SKRIPSI

IMPLEMENTASI CONVOLUTION NEURAL NETWORK (CNN) UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT PADA IKAN AIR TAWAR BERDASARKAN CITRA



OLEH Nilmitya Lina 07352011056

PROGRAM STUDI INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS KHAIRUN
TERNATE
2024

LEMBAR PENGESAHAN

IMPLEMENTASI CONVOLUTION NEURAL NETWORK (CNN) UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT PADA IKAN AIR TAWAR BERDASARKAN CITRA

Oleh Nilmitya Lina 07352011056

Skripsi ini telah disahkan Tanggal 24 Juli 2024

> Menyetujui Tim Penguji

Ketua Penguji

NIP. 197607192010121001

Pembimbing I

MUHAMMAD FHADLI, S.Kom., M.Sc.

NIP. 199611232023211012

Anggota Penguji

SAIFUL Do. ABDULLAH, S.T., M.T.

NIDN. 0018029002

Pembimbing II

Ir. SALKIN LUTPI, S.Kom., M.T.

NIP. 198601112014041002

Anggota Penguji

Dr. MUHAMMAD RIDHA ALBAAR, S.Kom., M.Kom.

NIP. 198504232008031001

Mengetahui/Menyetajtai

Koordinator Program Studi Informatika

ROSHAN, S.T. M.Cs.

NIP. 197607192010121001

SONAN, REBUDAN, Pakultas Teknik

Universitas Khairun

Ir. ENDAY HARKUN, S.T., M.T., CRP.

. TAMP! 197511302005011013

LEMBAR PERNYATAAN KEASLIAN

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Fakultas

Nama : Nilmitya Lina

NPM : 07352011056

Jurusan/Program Studi : Informatika

Judul Skripsi : Implementasi Convolution Neural Network (Cnn)

Untuk Klasifikasi Penyakit Pada Ikan Air Tawar

Berdasarkan Citra

Dengan ini menyatakan bahwa penulisan Skripsi yang telah saya buat ini merupakan hasil karya sendiri dan benar keasliannya. Apabila ternyata di kemudian hari penulisan Skripsi ini merupakan hasil plagiat atau penjiplakan terhadap karya orang lain, maka saya bersedia mempertanggung jawabkan sekaligus bersedia menerima sanksi berdasarkan aturan tata tertib di Universitas Khairun.

Demikian pernyataan ini saya buat dalam keadaan sadar dan tidak dipaksakan.

: Teknik

Penulis

Nilmitya Lina

HALAMAN PERSEMBAHAN

Tiada lembar skripsi yang paling indah dalam laporan skripsi ini kecuali lembar persembahan, Bismillahirrahmannirrahim, dengan rasa bangga penulis persembahkan skripsi ini kepada:

Allah *Subhanaahu Wata'ala* yang telah memberikan kemudahan dan pertolongan sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan baik.

Teristimewah kedua orang tua saya tercinta Bapak Lukman Lina dan Ibu Yatmin Wowa yang selalu melangitkan doa-doa baik dan menjadi motivasi untuk saya dalam menyelesaikan skripsi ini. Terima kasih sudah mengantarkan saya sampai ditempat ini, saya persembahkan karya tulis sederhana ini dan gelar untuk mama dan papa.

Kepada kedua orang tua wali saya ibunda Nurilmi Lina dan bapak Alm. Ariswan Wahab. Terima kasih banyak karena telah menjadi orangtua kedua saya, selama saya ditanah rantau. Terima kasih karena telah senansiata meberikan kasih sayang, nasihat, motivasi dukungan dan segala bentuk bantuan serta doa kepada penulis sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini. Semoga Allah *Subhanaahu Wata'ala* membalas segala bentuk kebaikan yang telah diberikan amin allahumma amin.

Terima kasih kepada diri saya sendiri karena telah mampu berusaha dan berjuang sejauh ini. Mampu mengendalikan diri walaupun banyak tekanan dari luar keadaan dan tidak pernah memutuskan untuk menyerah sesulit apapun proses penyusunan skripsi ini.

MOTTO

"Memulai dengan penuh keyakinan, menjalankan dengan penuh keikhlasan, menyelesaikan dengan penuh kebahagiaan"

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis panjatkan kepada Allah *Subhanaahu Wata'ala* atas hidayah serta karunia-Nya sehingga penulis mampu menyelesaikan penyusunan Skripsi dengan judul "Implementasi *Convolution Neural Network* (CNN) Untuk Klasifikasi Penyakit Pada Ikan Air Tawar Berdasarkan Citra". Tak lupa pula kita panjatkan sholawat serta salam kepada Nabi Muhammad *Shallallahu'alaihi Wassallam*.

Penyusunan Skripsi ini dibuat untuk memenuhi salah satu persyaratan kelulusan pada Universitas Khairun Ternate, Fakultas Teknik, Program Studi Informatika. Dalam penyusunan Skripsi ini tentu tidak lepas dari dukungan dan dorongan banyak pihak, oleh karena itu penulis mengucapkan banyak terima kasih yang tulus kepada:

- 1. Bapak Dr. M. Ridha Ajam, M.Hum., selaku Rektor Universitas Khairun, beserta segenap pimpinan Universitas Khairun.
- 2. Bapak Ir. Endah Harisun, S.T., M.T., CRP., selaku dekan Fakultas Teknik Universitas Khairun.
- 3. Bapak Rosihan, ST., M.Cs., selaku Ketua Program Studi Informatika.
- 4. Bapak Muhammad Fhadli, S.Kom., M.Sc., selaku Dosen Pembimbing I yang telah bersedia meluangkan waktunya untuk memberikan arahan serta bimbingannya dalam menyelesaikan skripsi ini.
- 5. Bapak Ir. Salkin Lutfi, S.Kom., M.T., selaku Dosen Pembimbing II yang telah bersedia meluangkan waktunya untuk memberikan arahan serta bimbingannya dalam menyelesaikan skripsi ini.
- 6. Bapak Rosihan, S.T., M.Cs., selaku Penguji I yang telah memberikan masukan, kritik dan saran dalam perbaikan skripsi ini.
- 7. Bapak Saiful Do. Abdullah, S.T., M.T., selaku Penguji II yang telah memberikan masukan, kritik dan saran dalam perbaikan skripsi ini.
- 8. Bapak Dr. Muhammad Ridha Albaar, S.Kom., M.Kom., selaku Penguji III yang telah memberikan masukan, kritik dan saran dalam perbaikan skripsi ini.
- Terima kasih saya tujukan kepada seluruh Dosen Informatika, yang telah memberikan berbagai macam ilmu pengetahuan sehingga penulis banyak mengetahui hal-hal baru selama penulis duduk dibangku perkuliahan.

- 10. Kepada papa saya yang tercinta, Lukman Lina, lelaki hebat yang bercita-cita menyekolahkan putrinya sampai sarjana, cinta pertama dan panutanku, seseorang yang biasa aku sebut papa. Terima kasih selalu berjuang untuk kehidupan penulis, beliau memang tidak sempat menyelesaikan pendidikannya di bangku perkuliahan. Namun beliau mampu mendidik penulis, memotivasi, memberikan dukungan hingga penulis mampu menyelesaikan pendidikannya sampai sarjana. Terima kasih banyak untuk semua yang telah papa berikan untuk kaka.
- 11. Kepada mama saya yang tersayang, pintu surgaku ibunda Yatmin Wowa. Terima kasih sebesar-besarnya penulis sampaikan kepada beliau atas segala doa tulus yang dilangitkan, segala bentuk sabar yang mama berikan untuk menghadapi keluh kesahnya putri mama yang keras kepala ini, terima kasih karena selalu menjadi penguat bagi penulis agar penulis mampu menyelesaikan pendidikannya sampai sarjana. Mama menjadi pengingat dan penguat yang paling hebat. Terima kasih Mama, kaka sangat menyayangi mama, *love you* ma.
- 12. Teruntuk orang tua wali saya ibunda Nurilmi Lina dan bapak Alm. Ariswan Wahab, serta kaka saya Mutirasary Ariswan, terima kasih karena telah menjadi bagian paling penting dalam perjalanan perkuliahan penulis. Terima kasih atas setiap bantuan dan dukungan yang telah diberikan kepada penulis, sehingga penulis mampu sampai pada tahap menyelesaikan proses pendidikan sarjana ini.
- 13. Kepada ketiga saudara-saudara saya, Alm. Muhammad Subhi Faujan Lina, Muhammad Icsan Lina, dan Muhammad Yayan A. Lina. Terima kasih sudah ikut serta dalam proses penulis menempuh pendidikan selama ini, terima kasih atas semangat, doa dan cinta yang selalu diberikan kepada penulis sehingga penulis berhasil menyelesaikan skripsi ini.
- 14. Teruntuk sahabat terbaik saya Vivi Luqi Yanti Lasabi, yang selalu ada untuk saya dalam segala kondisi dan situasi yang rumit, terima kasih untuk sudah membantu, menemani dan menyemangati dari awal perkuliahan hingga proses skripsi ini selesai. Terima kasih karena tak pernah bosan mendengarkan keluh-kesahku selama ini.
- 15. Teruntuk teman-teman Pejuang S.Kom, Nur Aisyah Wahab, Harlina Sapsuha, Adidtya Wulandari Safri Hafel, Helfiani Andini Sahuleka, Rahmat Kalfi, dan Putra Saztria Karim yang selalu memberikan semangat serta dorongan kepada penulis

- dalam menyelesaikan skripsi ini.
- 16. Kepada teman-teman seperjuangan Panda Squad diantaranya yaitu Suci Ayu Maharani, Cindy Rahmawaty S. Hipy, Sasmita Hi. Sadek, Lisa Elisia Potale, Nurwana Iswan, Aprilia Silawane, Harlina Sapsuha, Nafra Aziqra Hi. A, Marhama Maynaka, Wahyudin Nurdin, Muhammad Raihan Rizal, Nirwandi Bahri, Ferlianto, dan Rinaldi Abdul atas dukungan dan kerjasamanya selama menempuh pendidikan serta penyelesaian penyusunan skripsi ini.
- 17. Semua pihak yang tidak bisa penulis sebutkan satu persatu yang telah membantu penulis baik langsung maupun tidak langsung dalam menyelesaikan skripsi ini.
- 18. Terakhir, untuk diri saya sendiri, Nilmitya Lina atas segala kerja keras dan semangatnya sehingga tidak pernah menyerah dalam mengerjakan tugas akhir skripsi ini. Terima kasih kepada diri saya sendiri yang sudah kuat melewati lika-liku kehidupan hingga sekarang. Terima kasih pada hati yang masih tetap tegar dan ikhlas dalam menjalani semuanya. Terima kasih pada raga dan jiwa yang masih kuat dan waras hingga sekarang. Saya bangga pada diri sendiri, kedepannya untuk raga yang tetap kuat, hati yang selalu tegar, mari bekerjasama untuk lebih berkembang lagi menjadi pribadi yang lebih baik dari hari ke hari.

Akhir kata penulis ucapkan rasa terima kasih kepada semua pihak dan apabila ada yang tidak disebutkan namanya, penulis mohon maaf dan kepada semua pihak yang telah membantu dalam penulisan ini semoga amal dan kebaikannya mendapat balasan yang berlimpah dari Allah Subhanaahu Wata'ala.

Ternate, 22 Februari 2024

Penulis

DAFTAR ISI

| | | Halaman |
|------|----------------------------------|---------|
| HAL | AMAN JUDUL | i |
| HAL | AMAN PENGESAHAN | ii |
| HAL | AMAN PERNYATAAN KEASLIAN | iii |
| HAL | AMAN PERSEMBAHAN | iv |
| KAT | A PENGANTAR | ν |
| DAF | TAR ISI | viii |
| DAF | TAR GAMBAR | x |
| DAF | TAR TABEL | xii |
| ABS | TRAK | xiii |
| BAB | I PENDAHULUAN | |
| 1.1. | Latar Belakang | 1 |
| 1.2. | Rumusan Masalah | 2 |
| 1.3. | Batasan Masalah | 3 |
| 1.4. | Tujuan Penelitian | 3 |
| 1.5. | Manfaat Penelitian | 3 |
| 1.6. | Sistematika Penulisan | 3 |
| BAB | II TINJAUAN PUSTAKA | |
| 2.1. | Penelitian Terkait | 5 |
| 2.2. | Klasifikasi | 10 |
| 2.3. | Ikan Air Tawar | 11 |
| 2.4. | Penyakit Ikan | 11 |
| 2.5. | Citra | 20 |
| 2.6. | Convolution Neural Network (CNN) | 20 |
| | 2.6.1. Feature Learning | 22 |
| | 2.6.2. Classification | 24 |
| 2.7. | Evaluasi Model | 25 |
| 2.8. | Python | 27 |
| 2.9. | TensorFlow | 27 |

| 2.10. | Flowchart (Diagram Alir) | 28 |
|-------|--|----|
| BAB | III METODE PENELITIAN | |
| 3.1. | Jenis, Sifat dan Pendekatan Penelitian | 30 |
| 3.2. | Metode Pengumpulan Data | 33 |
| 3.3. | Alur Penelitian | 33 |
| 3.4. | Desain Perancangan Antarmuka | 38 |
| 3.5. | Pengujian Black Box | 39 |
| 3.6. | Alat dan Bahan Penelitian | 39 |
| | 3.6.1. Detail Spesifikasi Hardware | 39 |
| | 3.6.2. Detail Spesifikasi Software | 39 |
| BAB | IV HASIL DAN PEMBAHASAN | |
| 4.1. | Analisis Dataset | 40 |
| 4.2. | Preprocessing Data | 41 |
| 4.3. | Implementasi CNN | 44 |
| 4.4. | Deploy Model | 47 |
| 4.5. | Pengujian Algoritma | 51 |
| 4.6. | Pengujian Black Box | 54 |
| 4.7. | Hasil Analisis | 55 |
| 4.8. | Pembahasan Hasil | 58 |
| BAB | V PENUTUP | |
| 5.1. | Kesimpulan | 60 |
| 5.2. | Saran | 61 |
| DAF | TAR PUSTAKA | |
| LAM | PIRAN | |

DAFTAR GAMBAR

| | Halaman |
|---|---------|
| Gambar 2.1. Aeromonas hydrophila perbesar 1000X | 12 |
| Gambar 2.2. Penyakit Busuk Insang | 14 |
| Gambar 2.3. Infeksi Jamur Saprolegnia sp | 16 |
| Gambar 2.4. Parasit Dactylogyrud sp | 17 |
| Gambar 2.5. Penyakit Busuk Sirip Pada Ikan Guppy | 19 |
| Gambar 2.6. Arsitektur Convolution Neural Network | 21 |
| Gambar 2.7. Arsitektur Tiga Dimensi Convolutional Neural Network | 22 |
| Gambar 2.8. Max Pooling dan Average Pooling | 24 |
| Gambar 2.9. Fungsi Aktivasi Rectified Linear Units (ReLU) | 24 |
| Gambar 2.10. Logo <i>Python</i> | 27 |
| Gambar 2.11. Logo TensorFlow | 28 |
| Gambar 3.1. Metode Penelitian | 31 |
| Gambar 3.2. Flowchart Alur Penelitian | 34 |
| Gambar 3.3. Desain Perancangan Antarmuka | 38 |
| Gambar 4.1. Jumlah Data <i>Traning</i> , Data <i>Testing</i> dan Data Valid | 40 |
| Gambar 4.2. Preprocessing Data | 43 |
| Gambar 4.3. Tahapan Implementasi Evaluasi Model CNN | 44 |
| Gambar 4.4. Input Layer | 44 |
| Gambar 4.5. Kodingan Convolution Neural Network | 45 |
| Gambar 4.6. Tahapan Implementasi Evaluasi Model CNN | 46 |
| Gambar 4.7. Deploy Model ke Streamlit | 47 |
| Gambar 4.8. Memuat Model CNN | 47 |
| Gambar 4.9. Proses Memuat dan Mempersiapkan Gambar | 48 |
| Gambar 4.10. Kodingan Untuk Desain Judul Aplikasi dan File Uploader | 48 |
| Gambar 4.11. Kodingan Untuk Menyimpan dan Menampilkan Gambar | 49 |
| Gambar 4.12. Membuat Tombol Deteksi Dan Klasifikasi Gambar | 49 |
| Gambar 4.13. Tampilan Streamlit Klasifikasi Penyakit Ikan dengan CNN | 50 |
| Gambar 4.14. Tampilan Streamlit Setelah Gambar diinput | 50 |

| Gambar 4.15. Tampilan Streamlit Untuk Hasil Deteksi | 51 |
|---|----|
| Gambar 4.16. Perbandingan Accuracy dan Loss | 52 |

DAFTAR TABEL

| | Halaman |
|--|---------|
| Tabel 2.1. Tabel Penelitian Terkait | 5 |
| Tabel 2.2. Confusin Matrix | 26 |
| Tabel 2.3. Simbol – Simbol Flowchart | 29 |
| Tabel 3.1. Detail Spesifikasi Hardware | 39 |
| Tabel 3.2. Detail Spesifikasi Software | 39 |
| Tabel 4.1. Accuracy dan Loss | 52 |
| Tabel 4.2. Black Box Testing Hasil Klasifikasi Model CNN | 54 |
| Tabel 4.3. Hasil Kemiripan Jenis Penyakit | 56 |

ABSTRAK

IMPLEMENTASI CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT PADA IKAN AIR TAWAR BERDASARKAN CITRA

Nilmitya Lina¹,Muhammad Fhadli², Salkin Lutfi³
Program Studi Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Khairun
Jl. Jati Metro, Kota Ternate Selatan

Email: nilmityalina2@gmail.com^{1,} muhammadfhadli@unkhair.ac.id^{2,} salkinlutfi@unkhair.ac.id³

Penelitian ini berfokus pada penerapan metode Convolutional Neural Network (CNN) untuk klasifikasi penyakit pada ikan air tawar menggunakan citra digital. Di Indonesia, ikan air tawar merupakan salah satu sumber daya perikanan yang penting, namun sering kali para peternak menghadapi tantangan dalam mengidentifikasi penyakit yang menyerang ikan-ikan tersebut. Hal ini disebabkan oleh kemiripan gejala yang ditimbulkan oleh berbagai penyakit, yang seringkali menyebabkan kesalahan diagnosis dan penanganan. Untuk mengatasi masalah ini, penelitian ini mengembangkan model CNN yang mampu mendeteksi dan mengklasifikasikan beberapa jenis penyakit ikan air tawar, seperti Aeromoniasis, Bacterial Gill Disease (BGD), Saprolegniasis, Parasit, dan Tail and Fin Rot. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari sumber sekunder, vaitu *Kagale*, vang terdiri dari 230 gambar untuk data *train*, 100 gambar untuk data *test*, dan 20 gambar untuk data validasi. Model CNN yang diimplementasikan berhasil mencapai akurasi sebesar 95% dalam proses training dengan nilai loss 0.1405, serta validasi akurasi sebesar 3.6654 dengan nilai validasi loss 0.3500 setelah 50 epoch. Hasil ini menunjukkan bahwa model CNN memiliki potensi yang besar dalam membantu peternak ikan air tawar dalam mengidentifikasi penyakit secara lebih akurat dan efisien, sehingga dapat meningkatkan produktivitas dan keberlanjutan budidaya ikan air tawar di Indonesia.

