}{1 + 1} = \frac{2}{2} = 1$$

$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{\text{Total}} = \frac{4 + 4 + 5 + 4 + 5}{25} = \frac{22}{25} = 0.88 \text{ atau } 88\%$$

Jadi total akurasi pada pengujian akurasi sistem menggunakan perhitungan confusion matrix didapatkan 88% dari total 25 data uji. Akurasi ini menunjukkan bahwa 88% dari prediksi yang dilakukan oleh sistem sesuai dengan kelas aktual yang benar, yaitu sebanyak 22 prediksi yang benar dari 25 data uji yang diuji. Perhitungan ini mencakup semua kelas yang diuji, termasuk penyakit *Ceratoma Trifurcata*, Daun Bintik, Daun Kuning, Daun Malformasi, dan Daun Sehat.

Adapun pengujian selanjutnya dilakukan adalah pengujian terhadap kelas yang bukan kelas daun ubi jalar.

Tabel 4. 9 Pengujian Kelas Bukan Ubi Jalar

No	Gambar	Deskripsi	Hasil Pengujian
1		Seorang perempuan berjaket coklat	Tidak Terdeteksi
2		Pria berbaju hitam dengan latar putih	Tidak Terdeteksi
3		Kursi dan meja dengan warna coklat kemerahan berlatar putih	Tidak Terdeteksi
4		Lantai keramik dan kursi dengan warna acak coklat tua kemerahan dan coklat muda	Tidak Terdeteksi
5		Sofa dengan warna abu-abu dengan latar putih	Tidak Terdeteksi

Hasil ini menunjukkan bahwa sistem memiliki hasil performa yang cukup baik dalam mengklasifikasikan berbagai penyakit daun ubi jalar yang diuji.

BAB V

PENUTUP

A. Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa model klasifikasi penyakit daun ubi jalar dengan menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) memiliki performa yang cukup stabil. Dalam penelitian ini, Penyakit Ceratoma Trifurcata, Penyakit Daun Bintik, Penyakit Daun Kuning, Penyakit Daun Malformasi, dan Daun Sehat dijadikan sebagai sampel untuk proses klasifikasi. Dari hasil penelitian dapat diambil kesimpulan sebagai berikut :

1. Berdasarkan hasil perhitungan *Confusion Matrix*, klasifikasi yang dilakukan, bahwa percobaan kesembilan adalah yang terbaik dengan batch 64 dan epoch 30. Hal ini didasarkan pada nilai precision, recall, F1-score, dan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan percobaan lainnya dengan akurasi 67%.
2. Pada pengujian akurasi sistem menggunakan perhitungan *confusion matrix* didapatkan akurasi sebesar 88% dari total 25 data uji. Akurasi ini menunjukkan bahwa 88% dari prediksi yang dilakukan oleh sistem sesuai

dengan kelas aktual yang benar, yaitu sebanyak 22 prediksi yang benar dari 25 data uji yang diuji

B. Saran

Adapun saran yang diberikan sebagai berikut:

1. Sistem yang telah dibuat dapat dikembangkan agar bisa melakukan klasifikasi penyakit daun ubi jalar untuk lebih akurat menggunakan model yang lain.
2. Diharapkan ke depannya dapat melakukan klasifikasi penyakit daun ubi jalar lebih banyak.