Kata kunci: Ikan Air Tawar, Penyakit, Citra, Akurasi, *Deep Learning*, *Convolutional Neural Network* (CNN).

IMPLEMENTATION OF CONVOLUTION NEURAL NETWORK (CNN) FOR DISEASE CLASSIFICATION IN FRESHWATER FISH BASED ON IMAGES

This research focuses on the application of the Convolutional Neural Network (CNN) method for disease classification in freshwater fish using digital images. using digital images. In Indonesia, freshwater fish is one of the most important fishery resources, but farmers often face challenges in identifying diseases that face challenges in identifying diseases that attack the fish. disease. This is due to the similarity of symptoms caused by various diseases, which often leads to misdiagnosis and misinterpretation. To overcome this problem, this research developed a CNN model that is able to detect and classify several types of freshwater fish diseases, such as aeromoniasis, bacterial gill disease (BGD), saprolegniasis, parasites, and tail and fin rot. The dataset used in This research comes from a secondary source, namely Kaggle, which consists of 230 images for train data, 100 images for test data, and 20 images for validation data. The implemented CNN model successfully achieved an accuracy of 95% in the training process with a loss value of 0.1405, and a validation accuracy of 3.6654 with a validation loss value of 0.3500 after 50 epochs. These results show that the CNN model has great potential for helping freshwater fish farmers identify disease more accurately and efficiently, disease more accurately and efficiently of freshwater fish farming in Indonesia.

Keywords: FishFreshwater Fish, Disease, Image, Accuracy, Deep Learning, Convolutional Neural Network (CNN).

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Perairan umum daratan Indonesia memiliki keanekaragaman jenis ikan yang tinggi, salah satunya adalah keberagaman jenis ikan air tawar. Meskipun memiliki berbagai macam ikan air tawar, tidak semua jenis ikan air tawar ini dapat dikonsumsi dan dibudidayakan oleh masyarakat Indonesia. Namun, Indonesia bisa dikatakan sebagai negara terkaya pertama dalam sektor perikanan. Terdapat lebih dari 2.000 spesies ikan terdapat di perairan Indonesia, baik laut maupun perairan tawar seperti danau, sungai, rawa, dan lain sebagainya, dari banyaknya spesies tersebut ikan yang dapat dibudidayakan sangat sedikit, hanya sekitar 25% spesies saja. Hal ini sangat disayangkan karena jika masyarakat Indonesia dapat lebih mengetahui jenis penyakit ikan apa saja yang terdapat pada ikan jenis air tawar ini, maka masyarakat dapat lebih mudah membudidayakannya. Indonesia juga dapat secara optimal memanfaatkan potensi dari keanekaragaman hayati yang dimiliki Indonesia, khususnya ikan air tawar (Fauzi, 2019).

Ikan air tawar merupakan ikan yang rentan terhadap suatu penyakit. Ikan air tawar mati bukan hanya karena kondisi ikannya yang lemah, tetapi juga karena para petani ikan salah memahami gejala khas penyakit ikan yang dapat menyebabkan kematian ikan tersebut. Petani ikan air tawar seringkali kesulitan mengidentifikasi penyakit karena gejala penyakitnya memiliki banyak kesamaan. Pengamatan penyakit sebaiknya dilakukan setiap hari dengan memeriksa ikan-ikan yang menunjukkan perubahan perilaku seperti tidak aktif berenang, sering berada di dasar atau permukaan kolam, dan kehilangan nafsu makan. Selain cara pemeliharaan ikan, perlu juga diperhatikan kondisi tubuh ikan, tidak hanya dari

sikap ikan, pengamatan juga perlu dilakukan dengan melihat kondisi tubuh ikan, seperti butiran kecil garam yang menempel di tubuh maupun ekor ikan, tubuh ikan mengeluarkan banyak lendir, sirip ikan terlihat menutup, sirip atau ekor ikan yang rusak, adanya warna putih di tepi ekor, adanya luka atau bercak kemerahan di tubuh maupun sirip dan ekor ikan, dan lain sebagainya. Banyaknya kesamaan gejala khas dari masing-masing penyakit ikan air tawar, sehingga menyulitkan petani ikan air tawar untuk mengidentifikasi penyakit yang dapat menyebabkan kematian ikan (Kafa, 2019).

Ikan air tawar dapat diidentifikasi melalui sebuah pengolahan citra *digital*. Hal ini dapat dilakukan karena perkembangan teknologi yang semakin memudahkan manusia dalam pengambilan gambar melalui kamera *digital*. Selain itu, perkembangan ilmu komputer dalam bidang *computer vision* saat ini memungkinkan manusia untuk mengenali berbagai macam jenis ikan air tawar melalui sebuah citra *digital* dengan lebih akurat (Fauzi, 2019).

Berdasarkan dari pemaparan permasalahan yang telah dijelaskan sebelumnya, maka penulis mengusulkan untuk melakukan penelitian guna mengklasifikasi penyakit ikan air tawar menggunakan metode *Convolution Neurak Network* (CNN), ini dapat memberikan kemudahan bagi para pelaku budidaya ikan air tawar untuk lebih mudah mengenali gejala awal penyakit untuk mendiagnosis penyakit pada ikan air tawar dengan akurat. Maka dari itu penulis melakukan penelitian dengan judul "Implementasi *Convolution Neural Network* (CNN) Untuk Klasifikasi Penyakit Pada Ikan Air Tawar Berdasarkan Citra".

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian pada latar belakang diatas, maka didapatkan rumusan masalah pada penelitian ini adalah bagaimana mengimplementasikan algoritma *Convolution Neural Network* (CNN) untuk klasifikasi penyakit pada ikan air tawar berdasarkan citra.

1.3. Batasan Masalah

Pada penelitian ini penulis membuat batasan masalah, karena dalam menentukan penyakit ikan air tawar itu memiliki ruang lingkup yang luas. Adapun batasan masalah sebagai berikut:

- 1. Objek yang diteliti hanyalah berfokus pada penyakit ikan air tawar saja.
- Data penyakit yang diteliti meliputi Aeromoniasis, Bacterial Gill Disease (BGD),
 Saprolegniasis, Parasit, Tail and Fin Rot dan Healthy.
- 3. Model hanya bisa mendeteksi berdasarkan pola yang ada.
- 4. Penelitian ini lebih berfokus untuk mengimplementasikan *deep learning*, khususnya metode / algoritma *Convolution Neural Network* (CNN) saja.

1.4. Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah dapat mengimplementasikan algoritma *Convolution Neural Network* (CNN) yang dapat mengklasifikasi penyakit pada ikan air tawar.

1.5. Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini, diharapkan dapat membantu setiap pelaku budidaya ikan air tawar untuk mendiagnosis penyakit ikan air tawar dengan cepat dan tepat untuk menghindari ikan mati yang dikarenakan kesalahan dalam mendiagnosis penyakit.

1.6. Sistemika Penulisan

Agar skripsi ini tersusun dengan rapi, maka penulis menggunakan sistematika penulisan hasil yang terdiri dari 5 bab yang rinciannya sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Terdiri dari latar belakang masalah, rumusan masalah, batasan maslah, tujuan penelitian,

manfaat penelitian, serta sistematika penulisan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Memaparkan teori-teori yang didapat dari sumber-sumber yang relevan untuk digunakan sebagai panduan dalam penelitian serta penyusunan skripsi. Berisi tentang dasar teori yang digunakan untuk mendukung pembuatan laporan penelitian.

BAB III METODE PENELITIAN

Memuat penjelasan tentang pendekatan atau teknik yang digunakan oleh penulis dalam menangani penelitian sesuai dengan masalah yang diangkat. Berisi tentang penjelasan kegiatan penelitian, mencakup cara pengumpulan data dan cara analisa data.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Menjelaskan hasil penelitian yang telah dilakukan yang terdiri dari analisis *dataset*, *preprocessing* data, implementasi CNN, *deploy* model, pengujian algoritma, pengujian *black box* dan hasil analisis.

BAB V PENUTUP

Memuat kesimpulan dari hasil penelitian dan saran untuk penelitian selanjutnya mengenai topik terkait.

BAB II

TINJUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terkait

Penelitian terkait bertujuan sebagai sumber referensi dan acuan terhadap hasil penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan penelitian yang akan dilakukan. Adapun beberapa penelitian terkait dengan metode sejenis yang menjadi referensi penulisan dalam penyusunan skirpsi penelitian ini dapat dilihat pada tabel 2.1.

Tabel 2.1 Penelitian Terkait

| No | Nama dan Tahun | Judul Penelitian | Hasil Penelitian |
|----|-----------------|---|---|
| 1. | (Prakosa, 2023) | Implementasi Model Deep Learning Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Citra Penyakit Daun Jagung Untuk Klasifikasi Penyakit Tanaman. | Hasil dalam penelitian ini terdapat 2 eksperimen yaitu, daun jagung yang sehat (healthy), dan daun jagung yang terkena penyakit karatan (common rust). Klasifikasi penyakit daun jagung ini menggunakan model deep learning Convolutional Neural Network (CNN). Dataset yang digunakan untuk pengujian ini sebanyak 3718 gambar untuk data dari daun jagung yang sehat, dan 3814 gambar untuk data dari daun jagung yang memiliki penyakit karatan (common rust). Dari hasil pengujian dengan perbandingan 40% data test 60% data training dan dengan training sebanyak 50 epoch, didapatkan nilai akurasi sebesar 0.9990, nilai precision sebesar 0.9981, nilai recall sebesar |

| | | | dan nilai F1 <i>Score</i> sebesar 0.9990. |
|----------|--------------------|---|--|
| 2. | (Pujiarini, 2023) | Convolution Neural Network Untuk Identifikasi Tingkat Kesegaran Ikan Nila Berdasarkan Perubahan Warna Mata. | Penelitian ini dilakukan dengan klasifikasi dua kelas kesegaran ikan, yaitu segar dan tidak segar dengan menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN). Dalam penelitian ini menghasilkan pembahaan dengan menggunakan jumlah 20 epoch, nilai learning rate 0.001 diperoleh nilai accuracy dari training model mencapai 93 % dengan nilai loss sebesar 0.2005. |
| 3. | (Indraswari, 2022) | Deteksi Penyakit Mata Pada Citra Fundus Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). | Pada penelitian ini eksperimen pada dataset citra fundus yang terdiri dari 601 citra dengan berbagai macam penyakit mata menunjukkan bahwa metode yang diusulkan mampu memberikan performa yang baik dengan nilai akurasi sebesar 72%, precision sebesar 72%, precision sebesar 72%, dan F1-score sebesar 72%. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa metode yang diusulkan dapat memberikan akurasi yang lebih tinggi dan lebih efisien dibandingkan dengan menggunakan arsitektur CNN lainnya, seperti ResNet50V2, InceptionV3, InceptionResNetV2, VGG16, dan VGG19. |
| 4. | (Anissa, 2023) | Klasifikasi Jenis Anggur Berdasarkan Bentuk Daun | Penelitian ini bertujuan |
| <u> </u> | l | Deinasaivaii Deiliny Danii | untuk mengklasifikasikan |

| | | T | T |
|-----|------------------------|---------------------------------|-----------------------------------|
| | | Menggunakan | jenis anggur berdasarkan |
| | | Convolutional Neural | bentuk daun |
| | | Network Dan K-Nearest | menggunakan metode |
| | | Neighbor. | Convolutional Neural |
| | | | Network (CNN) dan K- |
| | | | nearest neighnor (KNN) |
| | | | untuk menentukan jenis |
| | | | buah anggur yang ditanam |
| | | | berdasarkan bentuk daun. |
| | | | Hasil pengujian metode |
| | | | CNN dan KNN diukur |
| | | | menggunakan confusion |
| | | | matrix dan memperoleh |
| | | | hasil sebesar 99% pada |
| | | | CNN dan untuk KNN 53%. |
| 5. | (Fauzi, 2019) | Implementasi Convolutional | Penelitian ini dilakukan |
| J . | (1 4421, 2013) | Neural Network Untuk | menggunakan proses |
| | | Identifikasi Ikan Air Tawar. | klasifikasi citra ikan air |
| | | identifikasi ikari 7 ili Tawai. | tawar menggunakan |
| | | | metode CNN. Model |
| | | | klasifikasi CNN yang |
| | | | dibuat oleh peneliti mampu |
| | | | mengenali data citra ikan |
| | | | air tawar dengan dengan |
| | | | tingkat akurasi yang baik |
| | | | , , |
| | | | |
| | | | Ü |
| | | | digital ikan air tawar dari |
| | | | total <i>dataset</i> sebanyak 300 |
| | | | dengan perbandingan data |
| | | | latih 80% (240 gambar) |
| C | (Nium Amformali: 0000) | Analisis Darks adiasas | dan data uji 20%(60 citra). |
| 6. | (Nur Arfandi, 2023) | Analisis Perbandingan | Pada penelitian ini |
| | | Metode Neural Networks | menggunakan klasifikasi |
| | | Dan Naïve Bayes Untuk | dengan model algoritma |
| | | Klasifikasi Kelayakan | Neural Network dan Naïve |
| | | Pemberian Kredit (Studi | Bayes kemudian |
| | | Kasus: Pt. Adira Finance | membandingkan untuk |
| | | Kota Ternate). | melihat model algoritma |
| | | | mana yang memiliki |
| | | | akurasi terbaik dalam |
| | | | mengklasifikasikan status |
| | | | kredit nasabah |
| | | | menggunakan Bahasa |
| | | | pemrograman phyton |
| | | | kemudian dilanjutkan |

| | | | dengan pengukuran |
|----|----------------|---|---|
| | | | menggunakan confusion |
| | | | matrix. Hasil algoritma |
| | | | Neural Network setelah |
| | | | dilakukan pengujian |
| | | | confusion matrix |
| | | | menunjukkan nilai akurasi |
| | | | yang sangat tertinggi |
| | | | adalah 85,0% dan |
| | | | algoritma <i>Naïve Bayes</i> |
| | | | setelah dilakukan |
| | | | pengujian confusion matrix |
| | | | menunjukkan nilai akurasi |
| | | | yang sangat tertinggi adalah 84,7%. |
| | | | Berdasarkan hasil tersebut |
| | | | hal ini menunjukkan bahwa |
| | | | Neural Network sedikit |
| | | | lebih baik dalam |
| | | | melakukan klasifikasi |
| | | | terhadap data nasabah |
| | | | kredit dibandingkan |
| | | | dengan Naïve Bayes. |
| 7. | (Kapita, 2022) | Penerapan Algoritma | Penelitian ini melakukan |
| | | Clustering Khonen-Som | mengklusterkan potensi |
| | | _ | |
| | | Dengan Validasi <i>Davies</i> | produksi udang di |
| | | Dengan Validasi <i>Davies</i> <i>Bouldin Index</i> Pada | produksi udang di Indonesia, dengan metode |
| | | Dengan Validasi <i>Davies Bouldin Index</i> Pada Pengelompokan Potensi | produksi udang di Indonesia, dengan metode yang diterapkan adalah |
| | | Dengan Validasi <i>Davies</i> <i>Bouldin Index</i> Pada | produksi udang di Indonesia, dengan metode yang diterapkan adalah metode <i>Kohonen</i> SOM |
| | | Dengan Validasi <i>Davies Bouldin Index</i> Pada Pengelompokan Potensi | produksi udang di Indonesia, dengan metode yang diterapkan adalah metode <i>Kohonen</i> SOM tujuannya untuk |
| | | Dengan Validasi <i>Davies Bouldin Index</i> Pada Pengelompokan Potensi | produksi udang di Indonesia, dengan metode yang diterapkan adalah metode <i>Kohonen</i> SOM tujuannya untuk mengetahui potensi |
| | | Dengan Validasi <i>Davies Bouldin Index</i> Pada Pengelompokan Potensi | produksi udang di Indonesia, dengan metode yang diterapkan adalah metode <i>Kohonen</i> SOM tujuannya untuk mengetahui potensi perikanan khususnya |
| | | Dengan Validasi <i>Davies Bouldin Index</i> Pada Pengelompokan Potensi | produksi udang di Indonesia, dengan metode yang diterapkan adalah metode <i>Kohonen</i> SOM tujuannya untuk mengetahui potensi perikanan khususnya komoditas udang yang |
| | | Dengan Validasi <i>Davies Bouldin Index</i> Pada Pengelompokan Potensi | produksi udang di Indonesia, dengan metode yang diterapkan adalah metode <i>Kohonen</i> SOM tujuannya untuk mengetahui potensi perikanan khususnya komoditas udang yang dibagi per provinsi. Hasil |
| | | Dengan Validasi <i>Davies Bouldin Index</i> Pada Pengelompokan Potensi | produksi udang di Indonesia, dengan metode yang diterapkan adalah metode <i>Kohonen</i> SOM tujuannya untuk mengetahui potensi perikanan khususnya komoditas udang yang dibagi per provinsi. Hasil Penelitian menunjukan |
| | | Dengan Validasi <i>Davies Bouldin Index</i> Pada Pengelompokan Potensi | produksi udang di Indonesia, dengan metode yang diterapkan adalah metode <i>Kohonen</i> SOM tujuannya untuk mengetahui potensi perikanan khususnya komoditas udang yang dibagi per provinsi. Hasil |
| | | Dengan Validasi <i>Davies Bouldin Index</i> Pada Pengelompokan Potensi | produksi udang di Indonesia, dengan metode yang diterapkan adalah metode <i>Kohonen</i> SOM tujuannya untuk mengetahui potensi perikanan khususnya komoditas udang yang dibagi per provinsi. Hasil Penelitian menunjukan bahwa <i>clustering</i> berada |
| | | Dengan Validasi <i>Davies Bouldin Index</i> Pada Pengelompokan Potensi | produksi udang di Indonesia, dengan metode yang diterapkan adalah metode <i>Kohonen</i> SOM tujuannya untuk mengetahui potensi perikanan khususnya komoditas udang yang dibagi per provinsi. Hasil Penelitian menunjukan bahwa <i>clustering</i> berada Pada iterasi ke-13 untuk 2 |
| | | Dengan Validasi <i>Davies Bouldin Index</i> Pada Pengelompokan Potensi | produksi udang di Indonesia, dengan metode yang diterapkan adalah metode <i>Kohonen</i> SOM tujuannya untuk mengetahui potensi perikanan khususnya komoditas udang yang dibagi per provinsi. Hasil Penelitian menunjukan bahwa <i>clustering</i> berada Pada iterasi ke-13 untuk 2 klaster dengan <i>learning</i> rate 0.773678, Iterasi Ke-11 Untuk 3 klaster dengan |
| | | Dengan Validasi <i>Davies Bouldin Index</i> Pada Pengelompokan Potensi | produksi udang di Indonesia, dengan metode yang diterapkan adalah metode <i>Kohonen</i> SOM tujuannya untuk mengetahui potensi perikanan khususnya komoditas udang yang dibagi per provinsi. Hasil Penelitian menunjukan bahwa <i>clustering</i> berada Pada iterasi ke-13 untuk 2 klaster dengan <i>learning</i> rate 0.773678, Iterasi Ke-11 Untuk 3 klaster dengan <i>learning</i> rate |
| | | Dengan Validasi <i>Davies Bouldin Index</i> Pada Pengelompokan Potensi | produksi udang di Indonesia, dengan metode yang diterapkan adalah metode <i>Kohonen</i> SOM tujuannya untuk mengetahui potensi perikanan khususnya komoditas udang yang dibagi per provinsi. Hasil Penelitian menunjukan bahwa <i>clustering</i> berada Pada iterasi ke-13 untuk 2 klaster dengan <i>learning</i> rate 0.773678, Iterasi Ke-11 Untuk 3 klaster dengan <i>learning</i> rate 0.0004394531, dan Iterasi |
| | | Dengan Validasi <i>Davies Bouldin Index</i> Pada Pengelompokan Potensi | produksi udang di Indonesia, dengan metode yang diterapkan adalah metode <i>Kohonen</i> SOM tujuannya untuk mengetahui potensi perikanan khususnya komoditas udang yang dibagi per provinsi. Hasil Penelitian menunjukan bahwa <i>clustering</i> berada Pada iterasi ke-13 untuk 2 klaster dengan <i>learning</i> rate 0.773678, Iterasi Ke-11 Untuk 3 klaster dengan <i>learning</i> rate 0.0004394531, dan Iterasi ke-9 untuk 4 klaster |
| | | Dengan Validasi <i>Davies Bouldin Index</i> Pada Pengelompokan Potensi | produksi udang di Indonesia, dengan metode yang diterapkan adalah metode <i>Kohonen</i> SOM tujuannya untuk mengetahui potensi perikanan khususnya komoditas udang yang dibagi per provinsi. Hasil Penelitian menunjukan bahwa <i>clustering</i> berada Pada iterasi ke-13 untuk 2 klaster dengan <i>learning</i> rate 0.773678, Iterasi Ke-11 Untuk 3 klaster dengan <i>learning</i> rate 0.0004394531, dan Iterasi ke-9 untuk 4 klaster dengan <i>learning</i> rate |
| | | Dengan Validasi <i>Davies Bouldin Index</i> Pada Pengelompokan Potensi | produksi udang di Indonesia, dengan metode yang diterapkan adalah metode <i>Kohonen</i> SOM tujuannya untuk mengetahui potensi perikanan khususnya komoditas udang yang dibagi per provinsi. Hasil Penelitian menunjukan bahwa <i>clustering</i> berada Pada iterasi ke-13 untuk 2 klaster dengan <i>learning</i> rate 0.773678, Iterasi Ke-11 Untuk 3 klaster dengan <i>learning</i> rate 0.0004394531, dan Iterasi ke-9 untuk 4 klaster |

| | | | dengan Validasi <i>Davies Bouldin Index</i> terkecil |
|----|-----------------|---|--|
| 8. | (Tempola, 2024) | Classification of clove types using convolution neural network algorithm with optimizing hyperparamters | This study uses clove imagery by classifying it according to ISO 2254-2004 standards: whole, headless, and mother clove. This type of clove will affect the quality and economic value when it has been dried. For this reason, it is necessary to take a first step to control cloves' quality. One way is to classify it from the start. This research will utilize the convolution neural network (CNN) algorithm and compare it with model transfer learning and modified VGG16 architecture on clove images. In addition, research is also looking for the most optimal hyperparameter. The results of this study indicate that the application of CNN to clove images obtains an accuracy value of 84% using a hyperparameter of 50 epochs, a learning rate of 0.001, and a batch size of 16. Meanwhile, for the application of transfer learning VGG16, Resnet50, MobileNetV2, InceptionV3, DensetNet151, and modified VGG16 have respectively each of the highest accuracy including 95.70%, 76.15%, 96.89%, |
| | 1 | | 00.1070, 10.1070, 00.0070, |

| | 98.07%, | 98.96%, | and |
|--|---------|---------|-----|
| | 99.11%. | | |

Hubungan penelitian terkait pada tabel 2.1 dengan penelitian ini yang mengimplementasikan Convolutional Neural Network (CNN) sebagai metode untuk mengklasifikasi penyakit pada ikan air tawar berdasarkan citra. Metode penelitian ini melibatkan pengumpulan dataset citra ikan air tawar yang terinfeksi berbagai penyakit seperti Aeromoniasis, Bacterial Gill Disease (BGD), Saprolegniasis, Parasit, Tail and Fin Rot. Dataset ini mencakup citra ikan yang terinfeksi penyakit. CNN diimplementasikan dan dilatih menggunakan dataset citra yang telah disiapkan. Proses pelatihan CNN dilakukan dengan melibatkan lapisan-lapisan konvolusi, max pooling, dan lapisan-lapisan fully connected untuk mempelajari pola-pola yang terkait dengan berbagai penyakit pada ikan air tawar. Dalam penelitian ini, kami mengimplementasikan Convolutional Neural Network (CNN) untuk klasifikasi penyakit pada ikan air tawar berdasarkan citra, dengan tujuan memberikan alat yang efektif dan cepat untuk diagnosis. Dengan sistem ini, peternak ikan dapat dengan cepat mengklasifikasi penyakit yang mungkin terjadi pada ikan mereka, memungkinkan tindakan pencegahan dan pengobatan yang lebih tepat waktu. Petani ikan juga dapat menggunakan sistem ini sebagai alat bantu untuk pemantauan kesehatan ikan secara real-time, memungkinkan mereka untuk merespons lebih cepat terhadap kasuskasus infeksi penyakit. Penelitian ini juga memiliki perbedaan dengan penelitian lain yang hanya mendeteksi atau mengklasifikasi ikan saja tapi tidak dengan penyakitnya.

2.2. Klasifikasi

Klasifikasi merupakan suatu teknik untuk menilai objek data serta mengelompokkan objek berdasarkan atribut – atribut atau ciri objek ke dalam salah satu kategori yang telah didefinisikan. Klasifikasi melakukan pembelajaran model berdasarkan data latih yang telah

di berikan label atau kelas target (Herwanto, 2021).

2.3. Ikan Air Tawar

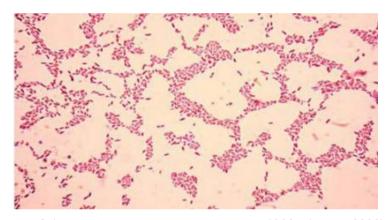
Ikan air tawar adalah jenis ikan yang hidup di air tawar di kolam, sungai, dan danau dengan salinitas air 0,05%. Sebanyak 41 persen dari jumlah spesies ikan diketahui hidup di air tawar. Lingkungan air tawar berbeda dengan lingkungan air laut, dan yang paling membedakan adalah tingkat salinitasnya. Untuk bertahan hidup di air tawar, ikan memerlukan adaptasi fisiologis yang bertujuan untuk menjaga keseimbangan konsentrasi ion dalam tubuhnya. Hal ini disebabkan oleh spesiasi yang cepat, yang memungkinkan adanya kehidupan di habitat yang tersebar. Ikan air tawar berbeda secara fisiologis dengan ikan laut dalam beberapa aspek. Insangnya harus mampu mendistribusikan air sekaligus menjaga kadar garam dalam cairan tubuhnya.

2.4. Penyakit Ikan

Penyakit ikan adalah segala sesuatu yang dapat menimbulkan gangguan baik fisik maupun fisiologis pada ikan. Gangguan ini dapat disebabkan oleh organisme lain, kondisi lingkungan atau campur tangan manusia. Sesuai dengan sifatnya penyakit dapat digolongkan menjadi dua yakni penyakit infektif dan penyakit *non* infektif. Penyakit infektif adalah suatu penyakit yang disebabkan oleh organisme *pathogen* seperti parasit, jamur, bakteri, dan virus, sedangkan penyakit *non* infektif adalah disebabkan oleh ganguan *non pathogen* seperti nutrisi (makanan), kualitas air, bahan *toxic*, dan *genetic* (Susanto, 2009). Pemicu penyebaran penyakit ini adalah ketidakseimbangan antara ketahanan lingkungan dan produksi lahan tumbuh (ketidakseimbangan infeksi antara ikan, *pathogen* dan lingkungan). Berikut terdapat beberapa jenis penyakit yang terapat pada ikan air tawar, di antaranya:

1. Aeromoniasis

Aeromonas hydrophila merupakan salah satu jenis bakteri yang menyerang ikan air tawar, ikan yang terserang biasanya akan mengalami pendarahan pada bagian tubuh terutama di bagian dada, perut, dan pangkal sirip. Aeromonas adalah jenis bakteri yang bersifat metropolitan, oksidasif, anaerobik fakultatif, dapat memfermentasi gula, gram negatif, tidak membentuk spora, bentuk akar, dan merupakan penghuni asli lingkungan perairan. Berikut gambaran dimana Bakteri Aeromonas hydrophila di perbesaran 1000X menggunakan mikroskop pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Aeromonas hydrophila perbesaran 1000X (Yulita, 2002).

Penyakit *Aeromonas hydrophila* pada ikan air tawar dapat muncul karena beberapa penyebab potensial, termasuk:

a. Kualitas Air yang Buruk

Tingginya tingkat *amonia*, *nitrit* (*nitrat*) dalam air telah dikaitkan dengan pertumbuhan bakteri *Aeromonas hydrophila*. Hal ini dapat terjadi akibat penumpukan limbah organik, pemakanan ikan yang berlebihan, atau kurangnya sirkulasi air yang memadai dalam akuarium atau kolam.

b. Stres pada Ikan

Ikan-ikan yang mengalami stres akibat perubahan lingkungan, penanganan yang

kasar, atau kondisi akuarium atau kolam yang tidak memadai memiliki risiko lebih tinggi terkena infeksi akibat *Aeromonas hydrophila*.

c. Kepadatan Populasi yang Tinggi

Akuarium (kolam) yang terlalu padat dapat menciptakan lingkungan yang mendukung pertumbuhan bakteri *Aeromonas hydrophila*, terutama jika sistem filtrasi atau sirkulasi air tidak mampu mengatasi beban jumlah ikan yang tinggi.

d. Trauma Fisik

Ikan yang mengalami luka atau trauma fisik memiliki peluang lebih besar untuk terinfeksi oleh bakteri *Aeromonas hydrophila*. Luka pada ikan dapat menjadi titik masuk bagi bakteri ini.

e. Kualitas Pakan yang Buruk

Pemberian pakan yang tidak sesuai atau terkontaminasi dapat melemahkan sistem kekebalan ikan, membuatnya rentan terhadap infeksi bakteri termasuk *Aeromonas hydrophila*.

f. Kontaminasi dari Sumber Eksternal

Bakteri Aeromonas hydrophila bisa saja masuk ke dalam lingkungan habitat ikan dari sumber air atau benda-benda yang terkontaminasi, seperti alat pancing, tanaman, atau ikan-ikan baru yang masuk ke dalam akuarium atau kolam.

2. Bacterial Gill Disease (BGD)

Penyakit busuk insang disebabkan oleh jamur *Branchiomyces sp.* Jamur ini banyak dijumpai di kolam yang air tercemar akibat proses pembusukan tanaman yang cukup banyak. Infeksi jamur ini dapat menyebabkan kematian jaringan (*nekrosis*) insang. Jamur ini dapat menginfeksi semua jenis ikan air tawar, infeksi bersifat kronis maupun akut. Gejala

klinis yang tampak adalah ikan bernafas tersenggal-senggal di permukaan air dikarenakan adanya kematian jaringan pada insang akibat *thrombosis*, insang tampak bergaris-garis dan terdapat bercak-bercak pucat serta adanya jaringan mati (*nekrosis*) di sekitar daerah yang terinfeksi, bila mengalami *necrosis* cukup berat maka insang akan berwarna merah kehitamhitaman. Berikut gambaran ikan yang terkena penyakit busuk insang pada Gambar 2.2.



Gambar 2.2 Penyakit Busuk Insang (dkpadmin, 2022).

Penyakit Bacterial Gill Disease (BGD) pada ikan air tawar dapat muncul karena beberapa faktor penyebab yang dapat mempengaruhi kondisi insang ikan. Berikut adalah beberapa faktor yang dapat menyebabkan penyakit *Bacterial Gill Disease* pada ikan air tawar:

a. Kualitas Air yang Buruk

Tingginya tingkat *amonia*, *nitrit*, *nitrat*, dan pH yang tidak stabil dalam air dapat memicu stres pada ikan dan memungkinkan pertumbuhan bakteri penyebab *Bacterial Disease*. Kualitas air yang buruk juga dapat mengurangi sistem kekebalan ikan, membuatnya lebih rentan terhadap infeksi.

b. Infeksi Bakteri

Bakteri patogen seperti Flavobacterium columnare dan Aeromonas hydrophila sering

kali merupakan penyebab utama *Bacterial Gill Disease* pada ikan. Bakteri-bakteri ini dapat menginfeksi insang ikan, menyebabkan peradangan dan kerusakan pada jaringan.

c. Stres Lingkungan

Faktor stres lingkungan seperti perubahan suhu yang drastis, tingkat oksigen yang rendah, kelebihan pakan, kepadatan populasi yang tinggi, dan salinitas air yang tidak sesuai dapat melemahkan sistem kekebalan ikan dan memicu kemunculan *Bacterial Gill Disease*.

d. Kontaminasi Lingkungan

Kontaminasi lingkungan oleh bahan kimia beracun, limbah organik, atau zat pencemar lainnya dapat merusak insang ikan dan menciptakan kondisi favorit untuk bakteri *patogen* berkembang biak.

e. Ketidakhigienisan Akuarium/Kolam

Kurangnya kebersihan dan sanitasi dalam akuarium atau kolam ikan dapat menyebabkan penumpukan kotoran dan bakteri *patogen*, yang dapat menginfeksi insang ikan dan menyebabkan *Bacterial Gill Disease*.

3. Saprolegniasis

Jamur Saprolegnia sp termasuk ke dalam kelas oomyceta, famili saprolegniaceae. Jamur ini memiliki banyak cabang dan museliumya tidak bersepta, dan dapat bereproduksi secara aseksual dengan memproduksi zoospora. Jamur ini bisa menyerang ikan maupun telur ikan. Pada ikan infeksi jamur ini bisa diketahui dengan adanya bercak yang menyerupai kapas putih pada bagian kepala dan sirip, infeksi jamur ini bisa kematian pada ikan. Berikut gambaran dimana ikan yang terkena infeksi Jamur Saprolegnia sp. Untuk lebih

jelas dapat dilihat pada Gambar 2.3.



Gambar 2.3 Infeksi Jamur Saprolegnia sp (dkpadmin, 2022).

Berikut adalah beberapa faktor penyebab yang potensial:

a. Kualitas Air yang Buruk

Tingginya tingkat amonia, nitrit, atau nitrat dalam air dapat menciptakan kondisi yang mendukung pertumbuhan jamur *Saprolegnia sp.* Kondisi air yang buruk, termasuk pH yang tidak stabil atau suhu air yang tidak sesuai, juga dapat melemahkan sistem kekebalan alami ikan, sehingga meningkatkan risiko infeksi oleh jamur.

b. Luka atau Trauma Fisik pada Ikan

Ikan yang mengalami luka atau trauma fisik, baik akibat perkelahian dengan ikan lain, manipulasi yang kasar, atau kondisi lingkungan yang tidak aman, bisa lebih rentan terhadap infeksi jamur *Saprolegnia sp.* Luka pada permukaan tubuh ikan memberikan titik masuk bagi jamur untuk berkembang biak.

c. Stres pada Ikan

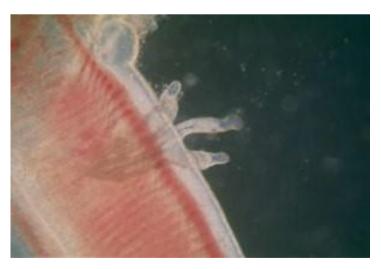
Stres akibat perubahan lingkungan, kepadatan populasi yang tinggi, perubahan suhu yang drastis, atau transportasi yang tidak aman dapat melemahkan sistem kekebalan ikan, sehingga membuatnya lebih rentan terhadap infeksi jamur.

d. Kepadatan Populasi yang Tinggi

Akuarium atau kolam yang terlalu padat dapat menyebabkan stres pada ikan dan menciptakan lingkungan yang mendukung pertumbuhan jamur *Saprolegnia sp*.