DAFTAR PUSTAKA

- Ajrana. (2022). *Rancang Bangun Aplikasi Mobile Klasifikasi Kanker Kulit Dengan Pemilihan Model Transfer Learning*.
- Anggiratih, E., Siswanti, S., Octaviani, S. K., & Sari, A. (2021). Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Menggunakan Model Deep Learning Efficientnet B3 dengan Transfer Learning. *Jurnal Ilmiah SINUS*, 19(1), 75. <https://doi.org/10.30646/sinus.v19i1.526>
- Azhari, M. G., Husain, M. A., Informatika, P. T., Darul, U., Jombang, U., Informatika, P. T., & Pasuruan, U. Y. (2023). *TRANSFER LEARNING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DENGAN ARSITEKTUR EFFICIENTNET UNTUK IDENTIFIKASI PENYAKIT DAUN CABAI*. 7(5), 3662–3666.
- Dwijayana, I. G. D., & Wibawa, I. G. A. (2022). Implementasi Transfer Learning Dalam Klasifikasi Penyakit Pada Daun Teh Menggunakan MobileNetV2. *Jurnal Nasional Teknologi Informasi Dan Aplikasinya*, 1(1), 379–387.
- FAUZAN, R. (2023). *KLASIFIKASI PENYAKIT COVID-19 MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) DENGAN ARSITEKTUR MOBILENET DAN TRANSFER LEARNING*. Universitas Mercu Buana.
- Firmansyah, R. (2020). *Implementasi deep learning menggunakan convolutional neural network untuk klasifikasi bunga*. Fakultas Sains dan Teknologi UIN Syarif Hidayatullah Jakarta.
- Handani, W. L., & Trimo, L. (2021). *DAYA SAING AGRIBISNIS UBI JALAR CILEMBU DI DESA CILEMBU, KECAMATAN PAMULIHAN, KABUPATEN SUMEDANG, JAWA BARAT COMPETITIVENESS OF CILEMBU SWEET POTATO AGRIBUSINESS IN CILEMBU VILLAGE*,

- PAMULIHAN DISTRICT, SUMEDANG REGENCY, WEST JAVA. *Jurnal Pemikiran Masyarakat Ilmiah Berwawasan Agribisnis*. Januari, 7(1), 676–694.
- Handoko, A. B., Timotius, I. K., & Utomo, D. (2022). Klasifikasi Citra X-Ray Covid-19 Menggunakan Three-layered CNN Model. *Techné: Jurnal Ilmiah Elektroteknika*, 21(2), 155–168.
- Harahap, F. A. A., Nafisa, A. N., Purba, E. N. D. B., & Putri, N. A. (2023). Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network Arsitektur Model MobileNetV2 dalam Klasifikasi Penyakit Tumor Otak Glioma, Pituitary dan Meningioma. *Jurnal Teknologi Informasi, Komputer, Dan Aplikasinya (JTIKA)*, 5(1), 53–61.
- Jepridon, P. (2023). *KUALITAS NUTRISI TEPUNG DAUN UBI JALAR (Ipomoea batatas L.) DENGAN LAMA FERMENTASI YANG BERBEDA*. UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SULTAN SYARIF KASIM RIAU.
- Naufal, M. F., & Kusuma, S. F. (2021). Pendeteksi citra masker wajah menggunakan CNN dan Transfer Learning. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer (JTIK)*, 8(6), 1293–1300.
- Nugroho, P. A., Fenriana, I., & Arijanto, R. (2020). Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Ekspresi Manusia. *Algor*, 2(1), 12–20.
- Ramadhan, M., Mulyana, D. I., & Yel, M. B. (2022). Optimasi Algoritma CNN Menggunakan Metode Transfer Learning Untuk Klasifikasi Citra X-Ray Paru-Paru Pneumonia dan Non-Pneumonia. *Jurnal Teknik Informatika Kaputama (JTIK)*, 6(2), 670–6679.
<http://jurnal.kaputama.ac.id/index.php/JTIK/article/view/883>
- Ramadhani, F., Satria, A., & Salamah, S. (2023). Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network dalam Mengidentifikasi Dini Penyakit pada Mata Katarak. *Sudo Jurnal Teknik Informatika*, 2(4), 167–175.