4. Parasit

Parasit pada ikan merupakan penyakit yang timbul dikarenakan adanya interaksi antara ikan dengan organisme lain yang ada diperairan. Luka atau borok yang ada ditubuh ikan yang tidak secepatnya diatasi akan menyebabkan timbulnya parasit. Parasit ikan adalah organisme yang hidup menempel ditubuh ikan dan menjadikan ikan sebagai inang. Parasit pada ikan tidak menyebabkan dampak yang buruk dengan cepat namun pada intensitas yang tinggi dapat berakibat buruk seperti kematian, menurunkan pertumbuhan, bentuk dan ketahanan tubuh ikan sehingga dapat dimanfaatkan sebagai jalan masuk bagi infeksi sekunder patogen lain seperti virus dan bakteri. *Gyrodactylus sp.* adalah parasit berupa cacing kecil yang menempel pada kulit dan insang ikan. Berikut gambaran bentuk Parasit *Dactylogyrus sp.* yang menginfeksi ikan pada Gambar 2.4.



Gambar 2.4 Parasit *Dactylogyrus sp* (dkpadmin,2022).

Berikut adalah beberapa penyebab umum munculnya penyakit parasit pada ikan air tawar:

a. Kualitas Air yang Buruk

Kualitas air yang buruk, yaitu seperti tingginya tingkat amonia, nitrit, nitrat (pH) yang tidak stabil, dapat melemahkan sistem kekebalan ikan dan membuatnya lebih rentan terhadap infeksi parasit. Air yang tidak bersih juga menjadi lingkungan ideal bagi parasit untuk berkembang biak.

b. Kualitas Nutrisi yang Kurang Baik

Pemberian pakan yang tidak seimbang atau kurang nutrisi dapat melemahkan kekebalan ikan, membuatnya lebih rentan terhadap infeksi parasit. Ikan yang nutrisi kurang baik juga cenderung lebih rentan terhadap penyakit secara umum.

c. Stres Lingkungan

Perubahan suhu yang drastis, tingkat oksigen yang rendah, pencahayaan yang tidak tepat, atau perubahan parameter lingkungan lainnya dapat menyebabkan stres pada ikan, melemahkan sistem kekebalan, dan meningkatkan risiko infeksi parasit.

d. Kontaminasi Lingkungan

Kontaminasi lingkungan oleh bahan kimia beracun, limbah organik, atau zat pencemar lainnya juga dapat memicu pertumbuhan dan penyebaran parasit di lingkungan ikan.

5. Tail and Fin Rot

Busuk sirip (*fin rot*) merupakan penyakit yang menyebabkan sirip ikan menjadi rusak atau busuk karena infeksi bakteri pada sirip. Bakteri yang bertanggung jawab menyebabkan penyakit ini adalah *Pseudomonas Flourescens* yang merupakan bakteri gram-negatif. Busuk sirip kadang juga disebut dengan busuk ekor (*tail rot*) apabila menyerang sirip ekor ikan. Penyakit busuk sirip ini bisa terjadi karena beberapa faktor. Berikut gambaran dimana ikan



guppy yang terkena penyakit busuk sirip pada Gambar 2.5.

Gambar 2.5 Penyakit busuk sirip pada ikan guppy (IkanTani, 2023).

Penyakit *Tail and Fin Rot* pada ikan air tawar bisa muncul karena beberapa penyebab yang berbeda. Berikut adalah beberapa faktor yang dapat menyebabkan munculnya penyakit *Tail and Fin Rot* pada ikan:

a. Infeksi Bakteri

Penyakit *Tail and Fin Rot* disebabkan oleh infeksi bakteri, seperti *Pseudomonas* dan *Aeromonas*, yang dapat masuk ke dalam luka kecil pada sirip atau ekor ikan. Bakteri dapat berkembang biak dengan cepat dalam kondisi lingkungan yang kurang bersih.

b. Luka atau Cedera

Luka atau cedera pada sirip atau ekor ikan dapat menjadi pintu masuk bagi bakteri penyebab *Tail and Fin Rot*. Cedera ini bisa disebabkan oleh perkelahian dengan ikan lain, gesekan dengan dekorasi di akuarium, atau kondisi lingkungan yang buruk.

c. Stres Lingkungan

Perubahan suhu air yang drastis, tingkat oksigen yang rendah, kualitas air yang buruk, kepadatan populasi yang tinggi, atau perubahan parameter lingkungan lainnya dapat menyebabkan stres pada ikan. Ikan yang stres cenderung memiliki sistem

kekebalan yang lemah, sehingga rentan terhadap infeksi bakteri.

d. Nutrisi yang Tidak Seimbang

Pemberian pakan yang tidak seimbang atau kurang nutrisi juga dapat melemahkan kekebalan ikan, membuatnya lebih rentan terhadap penyakit seperti *Tail and Fin Rot*.

e. Kontaminasi Lingkungan

Lingkungan ikan yang terkontaminasi dengan bahan kimia beracun, limbah organik, atau zat pencemar lainnya dapat memicu munculnya penyakit *Tail and Fin Rot*.

f. Kehadiran Parasit

Infestasi parasit pada ikan, meskipun tidak langsung berkaitan dengan *Tail and Fin Rot*, bisa mengurangi kekebalan tubuh ikan dan membuatnya lebih rentan terhadap infeksi bakteri penyebab penyakit tersebut.

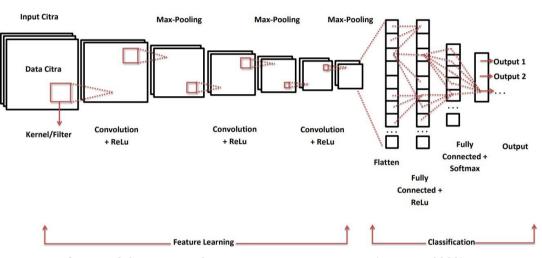
2.5. Citra

Citra (*image*) adalah sebuah bidang dua dimensi pada sebuah gambar yang dimana terdiri dari banyak piksel, yang mana piksel tersebut merupakan bagian terkecil dalam citra. Citra dibentuk dan disusun dari kotak persegi empat yang teratur, sehingga jarak horizontal dan vertikal antara piksel sama. Citra dapat dikelompokkan menjadi dua bagian yaitu citra diam (*still image*) dan citra bergerak (*moving image*). Citra diam yang ditampilkan berurut (sekuensial), sehingga memberikan kesan pada mata sebagai gambar yang bergerak. Setiap citra didalam rangkaian tersebut disebut *frame*. Gambar-gambar yang terihat pada film layar lebar atau televisi pada dasarnya terdiri dari ribuan *frame* (Scottish Water, 2020).

2.6. Convolution Neural Network (CNN)

Convolution Neural Network (CNN) merupakan algoritma yang berasal dari turunan neural network yang dapat digunakan untuk memproses data citra digital. Cara kerja

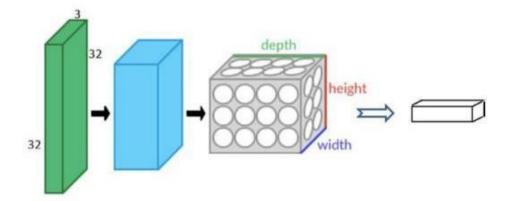
algoritma *Convolution Neural Network* (CNN) dalam memproses apa yang dilihat menyerupai cara kerja manusia, dimana pada manusia terdapat mata yang berfungsi sebagai alat *input* dan selanjutnya diproses oleh otak yang memiliki miliaran *neutron*, dalam *Convolutional Neural Network* (CNN) bagian ini disebut sebagai *layer* konvolusional, sehingga akan menghasilkan keluaran berupa prediksi terhadap suatu objek (Mulyani, 2023). Untuk lebih jelas gambar dari arsitektur CNN dapat dilihat pada gambar 2.6.



Gambar 2.6 Arsitektur Convolutional Neural Network (Mulyani, 2023)

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan deep feed-forward artificial neural networks yang proses di dalamnya menyerupai visual cortex pada binatang. Bagian cortical neurons dapat menanggapi stimulasi hanya pada area terbatas pada bidang visual atau reseptif, dan Convolutional Neural Network (CNN) sangat sering digunakan dalam analisis citra. Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) seperti yang digambarkan pada gambar 2.6 terdiri dari lapisan input (input layer), lapisan output (output layer) dan beberapa lapisan tersembunyi (hidden layers). Lapisan tersembunyi terdiri dari convolutional layers, ReLU layer, fully connected layers dan loss layer. Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) merupakan arsitektur tiga dimensi yaitu : lebar (width), tinggi (height) dan dalam (depth) seperti yang digambarkan pada ambar 2.7 Bagian lebar dan tinggi menyatakan

dimensi dari citra, sedangkan bagian dalam (*depth*) merupakan kanal *Red, Green* dan *Blue* (RGB) (Mulyani, 2023).



Gambar 2.7 Arsitektur Tiga Dimensi Convolutional Neural Network (Swamynathan, 2017)

Secara garis besar CNN memiliki 2 tahap utama yaitu feature learning dan classification, yang di setiap bagian CNN terdapat ada 2 proses utama yaitu feed- forward dan backpropagation. CNN untuk tahap feature learning terdapat convolutional layer, ReLU (fungsi aktivasi) dan pooling layer. CNN untuk tahap classification terdapat flatten, fully-connected layer, dan loss layer (Mulyani, 2023).

2.6.1. Feature Learning

Pada feaute learning terdapat beberapa proses atau tahapan yang terjadi yaitu sebagai berikut:

1. Convolution Layer

Convolutional layer adalah layer atau lapisan citra yang dimiliki oleh citra yang telah diinputkan. Input citra yang memiliki ukuran n × n akan dipisahkan sehingga menghasilkan 3 channel, yaitu layer Red, layer Green dan layer Blue, sehingga terbentuk multidimensional array dengan ukuran n × n × 3. Convolutional layer memiliki susunan neuron yang membentuk filter dengan membentuk matriks, dimana matriks ini memiliki panjang dan lebar dengan nilai tertentu. Filter dengan matriks ini selanjutnya akan dikomputasi dengan 3 layer

citra *input* yang sebelumnya telah dipisahkan dengan RGB. Berikutnya komputasi yang telah dilakukan ini akan menghasilkan *output* matriks yang baru dan disebut dengan *layer output*. Proses konvolusi ini dilakukan sebanyak ratusan bahkan ribuan kali tergantung dengan *hyper* parameter yang dipakai (Mulyani, 2023).

2. Stride

Stride merupakan parameter yang ditentukan guna untuk melihat pergeseran yang terjadi pada piksel. Pergeseran piksel ini dilakukan secara horizontal dan vertikal. Sebagai contoh jika stride bernilai 2 maka akan bergeser sebanyak 2 piksel secara horizontal dan vertikal (Mulyani, 2023).

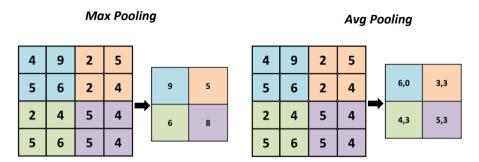
3. Padding

Teknik *padding* merupakan teknik yang dilakukan guna menambahkan nilai piksel pada setiap pinggiran pada input layer. Penambahan *padding* ini dapat menjaga informasi di setiap tepi agar tidak hilang karena setelah terjadi perhitungan konvolusi. Padding memiliki peran penting dalam mempertahankan informasi spasial selama konvolusi, mencegah kehilangan data di tepi, dan mempertahankan integritas fitur dalam data masukan (Mulyani, 2023).

4. Pooling Layer

Pooling layer merupakan proses yang bertujuan untuk mereduksi dimensi hasil dari feature map, karena nilai piksel tersebut tidak semuanya digunakan dan berharga. Pooling layer berfungsi untuk mempercepat proses komputasi tanpa harus kehilangan piksel-piksel yang memiliki informasi yang berguna. Terdapat 2 jenis pooling layer yaitu max pooling untuk mencari nilai tertinggi dari piksel- piksel tersebut dan average pooling untuk mencari nilai rata-rata dari piksel tersebut seperti yang digambarkan pada Gambar 2.8 (Mulyani,

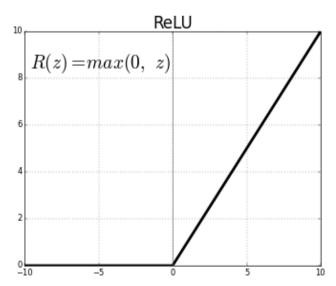
2023).



Gambar 2.8 Max Pooling dan Average Pooling (Mulyani, 2023).

5. Rectified Linear Units (ReLu) Layer

Rectified Linear Units (ReLU) layer yang merupakan fungsi aktivasi f(x) = max(0,x)ReLU layer dapat meningkatkan sifat *non* linearitas dari fungsi keputusan dan jaringan yang ada secara keseluruhan tanpa memberikan pengaruh pada bagian reseptif yang terdapat pada *convolution lay*er. Fungsi aktivasi ReLu juga dapat mempercepat proses pada *training* data (Mulyani, 2023). Grafik ReLu digambarkan pada Gambar 2.9.



Gambar 2.9 Fungsi Aktivasi Rectified Linear Units (ReLU) (Mulyani, 2023)

2.6.2. Classification

Pada *classification* terdapat beberapa proses atau tahapan yang terjadi yaitu sebagai berikut:

1. Fully Connected Layer

Fully connected layer merupakan proses multi layer perceptron (MLP), yang merupakan algoritma yang termasuk ke neural network yang di dalamnya terdapat input layer, neuron sebagai hidden layer, activation function, output layer dan loss function. Proses selanjutnya adalah evaluasi dari hasil prediksi apakah hasil ini mendekati hasil sebenarnya atau tidak. Jika hasil evaluasi ini masih jauh dari hasil sebenarnya, maka perlu dilakukan kembali backpropagation dan melakukan update setiap bobot pada hidden layer. Proses forward dan backpropagation ini terjadi dalam satu kali putaran disebut dengan 1 epoch. Perbedaan backpropagation pada CNN berada pada bagian bobot kernel atau filter saja (Mulyani, 2023).

Loss Layer

Loss layer merupakan lapisan terakhir dalam CNN yang berguna untuk menentukan pelatihan dalam memberikan penalti atau hasil akhir terhadap penyimpangan antara hasil prediksi dan label. Terdapat beberapa loss function yaitu (Mulyani, 2023):

- a. Softmax loss untuk memprediksi satu dari beberapa kelas yang saling eksklusif. Fungsi Softmax digunakan pada multiclass classification, jumlah nilai probabilitasnya adalah 1, nilai yang tinggi akan memberikan nilai probabilitas yang tinggi pula jika dibandingkan dengan nilai yang lainnya.
- b. Sigmoid cross-entropy loss untuk memprediksi nilai probabilitas dalam interval [0, 1].
- c. Euclidean loss untuk regresi nilai kontinu.

2.7 Evaluasi Model

Evaluasi model merupakan tahapan yang penting dalam *deep learning*. Dalam konteks penelitian ini, hal tersebut berkaitan dengan pengetahuan seberapa baik performa

model tersebut dalam klasifikasi. Salah satu perangkat evaluasi yang umum digunakan untuk klasifikasi adalah *confusion matrix* atau disebut juga tabel *confusion* merupakan sebuah tabel yang menggambarkan prediksi dan label sebenarnya dari sebuah klasifikasi. Contoh ilustrasi *confusion matrix* untuk permasalahan klasifikasi biner (Hu, 2020) ditunjukkan pada tabel 2.2.

Tabel 2.2 Confusion Matrix (Hu, 2020)

| | P'(predicted) | N'(predicted) |
|-----------|---------------------|---------------------|
| P(actual) | True Positive (TP) | False Negative (FN) |
| N(actual) | False Positive (FP) | True Negative (TN) |

Pada Tabel 2.2 tersebut bisa diketahui parameter akurasi, *presisi, recall* dan *f score*. Berikut adalah penjelasan dan rumus untuk masing-masing parameter tersebut:

 Accuracy adalah perbandingan antara jumlah prediksi yang benar dengan jumlah keseluruhan prediksi benar dan salah (Hu, 2020). Berdasarkan tabel di atas maka akurasi dapat dirumuskan, dapat dilihat pada persamaan 2.1:

$$accuracy = \frac{(TP+TN)}{(TP+FP+FN+TN)}....(2.1)$$

2. Precision adalah perbandingan antara prediksi benar terhadap sebuah label dengan keseluruhan prediksi benar dan salah terhadap label tersebut, atau jumlah perbandingan True Positive terhadap Predicted Positive (Hu & Ge, 2020). Presisi dapat diwakili dengan rumus, dapat dilihat pada persamaan 2.2:

$$precision = \frac{TP}{(TP+FP)}....(2.2)$$

3. Recall atau bisa disebut juga dengan sensitivity mengukur seberapa baik model dalam menghindari false negative, atau jumlah perbandingan True Positive terhadap Acual Positive (Hu & Ge, 2020). Recall dapat dihitung dengan rumus, dapat dilihat

pada persamaan 2.3:

$$recall = \frac{TP}{(TP+FN)}$$
 (2.3)

4. F1-score adalah kombinasi rata-rata dari presisi dan recall (Hu & Ge, 2020). F1-score bisa dihitung dengan menggunakan rumus, dapat dilihat pada persamaan 2.4:

$$f1 - score = \frac{2TP}{(2TP + FP + FN)} \dots (2.4)$$

2.8 Python

Python ialah bahasa pemrograman tingkatan besar yang berorientasi objek dinamis yang sangat terkenal, bisa digunakan buat bermacam pengembangan fitur lunak. Python sediakan banyak library support yang kokoh buat integrasi dengan bahasa pemrograman lain. Bahasa pemrograman python sangat interpretatif multiguna dengan filosofi perancangan yang berfokus pada tingkatan keterbacaan kode pemograman (Nugroho, 2020). Berikut gambar dari logo python pada gambar 2.10.



Gambar 2.10 Logo Python (Nugroho, 2020)

2.8. TensorFlow

Tensorflow adalah salah satu library Python yang dikembangkan oleh Tim Google, yang digunakan untuk melakukan pembelajaran mesin dan jaringan syaraf dalam penelitiannya. Tensorflow menggabungkan perhitungan aljabar komputasi dengan teknik

optimasi kompilasi, yang melintasi *node* hingga *edge* dan memfasilitasi banyak perhitungan ekspresi matematika (Zul, 2021). Beberapa proses yang dapat dilakukan *tensorflow* adalah:

- 1. Pemrograman yang mendukung jaringan syaraf dalam dan teknik *machine learning*.
- 2. Mendefinisikan, mengoptimalkan, dan menghitung secara matematis citra digital ekspresi wajah yang melibatkan *arraymultidimension* (tensors) sehingga dapat diolah.

Pemakaian *Graphics Processing Unit* (GPU) yang efisien, mengotomasi manajemen dan mengoptimalisasikan memori yang sama terhadap data yang dipakai. Berikut gambar dari logo tensorfow pada gambar 2.11.



Gambar 2.11 Logo Tensorflow (A.E. & Zul, 2021)

2.9. Flowchart (Diagram Alir)

Flowchart merupakan representasi grafis dari langkah-langkah dan urutan prosedur suatu program. Umumnya, flowchart memainkan peran penting dalam penyelesaian masalah yang memerlukan kajian dan evaluasi lebih lanjut. Flowchart dapat digunakan untuk menggambarkan berbagai jenis kegiatan, termasuk kegiatan manual, pemrosesan data, atau keduanya. Flowchart sendiri merupakan serangkaian simbol-simbol yang digunakan untuk membangun dan menggambarkan proses atau alur suatu program. (Budiman, 2021). Berikut tabel simbol-simbol flowchart pada tabel 2.3.

Tabel 2.3 Simbol-simbol Flowchart

| No | Simbol | Fungsi |
|----|----------|--|
| 1 | | Terminal, untuk memulai dan mengakhiri suatu proses kegiatan. |
| 2 | | Proses, suatu yang menunjukan setiap pengolahan yang dilakukan oleh komputer. |
| 3 | | Input, untuk memasukan hasil dari suatu proses. |
| 4 | | Decision, suatu kondisi yang akan menghasilkan beberapa kemungkinan jawaban atau pilihan. |
| 5 | | Display, output yang ditampilkan dilayar terminal. |
| 6 | | Connector, suatu prosedur akan masuk atau keluar melalui simbol ini dalam lembar yang sama. |
| 7 | | Off Page Connector, merupakan symbol masuk atau keluarnya suatu prosedur pada kertas lembar lain. |
| 8 | + | Arus <i>Flow,</i> simbol ini digunakan untuk menggambarkan arus proses dari suatu kegiatan lain. |
| 9 | | Hard Disk Storage, input output yang menggunakan hard disk. |
| 10 | | Predified Process, untuk menyatakan sekumpulan langkah proses yang ditulis sebagai prosedur. |
| 11 | | Stored Data, input, output yang menggunakan disket. |
| 12 | | Printer, simbol ini digunakan untuk menggambarkan suatu dokumen atau kegiatan untuk mencetak suatu informasi dengan mesin printer. |

BAB III

METODE PENELITIAN

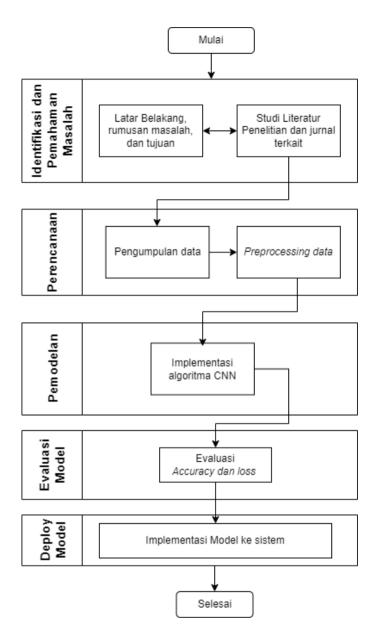
3.1. Jenis, Sifat dan Pendekatan Penelitian

Penelitian yang akan dilakukan menerapkan konsep penelitian kuantitatif, yang merupakan salah satu metode penelitian yang banyak digunakan dalam ilmu pengetahuan dan penelitian sosial. Dalam penelitian kuantitatif, dikumpulkan data berupa citra (gambar), kemudian di evaluasi data tersebut menggunakan algoritma CNN. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mendapatkan pemahaman yang lebih dalam tentang fenomena yang sedang diteliti.

Penelitian ini berupa eksperimen, yang berarti dilakukan serangkaian eksperimen untuk mendapatkan hasil akurasi yang optimal. Fokus dari eksperimen ini adalah mengimplementasikan algoritma *Convolution Neural Network* (CNN) untuk klasifikasi penyakit pada ikan air tawar. Eksperimen ini dilakukan pada dataset yang memiliki jumlah 350 lebel.

Pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini adalah pendekatan kuantitatif. Ini berarti bahwa akan mengikuti langkah-langkah atau alur penelitian yang telah direncanakan sebelumnya. Pendekatan ini memungkinkan untuk memastikan bahwa penelitian dilakukan secara sistematis dan dengan metode yang teruji. Selain itu, pendekatan kuantitatif juga memungkinkan untuk mengukur dan menganalisis data, sehingga mendapatkan hasil yang dapat diandalkan dan akurat.

Adapun berdasarkan dari penjelasan diatas dapat dipresentasikan metode penelitiannya yang terdiri dari identifikasi dan permasalahan masalah, perencanaan, pemodelan, evaluasi model hingga *deploy* model sebagai berikut pada gambar 3.1.



Gambar 3.1 Metode Penelitian

1. Identifikasi dan Pemahaman Masalah

Pada identifikasi dan pemahaman masalah, memahami masalah yang terjadi dalam proses identifikasi masalah, digunakan berbagai metode dengan tujuan untuk mengarahkan analisis yang lebih mendalam guna mengidentifikasi permasalahan. Setiap metode yang diterapkan menghasilkan informasi yang berkontribusi pada rangkuman yang akan digunakan dalam upaya penyelesaian masalah. Salah satu

metode yang digunakan dalam proses identifikasi masalah adalah studi literatur. Metode ini melibatkan pengumpulan data dengan cara membaca dan menelusuri berbagai referensi seperti jurnal untuk memperoleh teori dan informasi yang relevan dengan permasalahan penelitian. Tahapan ini menjadi landasan penting dalam menentukan pendekatan pemecahan masalah yang tepat.

2. Perencanaan

Pada tahapan ini dilakukan pengumpulan data dan pengolahan data yang diperoleh atau *preprocessing* data. Data diperoleh dengan cara mencari relawan yang bersedia memberikan data mereka. Tentunya peneliti tidak akan melanggar etika, tidak menyebarluaskan data yang diperoleh dan data yang diperoleh tidak salah gunakan dikhususkan pada penelitian saja, selain itu data juga diambil dari dataset publik yang disediakan oleh peneliti bernama Subir Biswas. Setelah memperoleh data, dilakukan *preprocessing* data untuk mengolah data mentah yang diperoleh menjadi dataset yang siap digunakan oleh program.

3. Pemodelan

Algoritma yang digunakan untuk membangun model adalah *Convolution Neural Network* (CNN). Algoritma ini sering digunakan untuk klasifikasi gambar.

Evaluasi Model

Model yang dibuat akan dilakukan evalusi yakni dengan membandingkan Akurasi dan *loss*. Untuk melihat tingkat keakuratan model yang telah dibuat untuk melakukan pengklasifikasian penyakit ikan air tawar, setelah dilakukan komparasi model tersebut selanjutnya dapat dievaluasi pada sistem sederhana apakah model yang dibuat dapat diterapkan atau tidak pada sistem.

5. Deploy Model

Setelah melakukan evaluasi terhadap algoritma CNN, selanjutnya model diimplementasikan pada sebuah sistem sederhana dengan tambahan *Library*.

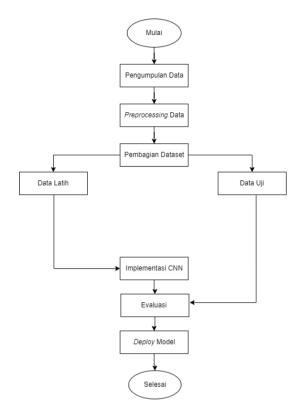
3.2. Metode Pengumpulan Data

Pada penelitian ini, untuk keperluan klasifikasi penyakit pada ikan air tawar maka diperlukan objek berupa citra (gambar) ikan yang terkena penyakit untuk diklasifikasikan. Pengumpulan data penelitian ini menggunakan dataset terbuka (open dataset) yang diambil dari platform Kaggle, berikut adalah nama dan link dari dataset, Freshwater Fish Disease Aquaculture in south asia, (https://www.kaggle.com/datasets/subirbiswas19/freshwater-fish-disease-aquaculture-in-south-asia). Dataset tersebut berisikan data test dan data train dari penyakit ikan. Dataset yang akan digunakan dalam penelitian ini akan hanya mengambil 6 kelas dari 7 kelas yang ada, yaitu meliputi Aeromoniasis, Bacterial Gill Disease (BGD), Saprolegniasis, Parasit, Tail and Fin Rot, dan Healthy data kelas yang ada ini hanya berfokus pada penyakit-penyakit pada ikan air tawar saja, jadi total dataset yang hanya digunakan, yaitu 350 label, yang dimana 230 data train, 100 data test dan 20 data valid. Dataset yang diperoleh ini berdasarkan dataset publik yang mana dataset tersebut sudah dilakukan pelabelan, selain itu data yang diperoleh akan diambil dan digunakan untuk melatih model menggunakan algoritma CNN untuk melihat model bekerja dengan baik atau tidak.

3.3. Alur Penelitian

Alur penelitian adalah rangkaian sistematis dari langkah-langkah yang dilakukan untuk menjawab pertanyaan penelitian atau memecahkan masalah yang diidentifikasi. Alur ini memastikan bahwa penelitian dilakukan secara terstruktur dan sistematis, sehingga

menghasilkan temuan yang *valid* dan dapat diandalkan. Berikut adalah alur penelitian saya pada gambar 3.2.



Gambar 3.2 Flowchart Alur Penelitian

a. Pengumpulan Data

Pengumpulan data penelitian ini diambil dari *platform Kaggle*, *dataset* yang digunakan berupa citra (gambar) ikan yang terkena penyakit untuk diklasifikasi. *Dataset* yang digunakan 350 label citra ikan air tawar dari masing-masing kelas, yang berformat .*JGP*. 6 kelas ikan air tawar yang digunakan, yaitu:

- 1. K1 = Penyakit Kelas 1 (*Aeromoniasis*).
- 2. K2 = Penyakit Kelas 2 (Bacterial Gill Disease).
- 3. K3 = Kelas 3 (Healthy)
- 4. K4 = Penyakit Kelas 4 (Saprolegniasis).
- 5. K5 = Penyakit Kelas 5 (Parasit).

6. K6 = Penyakit Kelas 6 (*Tail* and *Fin Rot*).

b. Preprocessing Data

Preprocessing data adalah tahapan sebelum melakukan proses klasifikasi. Pada tahapan ini dilakukan pemrosesan data untuk mengolah atau mempersiapkan data agar bisa diolah oleh algoritma, berikut tahapannya:

1. Rescale

Pada tahapan ini dilakukan normalisasi, semua nilai piksel gambar yang awalnya berada dalam rentang 0-255 akan dibagi dengan 255 sehingga menjadi rentang 0-1. Ini penting untuk mempercepat konvergensi saat melatih model karena nilai piksel yang lebih kecil membuat algoritma optimasi bekerja lebih efisien. Ini dilakukan untuk normalisasi data sehingga model lebih cepat dan mudah untuk dilatih.

2. Rotation Range

Pada tahapan ini dilakukan pengizinan rotasi gambar secara acak hingga 40 derajat, Gambar akan diputar secara acak dalam rentang 0 hingga 40 derajat ke kiri atau ke kanan. Rotasi ini menambah variasi pada data latih dengan menghadirkan gambar dalam berbagai orientasi, membantu model belajar mengenali objek meskipun berada dalam orientasi yang berbeda.

3. Width Shift Range

Pada tahapan ini dilakukan pergeseran gambar secara horizontal (ke kiri atau ke kanan secara acak sebesar 20% dari lebar gambar. Pergeseran ini membantu model belajar mengenali objek yang mungkin tidak selalu terpusat dalam gambar.

4. Height Shift Range

Pada tahapan ini dilakukan pergeseran gambar secara vertikal (ke atas atau ke

bawah) secara acak sebesar masksimal 20% dari tinggi gambar. Sama seperti pergeseran horizontal, ini membantu model menjadi lebih *robust* terhadap objek yang posisinya bervariasi dalam gambar.

5. Shear Range

Pada tahapan ini dilakukan penerapan transformation shear (geser) dengan rentang hingga 20% yang dapat mengubah bentuk gambar secara miring. Shearing mengubah bentuk gambar seperti menggambar paralelogram, memberikan variasi bentuk yang berbeda pada objek dalam gambar, dan membantu model mengenali objek meskipun bentuknya sedikit terdistorsi.

6. Zoom Range

Pada tahapan ini dilakukan pengizinan zoom in zoom out (gambar akan diperbesar atau diperkecil) secara acak dalam rentang hingga 20%, ini membantu model mengenali objek dengan berbagai skala dan variasi ukuran objek.

7. Horizontal Flip

Pada tahapan ini dilakukan pembalikan gambar secara horizontal (cermin) secara acak, ini berguna terutama dalam mengenali objek yang simetris atau yang penampakannya tidak berubah secara signifikan ketika dibalik secara horizontal. Fungsi ini juga membuat model mengenali objek meskipun orientasinya dibalik.

8. Nearest

Pada tahapan ini dilakukan, pengisian area kosong yang mungkin muncul akibat augmentasi dengan piksel terdekat. Saat transformasi (seperti pergeseran, pemutaran, atau *shear*) menghasilkan piksel kosong (tidak ada informasi), piksel kosong tersebut akan diisi menggunakan nilai piksel terdekat (*nearest neighbor*). Ini

membantu menjaga kualitas gambar setelah transformasi.

c. Pembagian Dataset

Pembagian *dataset* yaitu membagi dataset citra ikan air tawar yang berjumlah 350 label citra ke dalam data latih, data uji dan data *valid*, dengan perbandingan 66% (230 Gambar) data latih dan 29% (100 Gambar) data uji serta 5% (20 Gambar) data *valid*.

d. Implementasi CNN

CNN adalah tahapan untuk membuat model klasifikasi CNN berdasarkan data latih yang telah ditentukan sebelumnya yaitu 230 gambar.

e. Evaluasi Model

Pada tahapan ini dilakukan evaluasi terhadap model yang telah dilatih menggunakan data latih yang telah ditentukan sebelumnya yaitu sebanyak 100 gambar untuk mendapatkan hasil akurasi yang baik. Berikut adalah contoh penerapan perhitungan *manual* akurasi, val akurasi, *loss* dan val *loss*, misalkan kita memiliki *dataset* kecil dan model sederhana, kita dapat menghitung nilai akurasi dan kerugian sebagai berikut:

 Accuracy: Misalnya, dari 100 data pelatihan, model memprediksi 80 data dengan benar:

$$Accuracy = \frac{80}{100} = 0.80$$

2. Val *Accuracy*: Misalnya, dari 50 data validasi, model memprediksi 20 data dengan benar:

$$Val\ Accuracy = \frac{20}{50} = 0.40$$

 Loss: Misalkan kita menggunakan Categorical Cross-Entropy sebagai fungsi loss dan memiliki nilai loss individual sebagai berikut untuk 3 data pelatihan:

$$Loss = -(y1log(y^1) + y2log(y^2) + y3log(y^3))$$

Misalnya, target (y) dan prediksi (y^) adalah:

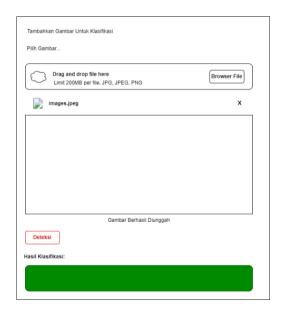
$$y = [1,0,0], y^{\wedge} = [0.7,0.2,0.1] \rightarrow Loss = -(1log(0.7) + 0log(0.2) + 0log(0.1))$$
$$= -log(0.7) \approx 0.3567$$

- 4. Val Loss: Sama seperti perhitungan loss di atas, tetapi dilakukan pada data validasi.
- f. Deploy Model

Pada tahapan *deploy* model, model yang telah dibuat akan di *deploy* pada sebuah sistem sederhana dengan *library python* yaitu *streamlit* untuk melakukan klasifikasi penyakit pada ikan air tawar.

3.4. Desain Perancangan Antarmuka

Desain perancangan antarmuka, atau desain antarmuka pengguna (*UI Design*), adalah proses merancang tampilan dan interaksi antara pengguna dan sistem, baik itu aplikasi, situs web, atau perangkat lainnya. Berikut adalah gambaran perancangan antarmuka dari implementasi CNN untuk klasifikasi penyakit pada ikan air tawar, dapat dilihat pada Gambar 3.3.



Gambar 3.3. Desain Perancangan Antarmuka untuk inputan gambar

3.5. Pengujian Black Box

Setelah melakukan *deploy* model ke *streamlit* dilakukan pengujian terkait hasil klasifikasi yang dihasilkan oleh model terhadap gambar penyakit ikan yang baru, dimana nantinya hasil klasifikasi berupa kelas *Aeromoniasis*, *Bacterial Gill Disease* (BGD), *Saprolegniasis*, Parasit dan *Tail and Fin Rot*.

3.6. Alat dan Bahan Penelitian

Dalam melakukan penelitian ini, ada beberapa spesifikasi alat penelitian yang harus dipenuhi. Spesifikasi alat maksudnya adalah standar minimal dari alat (tools) yang di gunakan sebagai wadah utama untuk melakukan penelitian ini. Spesifikasi alat antara lain sebagai berikut:

3.6.1. Detail Spesifikasi Hardware

Detail Spesifikasi Hardware dapat dilihat pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Detail Spesifikasi Hardware

| No | Jenis | Spesifikasi |
|----|--------------|--|
| 1. | Pc | Acer Aspire E5-411G |
| 2. | Processor | Intel(R) Celeron(R) CPU N2840 @ 2.16GHz, ~2.2GHz |
| 3. | Memori (RAM) | 4 GB RAM |
| 4. | SSD | 300 GB |
| 5. | System Type | 64-bit |

3.6.2. Detail Spesifikasi Software

Detail Spesifikasi Software dapat dilihat pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2. Detail Spesifikasi Software

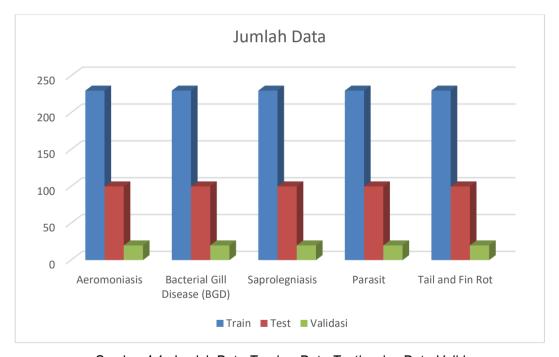
| No | Jenis | Nama | Keterangan |
|----|---------------------|-----------------|-----------------------------------|
| 1. | Sistem Operasi | | Sistem operasi yang digunakan |
| | | 64 Bit | Selama Penelitian |
| 2. | Aplikasi Pengolahan | Microsoft Excel | Untuk mengolah data csv atau data |
| | Data | 2016 | set |
| 3. | Bahasa Pemrograman | Python | Digunakan untuk pembuatan |
| | | | sistem/aplikasi |

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Analisis Dataset

Data yang digunakan pada penelitian ini menggunakan dataset terbuka (open dataset) yang diambil dari platform Kaggle, yaitu dataset Freshwater Fish Disease Aquaculture in south asia. Dataset tersebut terdiri dari 5 kelas, yaitu meliputi Aeromoniasis, Bacterial Gill Disease (BGD), Saprolegniasis, Parasit, Tail and Fin Rot. Seluruh label berjumlah 350 data, dengan jumlah data train 230, data test 100 dan data valid sebanyak 20 data. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada gambar 4.1.