- Ramadhani, R. D., Thohari, A. N. A., Kartiko, C., Junaidi, A., Laksana, T. G., & Nugraha, N. A. S. (2021). Optimasi Akurasi Metode Convolutional Neural Network untuk Identifikasi Jenis Sampah. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 5(2), 312–318.
- Ratna, S. (2020). Pengolahan Citra Digital Dan Histogram Dengan Phyton Dan Text Editor Phycharm. *Technologia: Jurnal Ilmiah*, 11(3), 181–186.
- Raudah, N. Y., Khairani, M., Rizki, M., & Nadia, R. L. (2024). Analisis Kandungan Zat Gizi dalam Pembuatan Olahan Snack Dari Ubi Jalar Ungu (*Ipomoea batatas* L.). *Journal Innovation In Education*, 2(1), 47–55.
- Rismiyati, R., & Luthfiarta, A. (2021). Vgg16 transfer learning architecture for salak fruit quality classification. *Telematika: Jurnal Informatika Dan Teknologi Informasi*, 18(1), 37–48.
- Rosadi, M. I., & Lutfi, M. (2021). Identifikasi Jenis Penyakit Daun Jagung Menggunakan Deep Learning Pre-Trained Model. *Explore IT: Jurnal Keilmuan Dan Aplikasi Teknik Informatika*, 13(2), 35–42.
- Saleh, N. (2020). *Gulma pada Tanaman Ubi Jalar : Identifikasi dan pengendaliannya*. DIPA Balitkabi.
- Salsabilla, L. (2023). *PENERAPAN METODE CONTRAST LIMITED ADAPTIVE HISTOGRAM EQUALIZATION (CLAHE) PADA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) UNTUK KLASIFIKASI JENIS JERAWAT*. UPN" Veteran" Yogyakarta.
- Siddik, A. M. A., Lawi, A., & wahid islahfari, M. (2022). Perbandingan Kinerja Model Ensembled Transfer Learning Pada Klasifikasi Penyakit Daun Tomat. *Seminar Nasional Teknik Elektro Dan Informatika (SNTEI)*, 8(1), 286–291. <http://118.98.121.208/index.php/sntei/article/view/3630>
- Syahid, M. F. (2021). *Implementasi deep learning vgg16 dengan transfer learning pada deteksi penyakit tanaman singkong*. <https://repository.uinjkt.ac.id/dspace/bitstream/123456789/65121/1/MUHA>

MMAD FIKRI SYAHID-FST.pdf

- Ulfah Nur Oktaviana, Ricky Hendrawan, Alfian Dwi Khoirul Annas, & Galih Wasis Wicaksono. (2021). Klasifikasi Penyakit Padi berdasarkan Citra Daun Menggunakan Model Terlatih Resnet101. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 5(6), 1216–1222. <https://doi.org/10.29207/resti.v5i6.3607>
- Winanto, T. S., Rozikin, C., & Jamaludin, A. (2023). Analisa Performa Arsitektur Transfer Learning Untuk Mengidentifikasi Penyakit Daun Pada Tanaman Pangan. *Journal of Applied Informatics and Computing*, 7(1), 74–87.
- Wonohadidjojo, D. M. (2021). Perbandingan Convolutional Neural Network pada Transfer Learning Method untuk Mengklasifikasikan Sel Darah Putih. *Ultimatics: Jurnal Teknik Informatika*, 13(1), 51–57.
- Yuadi, I., Sos, S., & MT, M. (2023). *Forensik Digital dan Analisis Citra*. CV. AE MEDIA GRAFIKA.
- Yulia, N. (2022). PEMANFAATAN UBI JALAR ORANYE (*Ipomoea batatas* L.) DALAM PEMBUATAN MINUMAN PROBIOTIK SEBAGAI PANGAN FUNGSIONAL. *Journal of Pharmacopolium*, 5(1).
- Ziraluo, Y. P. B. (2021). Metode perbanyak tanaman ubi jalar ungu (*Ipomea batatas* poiret) dengan teknik kultur jaringan atau stek planlet. *Jurnal Inovasi Penelitian*, 2(3), 1037–1046.