Gambar 4.1. Jumlah Data Traning, Data Testing dan Data Valid

Kelebihan dari dataset ini memiliki beragam gambar data peyakit pada ikan air tawar yang lebih kompleks dan dataset ini sudah difilter sehingga bisa siap dipakai dalam proses pemodelan algoritma pada penelitian ini. Dimana datanya sudah dibagi menjadi data uji dan data latih dari masing-masing kelas.

4.2. Preprocessing Data

Pada tahapan ini dilakukan pemrosesan data untuk mengolah atau mempersiapkan data agar bisa diolah oleh algoritmanya, berikut tahapannya:

1. Rescale

Pada tahapan ini dilakukan normalisasi, semua nilai piksel gambar yang awalnya berada dalam rentang 0-255 akan dibagi dengan 255 sehingga menjadi rentang 0-1. Ini penting untuk mempercepat konvergensi saat melatih model karena nilai piksel yang lebih kecil membuat algoritma optimasi bekerja lebih efisien. Ini dilakukan untuk normalisasi data sehingga model lebih cepat dan mudah untuk dilatih.

2. Rotation Range

Pada tahapan ini dilakukan pengizinan rotasi gambar secara acak hingga 40 derajat, Gambar akan diputar secara acak dalam rentang 0 hingga 40 derajat ke kiri atau ke kanan. Rotasi ini menambah variasi pada data latih dengan menghadirkan gambar dalam berbagai orientasi, membantu model belajar mengenali objek meskipun berada dalam orientasi yang berbeda.

3. Width Shift Range

Pada tahapan ini dilakukan pergeseran gambar secara horizontal (ke kiri atau ke kanan) secara acak sebesar 20% dari lebar gambar. Pergeseran ini membantu model belajar mengenali objek yang mungkin tidak selalu terpusat dalam gambar.

4. Height Shift Range

Pada tahapan ini dilakukan pergeseran gambar secara vertikal (ke atas atau ke bawah) secara acak sebesar masksimal 20% dari tinggi gambar. Sama seperti pergeseran horizontal, ini membantu model menjadi lebih *robust* terhadap objek yang posisinya

bervariasi dalam gambar.

5. Shear Range

Pada tahapan ini dilakukan penerapan *transformation shear* (geser) dengan rentang hingga 20% yang dapat mengubah bentuk gambar secara miring. *Shearing* mengubah bentuk gambar seperti menggambar paralelogram, memberikan variasi bentuk yang berbeda pada objek dalam gambar, dan membantu model mengenali objek meskipun bentuknya sedikit terdistorsi.

6. Zoom Range

Pada tahapan ini dilakukan pengizinan zoom in zoom out (gambar akan diperbesar atau diperkecil) secara acak dalam rentang hingga 20%, ini membantu model mengenali objek dengan berbagai skala dan variasi ukuran objek.

7. Horizontal Flip

Pada tahapan ini dilakukan pembalikan gambar secara horizontal (cermin) secara acak, ini berguna terutama dalam mengenali objek yang simetris atau yang penampakannya tidak berubah secara signifikan ketika dibalik secara horizontal. Fungsi ini juga membuat model mengenali objek meskipun orientasinya dibalik.

8. Nearest

Pada tahapan ini dilakukan, pengisian area kosong yang mungkin muncul akibat augmentasi dengan piksel terdekat. Saat transformasi (seperti pergeseran, pemutaran, atau *shear*) menghasilkan piksel kosong (tidak ada informasi), piksel kosong tersebut akan diisi menggunakan nilai piksel terdekat (nearest neighbor). Ini membantu menjaga kualitas gambar setelah transformasi.

Secara keseluruhan, *ImageDataGenerator* ini akan menghasilkan variasi yang lebih

beragam dari gambar asli, yang membantu model generalisasi lebih baik dengan meningkatkan performa pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Proses ini membuat model lebih tangguh terhadap variasi dalam data latih dan membantu mengurangi overfitting. Semua parameter ini bekerja bersama untuk melakukan augmentasi data, yang berarti menciptakan variasi dari gambar asli. Tujuannya adalah untuk meningkatkan jumlah dan keragaman data pelatihan, yang membantu model pembelajaran mesin atau pembelajaran mendalam menjadi lebih robust dan generalisasi lebih baik. Dengan memperkenalkan variasi ini, model menjadi lebih mampu mengenali objek dalam berbagai kondisi, orientasi, dan skala, yang meningkatkan performa model pada data yang tidak terlihat sebelumnya.

Berdasarkan *preprocessing* data diatas, berikut kodingan *preprocessing* data pada dataset, dapat dilihat pada gambar 4.2.

Gambar 4.2. Preprocessing data

Beridasarkan gambar 4.2 menjelaskan, dimana *preprocessing* data diatur dengan *rescale*=1./255, *rotation_range*=40, *width_shift_range*=0.2, *height_shift_range*=0.2, *shear_range*=0.2, *zoom_range*=0.2, horizontal_*flip*=True, *fill_mode='nearest'*. Tahapan ini dibuat agar data yang digunakam siap diolah oleh algoritma CNN.

4.3. Implementasi CNN

Pada tahapan ini masuk pada proses implementasi algoritma CNN untuk mengevaluasi model. Berikut tahapan implementasi evaluasi model pada gambar 4.3.

```
model = Sequential([
    Conv2D(32, (3, 3), activation='relu', input_shape=(150, 150, 3)),
    MaxPooling2D(2, 2),
    Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'),
    MaxPooling2D(2, 2),
    Conv2D(128, (3, 3), activation='relu'),
    MaxPooling2D(2, 2),
    Flatten(),
    Dense(512, activation='relu'),
    Dropout(0.5),
    Dense(num_classes, activation='softmax')
])
```

Gambar 4.3 Tahapan implementasi evaluasi model CNN

Berikut penjelasan dari arsitektur CNN berdasarkan gambar 4.3:

1. Input Layer

Input Layer adalah lapisan pertama yang menerima data mentah dalam bentuk gambar. Fungsi utama dari input layer adalah untuk menentukan dimensi dari data yang akan diproses oleh jaringan. Dalam kode yang diberikan disini 'input_shape=(150, 150, 3), yang dimana input layer menerima gambar dengan ukuran 150x150 piksel dan 3 saluran warna (RGB). Berikut baris kodingan yang berfungsi untuk input layer pada gambar 4.4.

```
Conv2D(32, (3, 3), activation='relu', input_shape=(150, 150, 3)),
```

Gambar 4.4 Input Layer

2. Convolutional Layer

Convolutional Layer adalah lapisan pada CNN yang bertugas untuk melakukan proses konvolusi dari citra digital input dengan menggunakan filter telah ditentukan untuk mendapatkan feature map. Filter yang digunakan pada proses Convolutional Layer adalah

berukuran 3x3. Proses dari konvolusi juga dapat ditentukan berdasarkan dari pergeseran *filter* yang dimasukan atau yang biasa disebut dengan *Stride* yang bernilai 1. Berikut kodingan untuk convolution layer dapat dilihat pada gambar 4.5.

```
Conv2D(32, (3, 3), activation='relu', input_shape=(150, 150, 3)),
    MaxPooling2D(2, 2),
    Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'),
    MaxPooling2D(2, 2),
    Conv2D(128, (3, 3), activation='relu'),
    MaxPooling2D(2, 2),
```

Gambar 4.5. Kodingan Convolution Neural Network

Penjelasan:

Conv2D(32, (3, 3), activation='relu', input_shape=(150, 150, 3)): Layer konvolusi pertama dengan 32 filter berukuran 3x3. Kemudian fungsi aktivasi ReLU dan input_shape ditentukan sebagai (150, 150, 3) untuk gambar RGB 150x150 piksel dan 3 saluran RGB.

MaxPooling2D(2, 2): Max pooling dengan ukuran 2x2 untuk mengurangi dimensi peta fitur. Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'): Layer konvolusi kedua dengan 64 filter berukuran 3x3. Kemudian fungsi aktivasi ReLU.

MaxPooling2D(2, 2): Max pooling dengan ukuran 2x2.

Conv2D(128, (3, 3), activation='relu'): Layer konvolusi ketiga dengan 128 filter berukuran 3x3. Kemudian fungsi aktivasi ReLU.

MaxPooling2D(2, 2): Max pooling dengan ukuran 2x2.

3. ReLu Layer

Retrified Linear Unit (Relu) layer adalah lapisan yang menerapkan fungsi aktivasi Relu. Fungsi aktivasi ReLu ini mengambil sebuah nilai input dan membatasi nilainya sampai nol yaitu mengubah nilai negatif menjadi nol berguna untuk menghilangkan nilai negatif pada

hasil layer sebelumnya.

4. Pooling Layer

Pooling layer adalah sebuah filter dengan ukuran dan stride tertentu yang akan bergeser pada seluruh area feature map. Proses pooling yang umum digunakan adalah max pooling yaitu mencari nilai maksimum dalam suatu area tertentu. Hal ini bertujuan untuk mengurangi ukuran feature map pada layer sebelumnya.

5. Flatten Layer

Pada lapisan ini dibentuk suatu nilai vektor yang terbentuk dari nilai *matrix* dari hasil proses *max pooling feature map*. Hasil *flatten layer* ini kemudian menjadi nilai *input* yang akan dimasukan pada *Fully connected Layer* untuk mendapatkan hasil klasifikasi.

6. Fully Connected Layer

Fully connected layer mendapat nilai input dari hasil flatten layer pada proses sebelumnya.

Setelah algoritma CNN diproses maka, selanjutnya masuk pada tahap kompilasi model, melatih model dan evaluasi model dengan data *testing*. Berikut kodingan dari proses tersebut terdapat pada gambar 4.6.

Gambar 4.6 Tahapan implementasi evaluasi model CNN

Berdasarkan gambar 4.6 pada tahap awal model sequential, yang dimana pada tahap

pertama dibuatkan arsitektur CNN, kemudian masuk pada kompilasi model atau *compile* model, selajutnya melatih model yang akan diimplementasikan, lalu kita evaluasi model dengan data *testing*.

4.4. Deploy Model

Pada tahapan ini, dilakukan *deploy* model dari model yang telah dilatih sebelumnya, *deploy* model ini menggunakan *streamlit*. Untuk melakukan *deploy* ke *streamlit* dapat dilihat pada gambar 4.7 berikut.

```
import streamlit as st
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.models import load_model
from tensorflow.keras.preprocessing import image
import numpy as np
```

Gambar 4.7. Deploy model ke Streamlit

Berdasarkan gambar 4.7 tahap pertama yang dilakukan untuk *deploy* model yaitu *import library* terdahulu, yang dimana pertama kita mengimport fungsi *streamlit* untuk membuat antarmuka web, kemudian ada fungsi *tensorflow* untuk memuat dan menggunakan model pembelajaran mesin khususnya *convolution neural network*, lalu ada fungsi *numpy* untuk melakukan operasi numerik.

Kemudian setelah *import library*, kita akan memuat model yang telah dilatih sebelumnya dimuat dari file 'model_cnn.h5'. untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada gambar 4.8.

```
model = load_model('model_cnn.h5')
```

Gambar 4.8 Memuat model CNN

Selanjutnya kita masuk pada tahap memuat dan mempersiapkan gambar, agar

inputan citra atau gambar dapat diproses oleh algoritmanya. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada gambar 4.9.

```
def load_and_preprocess_image(img_path):
    img = image.load_img(img_path, target_size=(150, 150))
    img_array = image.img_to_array(img)
    img_array = np.expand_dims(img_array, axis=0)
    img_array /= 255.0 # Rescale the image
    return img_array
```

Gambar 4.9 Proses memuat dan mempersiapkan gambar

Berdasarkan gambar 4.9 fungsi dari proses ini memuat gambar dari *path* yang diberikan, mengubah ukurannya menjadi 150x150 piksel, kemudian mengubahnya menjadi *array numpy*, menambahkan dimensi tambahan agar sesuai dengan *input* model, dan menormalisasi nilai piksel.

Pada tahap berikutnya masuk pada pembuatan desain tampilan antarmuka (UI) yaitu pada tampilan judul dan file *uploader* pada *streamlit*, pada bagian ini untuk menambahkan judul aplikasi dan *widget* untuk mengunggah file gambar. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada gambar 4.10.

```
st.title("Klasifikasi Penyakit Ikan Dengan CNN")
st.write("Tambahkan Gambar Untuk Klasifikasi")
uploaded_file = st.file_uploader("Pilih Gambar...", type=["jpg", "jpeg", "png"])
```

Gambar 4.10 Kodingan untuk desain judul aplikasi dan file uploader

Berikutnya masuk pada tahap menyimpan file yang di unggah dan tampilkan gambar yang diunggah, dimana file yang diunggah oleh *user* akan ditampilkan oleh sistem. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada gambar 4.11.

```
if uploaded_file is not None:
    # Menyimpan file yang diunggah untuk sementara
    with open("temp_image.jpg", "wb") as f:
        f.write(uploaded_file.getbuffer())

# Tampilkan gambar yang diunggah
    st.image(uploaded_file, caption='Gambar Berhasil Diunggah', use_column_width=True)
```

Gambar 4.11 Kodingan untuk menyimpan dan menampilkan gambar

Berdasarkan gambar 4.11 'if uploaded_file is not None', baris ini berfungsi untuk mengecek apakah ada file yang diunggah oleh pengguna. Untuk fungsi 'uploaded_file' akan berisi objek file yang diunggah sedangkan 'None' disini berfungsi jika tidak ada file yang diunggah.

Kemudian terakhir masuk pada pembuatam tombol untuk mendeteksi dan mengklasifikasi gambar. Berikut kodingan untuk membuat tombol deteksi dan klasifikasi gambar pada gambar 4.12.

```
# Tombol untuk memulai klasifikasi
if st.button("Deteksi"):
    # Muat dan praproses gambar
    img_array = load_and_preprocess_image("temp_image.jpg")

# Buat Prediksi
    prediction = model.predict(img_array)
    predicted_class = np.argmax(prediction, axis=1)

# Tentukan Label Kelas
    labels = ['Aeromoniasis', 'Bacterial Gill Disease', 'Parasit', 'Saprolegniasis', 'Tail and Fin Rot']

# Tampilkan hasil prediksi
    st.write("Hasil Klasifikasi: ")
    st.success(f"{labels[predicted_class[0]]}"
```

Gambar 4.12 Membuat tombol deteksi dan klasifikasi gambar

Sesuai dengan gambar 4.12 dapat dilihat terdapat pembuatan tombol deteksi yang dimana, jika tombol "Deteksi" ditekan, gambar yang diunggah dimuat dan diproses. Model digunakan untuk memprediksi kelas gambar, hasil prediksi kemudian ditampilkan dengan label yang sesuai. Berikut adalah tampilan dari *streamlit* yang dibuat pada gambar 4.13.



Gambar 4.13 Tampilan streamlit klasifikasi penyakit ikan dengan CNN

Berdasarkan gambar 4.13 untuk mengklasifikasikan penyakit ikan air tawar pada *streamlit* ini, yang perlu dilakukan pertama kali yaitu kita menginput atau mengupload file untuk diklasifikasikan pada *streamlit* tersebut. Berikut tampilan setelah gambar diinput, dapat dilihat pada gambar 4.14.



Gambar 4.14. Tampilan streamlit setelah gambar diinput

Setelah gambar terinput, kemudian kita menekan tombol *button* deteksi untuk pengeksekusi model yang akan diklasifikasi. Setelah dilakukan klasifikasi untuk mendeteksi gambar tersebut termasuk pada penyakit apa, maka akan muncul jenis penyakit dari *input*-

Klasifikasi Penyakit Ikan Dengan Tambahkan Gambar Untuk Klasifikasi Drag and drop file here Browse files images (5).jpeg 8.7KB Hasil Klasifikasi: Aeromoniasis: 84.65% Bacterial Gill Disease: 4.21% Parasit: 10.37% Saprolegniasis: 0.11% Tail and Fin Rot: 0.64%

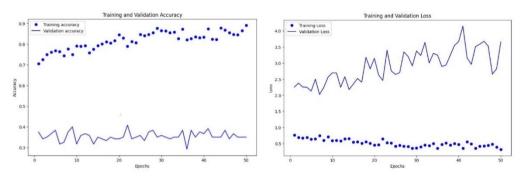
an gambar, untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada gambar 4.15.

Gambar 4.15. Tampilan streamlit untuk hasil deteksi

4.5. Pengujian Algoritma

Pengujian algoritma adalah proses evaluasi untuk memastikan bahwa algoritma yang dikembangkan berfungsi dengan benar dan sesuai dengan tujuan yang diinginkan. Hasil penelitian dengan menerapkan model *Convolution Neural Network*, akurasi yang dihasilkan pada proses *training* sebesar 95% dengan nilai *loss* sebesar 0.1405, dan validasi akurasi

sebesar 3.6654 dengan nilai validasi *loss* sebesar 0.3500 dengan *epoch* 50. Berikut perbandingan grafik *accuracy* dan *loss* dapat dilihat pada gambar 4.16.



Gambar 4.16 Perbandingan Accuracy dan Loss

Ket: Titik-titik biru pada gambar di atas adalah *Accuracy* dan *Loss* sedangkan untuk garis biru adalah val *accuracy* dan val *loss*, akurasi yang dihasilkan 95% dan loss 5%. Berikut tabel *epoch* sebanyak 50 *epoch* beserta *accuracy*, val *accuracy*, *loss* dan val *loss*. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada tabel 4.1.

Tabel 4.1 Accuracy dan Loss

| Epoch | Accuracy | Val Accuracy | Loss | Val Loss |
|-------|----------|--------------|--------|----------|
| 1 | 0.7675 | 2.2548 | 0.7052 | 0.3750 |
| 2 | 0.6947 | 2.3774 | 0.7248 | 0.3417 |
| 3 | 0.6751 | 2.2558 | 0.7487 | 0.3500 |
| 4 | 0.6869 | 2.2489 | 0.7603 | 0.3667 |
| 5 | 0.6314 | 2.1285 | 0.7683 | 0.3833 |
| 6 | 0.6464 | 2.4998 | 0.7633 | 0.3167 |
| 7 | 0.7416 | 2.0263 | 0.7436 | 0.3250 |
| 8 | 0.6020 | 2.2461 | 0.7771 | 0.3750 |
| 9 | 0.7119 | 2.5608 | 0.7487 | 0.4000 |
| 10 | 0.5871 | 2.6956 | 0.7901 | 0.3167 |
| 11 | 0.5970 | 2.6955 | 0.7887 | 0.3583 |
| 12 | 0.5819 | 2.2489 | 0.7923 | 0.3667 |
| 13 | 0.6409 | 2.5775 | 0.7574 | 0.3583 |
| 14 | 0.6534 | 2.1765 | 0.7756 | 0.3167 |
| 15 | 0.5459 | 2.3509 | 0.7923 | 0.3500 |
| 16 | 0.5579 | 2.5215 | 0.8003 | 0.3417 |
| 17 | 0.5050 | 2.4078 | 0.8105 | 0.3333 |
| 18 | 0.5504 | 3.1798 | 0.8046 | 0.3500 |
| 19 | 0.5092 | 2.8208 | 0.8170 | 0.3417 |
| 20 | 0.4550 | 3.1486 | 0.8453 | 0.3417 |

| 21 | 0.4638 | 2.6334 | 0.8286 | 0.3500 |
|----|--------|---------------------------------------|--------|--------|
| 22 | 0.6403 | 2.4597 | 0.7894 | 0.4083 |
| 23 | 0.5232 | 3.3989 | 0.8119 | 0.3417 |
| 24 | 0.5178 | 2.7588 | 0.8061 | 0.3500 |
| 25 | 0.4144 | 2.6467 | 0.8460 | 0.3583 |
| 26 | 0.4458 | 2.7044 | 0.8410 | 0.3333 |
| 27 | 0.4150 | 3.3459 | 0.8460 | 0.3750 |
| 28 | 0.4059 | 3.2066 | 0.8555 | 0.3833 |
| 29 | 0.3497 | 2.9147 | 0.8765 | 0.3500 |
| 30 | 0.3617 | 3.3765 | 0.8649 | 0.3583 |
| 31 | 0.3975 | 3.2372 | 0.8642 | 0.3500 |
| 32 | 0.4505 | 3.6445 | 0.8555 | 0.3417 |
| 33 | 0.4337 | 3.0049 | 0.8577 | 0.3500 |
| 34 | 0.4979 | 3.3032 | 0.8272 | 0.3500 |
| 35 | 0.3528 | 3.2479 | 0.8715 | 0.3833 |
| 36 | 0.4697 | 2.8942 | 0.8206 | 0.2917 |
| 37 | 0.5173 | 2.9401 | 0.8264 | 0.3833 |
| 38 | 0.4531 | 3.2428 | 0.8351 | 0.3500 |
| 39 | 0.4966 | 3.5482 | 0.8301 | 0.3750 |
| 40 | 0.4710 | 3.6708 | 0.8337 | 0.3667 |
| 41 | 0.3550 | 4.1512 | 0.8729 | 0.3917 |
| 42 | 0.5522 | 3.1625 | 0.8243 | 0.3500 |
| 43 | 0.4910 | 2.9603 | 0.8221 | 0.3500 |
| 44 | 0.3498 | 3.5121 | 0.8773 | 0.3500 |
| 45 | 0.4172 | 3.5878 | 0.8678 | 0.3833 |
| 46 | 0.4247 | 3.6781 | 0.8548 | 0.3417 |
| 47 | 0.4475 | 3.5320 | 0.8468 | 0.3667 |
| 48 | 0.4772 | 2.6547 | 0.8446 | 0.3500 |
| 49 | 0.3860 | 2.8273 | 0.8656 | 0.3500 |
| 50 | 0.3187 | 3.6654 | 0.8911 | 0.3500 |
| | | · · · · · · · · · · · · · · · · · · · | | |

Berdasarkan hasil pengujian kinerja evaluasi model, analisis *performa* model selama 50 *epoch* menunjukkan beberapa tren signifikan. Akurasi pada data latihan mulai dari 0.7675 pada *epoch* pertama mengalami fluktuasi dengan penurunan dan kenaikan, mencapai titik terendah di 0.3187 pada *epoch* ke-50. Fluktuasi yang signifikan ini menunjukkan bahwa model mengalami kesulitan dalam mempertahankan konsistensi dalam proses pelatihan. Sementara itu, *loss* pada data latihan mulai dari 0.7052 pada *epoch* pertama dan mengalami peningkatan serta penurunan yang berfluktuasi, mencapai 0.8911 pada *epoch* ke-50.

Meskipun ada periode di mana *loss* menurun, secara keseluruhan, model menunjukkan kesulitan dalam mempertahankan penurunan *loss* yang konsisten.

Akurasi pada data validasi mulai dari 2.2548 pada *epoch* pertama dan mengalami fluktuasi yang signifikan dengan puncak di 4.1512 pada *epoch* ke-41, sebelum turun ke 3.6654 pada *epoch* ke-50. Akurasi validasi yang tinggi dibandingkan akurasi latihan mengindikasikan adanya skala yang tidak konsisten atau mungkin kesalahan dalam pelaporan nilai. Val *loss* mulai dari 0.3750 pada *epoch* pertama dan mengalami fluktuasi yang beragam, mencapai 0.3500 pada beberapa *epoch* terakhir. Meski ada beberapa penurunan pada *epoch* tertentu, *overall* val *loss* tidak menunjukkan *tren* penurunan yang jelas, yang dapat mengindikasikan masalah dalam generalisasi model terhadap data baru, sehingga model bisa lebih baik lagi.

4.6. Pengujian Black Box

Pengujian *black box* dilakukan untuk menguji hasil klasifikasi dari model CNN yang telah dibuat. Berikut pengujian *black box* hasil klasifikasi model CNN, dapat dilihat pada tabel.4.2.

Tabel.4.2 Black Box Testing Hasil Klasifikasi Model CNN

| No | Deskripsi Skenario | Input | Output yang diharapkan | Hasil Pengujian | Kesimpulan |
|----|---|--|---------------------------|--------------------|------------|
| 1 | Deteksi Aeromoniasis | Gambar ikan dengan pendarahan di bagian tubuh | Normal | Normal | Valid |
| 2 | Deteksi Bacterial Gill Disease (BGD) | Gambar ikan dengan busuk pada insang ikan | Normal | Normal | Valid |
| 3 | Deteksi Saprolegniasis | Gambar ikan dengan bercak putih berbulu seperti kapas di tubuh atau insang | Normal | Normal | Valid |

| 4 | Deteksi Infeksi Parasit | Gambar ikan dengan parasit yang terlihat menempel di tubuh atau insang ikan | Normal | Normal | Valid |
|---|-----------------------------|---|--------|--------------------|--------------------|
| 5 | Deteksi Tail and Fin Rot | Gambar ikan dengan sirip atau ekor yang rusak dan terkelupas | Normal | Normal | Valid |
| 6 | Healty | Gambar ikan sehat dengan motif pada tubuhnya | Normal | Tidak <i>Valid</i> | Tidak <i>Valid</i> |

Berdasarkan tabel 4.2. hasil yang didapatkan dari 5 pengujian diatas seluruhnya *valid*, dapat disimpulkan bahwa model CNN telah berhasil mendeteksi kondisi "Normal" atau *valid* pada berbagai gambar ikan yang memiliki tanda-tanda penyakit seperti *Aeromoniasis*, *Bacterial Gill Disease (BGD), Saprolegniasis*, infeksi Parasit, dan *Tail and Fin Rot*. Semua pengujian menghasilkan *output* yang sesuai dengan yang diharapkan, sehingga dapat dikatakan bahwa model tersebut *valid* untuk skenario yang diuji.

4.7. Hasil Analisis

Dari hasil pelatihan menunjukan bahwa model dari CNN dapat dibilang masih kategori cukup baik, hal ini dikarenakan akurasi yang dihasilkan pada proses *training* sebesar 95% dengan nilai *loss* sebesar 0.1405, dan validasi akurasi sebesar 3.6654 dengan nilai validasi *loss* sebesar 0.3500 dengan *epoch* 50.

Dari hasil analisis model CNN, *loss* dan akurasi yang cukup baik terdapat beberapa faktor sebagai berikut:

1. Hasil deteksi penyakit memiliki beberapa kemiripan dari berbagai penyakit yang ada, seperti penyakit *Aeromoniasis*, *Bacterial Gill Disease* (BGD), *Saprolegniasis*, Parasit, *Tail and Fin Rot* hal ini dikarenakan sistem mengenali fitur dari gambar yang mirip sehingga model tidak mengkalsifikasi gambar sesuai kelas penyakit dengan baik. Berikut adalah hasil

deteksi kemiripan jenis penyakit, untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada tabel 4.3.

Tabel 4.3 Hasil Kemiripan Jenis Penyakit

| No | Ekspresi | Hasil Deteksi | Penjelasan Hasil Deteksi |
|----|---------------------------------|---------------|--|
| 1. | Aeromoniasis | | Ciri yang dihasilkan dari hasil deteksi aeromoniasis yaitu, terdapat luka pendarahan pada tubuh ikan di bagian dada atau perut ikan. Hasil akurasi untuk penyakit aeromoniasis sebesar 78.55%, namun sistem juga mendeteksi kesamaan dengan kelas lain yaitu saprolegniasis sebesar 11.48%. |
| 2. | Bacterial Gill Disease (BGD) | | Ciri yang dihasilkan dari hasil deteksi Bacterial Gill Disease (BGD) yaitu, terdapat busuk pada ingsang ikan yang disebabkan oleh jamur Branchiomyces sp. Hasil akurasi untuk penyakit Bacterial Gill Disease (BGD) sebesar 78.03% namun sistem juga mendeteksi kesamaan dengan kelas lain yaitu Aeromoniasis 16.70%. |
| 3. | Saprolegniasis | | Ciri yang dihasilkan dari hasil deteksi Saprolegniasis yaitu, terdapat bercak yang menyerupai kapas putih pada bagian tubuh ikan yang disebabkan oleh jamur Saprolegnia sp. Hasil akurasi untuk penyakit Saprolegniasis sebesar 99.85% namun sistem juga mendeteksi kesamaan dengan kelas lain yaitu Tail and Fin Rot sebesar 0.14%. |
| 4. | Parasit | | Ciri yang dihasilkan dari hasil deteksi parasit yaitu, terdapat parasit yang timbul pada tubuh ikan. Hasil akurasi untuk penyakit parasit sebesar 55.54% namun sistem juga mendeteksi kesamaan dengan kelas lain yaitu <i>Saprolegniasis</i> sebesar 15.16%. |
| 5. | Tail and Fin Rot | | Ciri yang dihasilkan dari hasil deteksi <i>Saprolegniasis</i> yaitu, terdapat bercak yang menyerupai kapas putih pada bagian tubuh ikan yang disebabkan oleh jamur <i>Saprolegnia sp</i> . Hasil akurasi untuk penyakit <i>Saprolegniasis</i> sebesar 93.97% namun sistem juga mendeteksi kesamaan dengan kelas lain yaitu parasit sebesar 2.83%. |

Pada tabel 4.3. hasil kemiripan deteksi jenis penyakit pada ikan berdasarkan ciri-ciri yang terdeteksi, tingkat akurasi deteksi, dan kesamaan deteksi dengan penyakit lain. Untuk penyakit aeromoniasis, ciri yang terdeteksi adalah adanya luka pendarahan pada tubuh ikan, terutama di bagian dada atau perut, dengan akurasi deteksi sebesar 78.55%, namun sistem juga mendeteksi kesamaan dengan penyakit saprolegniasis sebesar 11.48%. Bacterial Gill Disease (BGD) terdeteksi dengan ciri-ciri busuk pada insang ikan yang disebabkan oleh jamur Branchiomyces sp., memiliki akurasi deteksi 78.03%, tetapi juga menunjukkan kesamaan dengan aeromoniasis sebesar 16.70%. Saprolegniasis dikenali melalui bercak yang menyerupai kapas putih pada bagian tubuh ikan akibat jamur Saprolegnia sp., dengan akurasi deteksi sangat tinggi sebesar 99.85%, namun ada kesamaan dengan Tail and Fin Rot sebesar 0.14%. Untuk penyakit parasit, ciri yang terdeteksi adalah kehadiran parasit pada tubuh ikan dengan akurasi deteksi 55.54%, tetapi juga ditemukan kesamaan dengan Saprolegniasis sebesar 15.16%. Terakhir, Tail and Fin Rot ditandai dengan bercak menyerupai kapas putih pada tubuh ikan akibat jamur Saprolegnia sp., dengan akurasi deteksi 93.97%, namun sistem juga mendeteksi kesamaan dengan penyakit parasit sebesar 2.83%. Penjelasan ini menunjukkan bagaimana sistem mendeteksi berbagai jenis penyakit ikan berdasarkan ciri-ciri spesifik dan akurasi deteksi, serta mengidentifikasi potensi kemiripan gejala dengan penyakit lain untuk mencegah kesalahan diagnosis.

- Gejala yang dideteksi mengalami kemiripan dikarekan ciri-ciri penyakit ikan air tawar yang memiliki banyak kesamaan yang menghasilkan model juga mendeteksi kemiripannya melalui pola yang ada.
- 3. Untuk deteksi gambar penyakit ikan secara *Realtime* hasil deteksi akan lebih baik jika gambar yang terilhat di kamera jelas, dan ciri-ciri penyakit yang muncul juga nampak jelas.

4.8. Pembahasan Hasil

Pada bagian ini, kita membahas temuan dari hasil penelitian mengenai penerapan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengklasifikasi penyakit ikan air tawar. Analisis *dataset* menunjukkan bahwa data yang digunakan terdiri dari lima kelas penyakit: *Aeromoniasis, Bacterial Gill Disease (BGD), Saprolegniasis, Parasit, dan Tail and Fin Rot. Dataset* ini telah difilter dan dibagi menjadi data pelatihan, pengujian, dan validasi, sehingga siap digunakan untuk pemodelan algoritma.

Pada *preprocessing* data, data mencakup langkah-langkah seperti *rescaling*, rotasi gambar, serta pergeseran horizontal dan vertikal untuk mempersiapkan data sebelum dimasukkan ke dalam model CNN. Normalisasi nilai piksel gambar dari rentang 0-255 menjadi 0-1 bertujuan untuk mempercepat proses konvergensi model.

Model CNN yang diimplementasikan terdiri dari beberapa lapisan, termasuk lapisan konvolusi dengan filter 3x3 dan lapisan *fully connected* untuk klasifikasi akhir. Aktivasi *ReLU* digunakan pada setiap lapisan konvolusi untuk memperkenalkan *non-linearitas*. Model kemudian dikompilasi, dilatih, dan dievaluasi menggunakan data pengujian.

Deploy model dilakukan menggunakan streamlit, yang melibatkan import library, memuat model yang telah dilatih, memuat dan mempersiapkan gambar input, serta membuat antarmuka pengguna yang memungkinkan pengguna untuk mengunggah gambar dan melihat hasil klasifikasi secara langsung.

Pengujian algoritma menunjukkan bahwa akurasi model pada data pelatihan mencapai 95% dengan nilai *loss* sebesar 0.1405. Namun, terdapat fluktuasi pada akurasi dan *loss* selama proses pelatihan, yang menunjukkan adanya kesulitan model dalam mempertahankan konsistensi. Akurasi validasi juga menunjukkan fluktuasi yang signifikan,

mengindikasikan potensi masalah dalam generalisasi model.

Pengujian *black box* yang dilakukan untuk mengevaluasi hasil klasifikasi model CNN menunjukkan bahwa sistem mampu mendeteksi berbagai jenis penyakit ikan berdasarkan ciri-ciri spesifiknya. Namun, terdapat beberapa tantangan seperti kemiripan gejala antar penyakit yang dapat menyebabkan kesalahan diagnosis. Misalnya, untuk penyakit *aeromoniasis*, sistem mendeteksi kesamaan dengan kelas *saprolegniasis* sebesar 11.48%. Hal ini menunjukkan bahwa gejala penyakit ikan air tawar memiliki banyak kesamaan, yang menyebabkan model juga mendeteksi kemiripannya melalui pola yang ada .

Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma CNN memiliki kemampuan yang baik dalam mengklasifikasikan penyakit ikan air tawar, meskipun ada beberapa tantangan dalam mempertahankan konsistensi akurasi dan generalisasi model. Sistem ini juga belum bisa mendeteksi dengan baik gambar yang diinputkan karena, sistem hanya mengenali pola yang ada dan model pun hanya mempelajari dari data train yang ada, deploy model menggunakan streamlit juga menunjukkan hasil yang memuaskan dalam hal interaksi pengguna dan kemudahan penggunaan. Namun, kualitas gambar input yang lebih baik dan lebih jelas akan meningkatkan akurasi deteksi penyakit .

BAB V

PENUTUP

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan dengan menerapkan algoritma Convoution Neural Network (CNN), terdapat beberapa kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian ini:

- Data yang diperoleh berhasil diterapkan pada algoritma CNN ini, dimana algoritma tersebut dapat melakukan klasifikasi penyakit pada ikan.
- 2. Model memiliki akurasi yang tinggi. Hal ini ditunjukkan oleh akurasi yang dihasilkan pada proses *training* sebesar 95% dengan nilai *loss* sebesar 0.1405, dan validasi akurasi sebesar 3.6654 dengan nilai validasi *loss* sebesar 0.3500 dengan *epoch* 50.
- Terdapat kemiripan gejala antara berbagai penyakit yang dapat menyebabkan kesalahan diagnosis.
- 4. Model yang dibuat hanya bisa mengenali pola atau bentuk dari penyakitnya saja sehingga yang mirip dengan pola akan terdeteksi oleh sistem sebagai golongan penyakit pada ikan air tawar.

5.2. Saran

CNN merupakan algoritma yang terbilang cukup baik untuk mendeteksi gambar karena tingkat akurasi yang cukup tinggi. Namun, dalam penelitian ini model memiliki beberapa kekurangan yaitu:

 Hasil deteksi akan lebih baik jika kualitas gambar yang diambil jelas dan ciri-ciri penyakit terlihat dengan jelas. Penggunaan kamera dengan resolusi tinggi dan pengaturan pencahayaan yang baik sangat dianjurkan.

- Diharapkan model atau sistem yang dibuat selanjutnya bisa mendeteksi penyakit dengan baik dan lebih jelas sehingga tidak terjadi kemiripan gejala ataupun kesalahan diagosis penyakit pada ikan.
- 3. Pada dataset yang terbilang sedikit sehingga perlu dilakukan penambahan dan variasi dataset citra penyakit ikan air tawar untuk meningkatkan akurasi dan generalisasi model.
- 4. Diharapkan juga penelitian ini bisa dikembangkan lagi menggunakan metode lain yang lebih baik untuk klasifikasi penyakit pada ikan air tawar.

DAFTAR PUSTAKA

- Hikmatia, N. A. E., & Zul, M. I., 2021. Aplikasi Penerjemah Bahasa Isyarat Indonesia Menjadi Suara Berbasis *Android* Menggunakan *Tensorflow*. Jurnal Komputer Terapan (JKT), ISSN:2460-5255, Vol. 7 *Issue* 1, Mei 2021.
- Anissa O. C. P. (2023). Klasifikasi Jenis Anggur Berdasarkan Bentuk Daun Menggunakan Convolutional Neural Network dan K-Nearest Neighbor. Jurnal Ilmiah Teknik Informatika dan Komunikasi, 3(2), 201–224. https://doi.org/10.55606/juitik.v3i2.535.
- Dinas Kelautan dan Perikanan Kabupaten Kulon Progo (2018). Parasit Gyrodactylus sp Penyebab Penyakit pada Ikan Lele yang Sering Muncul di Gunungkidul. https://dkp.gunungkidulkab.go.id/berita-43/gyrodactylus-sp-parasitpenyebabpenyakit-pada-ikan-lele-yang-sering-muncul-di-gunungkidul.html.
- Dinas Kelautan dan Perikanan Kabupaten Kulon Progo (2022). Penyakit Busuk Insang (Gill Rot). https://dkp.kulonprogokab.go.id/detil/381/penyakit-busuk-insang-gill-rot.
- Dinas Kelautan dan Perikanan Kabupaten Kulon Progo (2022). Penyakit Jamur Saprolegnia sp Pada Ikan. https://dkp.kulonprogokab.go.id/detil/328/penyakit-jamur-saprolegniasp-pada-ikan.
- Dinas Kelautan dan Perikanan Provinsi Jawa Tengah (2021). Peta Sebaran Parasit, https://dkp.jatengprov.go.id/index.php/artikel/blpkil/peta-sebaran-parasit-tahun-2019.
- Fauzi, S; Eosina, P; Laxmi, G. F. (2019). Implementasi *Convolutional Neural Network* Untuk Identifikasi Ikan Air Tawar. Jurnal SEMANTI, 2(1), 163–167.
- Herwanto, H; Chusna, N. L; Arif, M. S. (2021). Klasifikasi SMS Spam Berbahasa Indonesia Menggunakan Algoritma *Multinomial Naïve Bayes*. Jurnal Media Informatika Budidarma, 5(4), 1316–1325. https://doi.org/10.30865/mib.v5i4.3119.
- Hu, L., & Ge, Q., 2020. Automatic facial expression recognition based on MobileNetV2 in Real-time. Journal of Physics: Conference Series. 1549(2). https://doi.org/10.1088/1742-6596/1549/2/022136.
- Indraswari, R; Herulambang, W; Rokhana, R., 2022. Deteksi Penyakit Mata Pada Citra Fundus Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Ocular Disease Detection on Fundus Images Using Convolutional Neural Network (CNN). Techno.COM, 21(2),
- Kafa, M. H. W; Hidayat, N; Cholissodin, I., 2019. Diagnosis Penyakit Ikan Mas Koki

- Menggunakan Metode *Naïve Bayes Classifier*. Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer, *3*(1), 472–480.
- Kapita, S. N; Mubarak, A; Abdullah, S. Do; Fhadli, M., 2022. Penerapan Algoritma Clustering Khonen-Som dengan Validasi Davies Bouldin Index Pada Pengelompokan Potensi Udang di Indonesia. Indonesian Journal On Information System (IJIS), 7(2), 134-143.
- Mengobati Penyakit Busuk Sirip Pada Ikan. IKANTANI, 14 Maret 2019, https://www.ikantani.com/2019/03/mengobati-penyakit-busuk-sirip-pada-ikan.html.
- Mulyani, Z. L. (2023). Implementasi Metode *Convolutional Neural Network* (CNN) Pada Klasifikasi Citra Serat Kayu (Skripsi). 1–69.
- Nugroho, P. A; Fenriana, I; Arijanto, R., 2020. Implementasi *Deep Learning* Menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) Pada Ekspresi Manusia. Algor, 2, 12–21.
- Nur Arfandi, A; Arief, A; Fhadli, M., 2023. Analisis Perbandingan Metode *Neural Networks* dan *Naïve Bayes* Untuk Klasifikasi Kelayakan Pemberian Kredit (Studi Kasus: Pt. Adira *Finance* Kota Ternate). Jurnal Jaringan dan Teknologi Informasi (JATI). 4(1), 31–38.
- Prakosa, A. B; Hendry; Tanone, R., 2023. Implementasi Model *Deep Learning Convolutional Neural Network* (CNN) Pada Citra Penyakit Daun Jagung Untuk Klasifikasi Penyakit Tanaman. Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi (JUKANTI), 6(1), 107–116.
- Pujiarini, E. H. (2023). *Convolution Neural Network* Untuk Identifikasi Tingkat Kesegaran Ikan Nila Berdasarkan Perubahan Warna Mata. Jurnal Khatulistiwa Informatika, 11(1), 21–25.
- Scottish Water., 2020. *Deep Learning* Untuk Deteksi Wajah Yang Berhijab Menggunakan Algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan *Tensorflow*. 21(1), 1–9.
- Swamynathan, M. 2017. *Mastering Machine Learning with Python in Six Steps. Apress*. https://doi.org/10.1007/978-1-4842-2866-1.
- Tempola, F; Wardoyo, R; Musdholifah, A; Rosihan; Sumaryanti, L. (2024). Classification Of Clove Types Using Convolution Neural Network Algorithm With Optimizing Hyperparamters. Bulletin Of Electrical Engineering And Informatics, 13(1), 444–452.
- Yulita, I., 2002. Efektivitas Bubuk Daun Jambu Biji (*Psidium guadjava*), Daun Sirih (*Piper betle*) dan Daun Sambiloto (*Andrographis paniculata*) Untuk Pencegahan dan Pengobatan pada Ikan Lele Dumbo (*Clarias sp.*) yang di identifikasi dengan Bakteri *Aeromonas hydrophila*. Institut Pertanian Bogor, Bogor.



DAFTAR PERBAIKAN SEMINAR HASIL SKRIPSI

Dengan ini dinyatakan bahwa pada

Hari / tanggal : RABU, 03 JULI 2024

Pukul : 07:30 - 09:30
Tempat : RUANG SIDANG
telah berlangsung Seminar Hasil Skripsi dengan Peserta:

Nama Mahasiswa : NILMITYA LINA NPM : 07352011056

Judul : IMPLEMENTASI CONVOLUTION NEURAL NETWORK (CNN) UNTUK

KLASIFIKASI PENYAKIT PADA IKAN AIR TAWAR BERDASARKAN

CITRA

dinyatakan HARUS menyelesaikan perbaikan, yaitu:

| - Pahami manual CNN | |
|---------------------|--|
| | |
| A ~- 7-0 | |
| Da 111 | |
| | |
| 442 | |
| | |
| | |
| | |
| | |
| | |
| | |
| | |
| | |

Dosen Pembimbing I,

MUHAMMAD FHADLI, S.Kom., M.Sc.



DAFTAR PERBAIKAN SEMINAR HASIL SKRIPSI

| Dengan ini dinyatakan ban | wa pada |
|--|--|
| Hari / tanggal | : RABU, 03 JULI 2024 |
| Pukul | : 07:30 - 09:30 |
| Tempat | : RUANG SIDANG |
| elah berlangsung Seminar | Hasil Skripsi dengan Peserta: |
| Nama Mahasiswa | : NILMITYA LINA |
| NPM | : 07352011056 |
| Judul | : IMPLEMENTASI CONVOLUTION NEURAL NETWORK (CNN) UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT PADA IKAN AIR TAWAR BERDASARKAN CITRA |
| dinyatakan HARUS menye | |
| | dari para penguji |
| Tingkatkan lag | gi penguasaan programming dan juga metode yang |
| digunakan | |
| | nampu menjelaskan dengan baik konsep algoritma step ik secara manual maupun code aplikasi |
| | 22/2/2024 |
| | Alo Civin |
| | AG I |
| | A. |
| 93274 - 544383 77 - 4772 77 - 4744 149-2 | |
| *************************************** | |
| | *************************************** |
| | Dosen Pembimbing II, |
| | Ir. SALKIN LUTE, S.Kom., M.T. NIP. 19860111-014041002 |



DAFTAR PERBAIKAN SEMINAR HASIL SKRIPSI

Dengan ini dinyatakan bahwa pada

Hari / tanggal

: RABU, 03 JULI 2024

Pukul

: 07:30 - 09:30

Tempat

: RUANG SIDANG

Nama Mahasiswa

telah berlangsung Seminar Hasil Skripsi dengan Peserta: : NILMITYA LINA

NPM

: 07352011056

Judul

: IMPLEMENTASI CONVOLUTION NEURAL NETWORK (CNN) UNTUK

KLASIFIKASI PENYAKIT PADA IKAN AIR TAWAR BERDASARKAN

CITRA

| dinyatakan HARUS menyelesaikan perbaikan, yaitu: |
|---|
| - Pelajari definisi salinitas, epoch, overfitting |
| - Jelaskan perbedaan Machine Learning vs Deep |
| Learning |
| - Jelaskan perbedaan antara dataset, data training, |
| data test; Kemudian jelaskan penggunaan data2 |
| tersebut pada penelitian anda, kenapa ada |
| perbedaan (lihat abstrak) |
| - Jelaskan secara rinci cara kerja dari CNN |
| - Buat program (jangan gunakan library) untuk |
| inisialisasi matriks, input matriks, perkalran |
| matriks |
| - Tambahkan penelitian terkait CNN |
| |
| |
| |
| Dosen Penguji I, |



DAFTAR PERBAIKAN SEMINAR HASIL SKRIPSI

| : RABU, 03 JULI 2024 |
|----------------------|
| : 07:30 - 09:30 |
| : RUANG SIDANG |
| |

Nama Mahasiswa

: NILMITYA LINA

NPM

: 07352011056

Judul

: IMPLEMENTASI CONVOLUTION NEURAL NETWORK (CNN) UNTUK

KLASIFIKASI PENYAKIT PADA IKAN AIR TAWAR BERDASARKAN

CITRA

dinyatakan HARUS menyelesaikan perbaikan, yaitu:

| Perbaikan penulisan b inggris | | | | |
|---|-------------|-------------|-----|--------|
| Perhitungan manual di bab 3 | | | | |
| Pernitungan manuai di bab 3 | | | | |
| Bab 4 jelaskan tahap tahapnya | | | | 1 |
| Kesimpulan diperbaiki | | | | A |
| Pengujian sistem diperbaiki | 00-01 | . 2014 | Λ | |
| | <u></u> | 1/ | | |
| | 7 | / / | 1 | |
| | | | 100 | |
| | | | - | \sim |
| | | | | |
| | | | | |
| | | ! | | |
| *************************************** | | | | |
| | | | | |
| *************************************** | | | | |
| *************************************** | | | | |
| | | | | |

Dosen Perguji II,

SAIFUL Do. ABDULLAH, S.T., M.T.

NIDN. 0018029002



Dengan ini dinyatakan bahwa pada

UNIVERSITAS KHAIRUN FAKULTAS TEKNIK PROGRAM STUDI INFORMATIKA

DAFTAR PERBAIKAN SEMINAR HASIL SKRIPSI

| Hari / tanggal | : RABU, 03 JULI 2024 |
|---|--|
| Pukul | : 07:30 - 09:30 |
| Tempat | : RUANG SIDANG |
| telah berlangsung Seminar | Hasil Skripsi dengan Peserta: |
| Nama Mahasiswa | : NILMITYA LINA |
| NPM | : 07352011056 |
| Judul | : IMPLEMENTASI CONVOLUTION NEURAL NETWORK (CNN) UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT PADA IKAN AIR TAWAR BERDASARKAN CITRA |
| dinyatakan HARUS menye | lesaikan perbaikan, yaitu: baahasan terkait hasil penelitian anda |
| | |
| | evulasi dari penelitian anda |
| Kesimpulan belu | m menjawab batasan masalah yang ada |
| | |
| | |
| | <u> </u> |
| 12 | |
| | |
| | -\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\ |
| \D | N' |
| \ | 0 2-24 |
| | 7-7 |
| | <u></u> |
| *************************************** | |
| | |
| | |

Dosen Penguji III,

Dr. MUHAMMAD RIDHA ALBAAR, S.Kom., M.Kom.



KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN, RISET DAN TEKNOLOGI UNIVERSITAS KHAIRUN

FAKULTAS TEKNIK PROGRAM STUDI INFORMATIKA

Kampus III Universitas Khairun, Kelurahan Jati Kota Ternate Selatan http://if.unkhair.ac.id, http://unkhair.ac.id Group FB: if.unkhair

KARTU BIMBINGAN HASIL

Nama Mahasiswa

: Nilmitya Lina

MIM

: 07352011056

Dosen Pembimbing I

: Muhammad Fhadli, S.Kom., M.Sc.

Judul

: Implementasi Convolution Neural Network (CNN) Untuk

Klasifikasi Penyakit Pada Ikan Air Tawar Berdasarkan Citra

| NO | Tanggal | Uraian | Paraf |
|----|------------|-----------------------------------|------------|
| 1 | 5/0,5/2024 | Bunt Program | # |
| | | Buat Program Tunjukkon Program | - <u>M</u> |
| | | Selesuikan bab 4 15 | ₩ |
| | | Ace | -311 |
| | | | |
| | | | |
| | | | |
| | | | |
| | | | |
| | | | |
| | | | |

KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN, RISET DAN TEKNOLOGI UNIVERSITAS KHAIRUN

FAKULTAS TEKNIK PROGRAM STUDI INFORMATIKA

Kampus III Universitas Khairun, Kelurahan Jati Kota Ternate Selatan http://if.unkhair.ac.id, http://unkhair.ac.id Group FB: if.unkhair

KARTU BIMBINGAN HASIL

Nama Mahasiswa

: Nilmitya Lina : 07352011056

MIN

Dosen Pembimbing II Judul

: Ir. Salkin Lutfi, S.Kom., M.T., IPM. : Implementasi Convolution Neural Network (CNN) Untuk

Klasifikasi Penyakit Pada Ikan Air Tawar Berdasarkan Citra

| NO | Tanggal | Uraian | Paraf |
|----|------------|--|-------|
| ١. | 30/15/2024 | - Analins Dataset Detrolkan pre processing down | |
| | | - Complementary CNN - Deploy model. | |
| | | - Uju Algoritma - Analysis Algoritma. | |
| | | - Kesampulan dan Satan | |
| | | - Hilangkan Jadahl penelitian | |
| | | dibab 3 - Lengkapi Stitematika | |
| | | Penulisan. | |
| 2. | 6/06/2029. | Buutkan Simulasi tahapan Library yang dipalkai secur Manual, sesuai teori. | |
| _ | | Jelaskan tahapan Caw. | |



KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN, RISET DAN TEKNOLOGI UNIVERSITAS KHAIRUN

FAKULTAS TEKNIK PROGRAM STUDI INFORMATIKA Kampus III Universitas Khairun, Kelurahan Jati Kota Ternate Selatan http://if.unkhair.ac.id, http://unkhair.ac.id Group FB: if.unkhair

| NO | Tanggal | Uraian | Paraf |
|----|-----------|------------------|----------|
| | 19/6/2029 | Are Sowner Hosil | → |
| | | | |
| | | | |
| | | | |
| | | | |
| | | | |
| | | | |
| | | | |
| | | | |



DAFTAR PERBAIKAN UJIAN SKRIPSI/TUTUP

Dengan ini dinyatakan bahwa pada

Hari / tanggal : RABU, 24 JULI 2024

Pukul : 10:30 - 12:00
Tempat : RUANG PRODI
telah berlangsung Ujian Skripsi/Tutup dengan Peserta:

Nama Mahasiswa : NILMITYA LINA NPM : 07352011056

Judul : IMPLEMENTASI CONVOLUTION NEURAL NETWORK (CNN)

UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT PADA IKAN AIR TAWAR

BERDASARKAN CITRA

| | mi progra | | | |
|-----|-----------|------|------|------|
| / | | 2019 | | |
| - 1 | 1 | 1. | | |
| Ik | to M | 11 | | |
| | | | | |
| | | | | |
| | | | | |
| | | | | |
| | | | | |
| | | | | |
| | | | | |
| | | | | |

Dosen Pembimbing I,

MUHAMMAD FHADLI, S.Kom., M.Sc.



DAFTAR PERBAIKAN UJIAN SKRIPSI/TUTUP

| Dengan ini dinyatakan bah | wa pada |
|---------------------------|-----------------------------|
| Hari / tanggal | : RABU, 24 JULI 2024 |
| Pukul | : 10:30 - 12:00 |
| Tempat | : RUANG PRODI |
| elah berlangsung Ujian Sk | ripsi/Tutup dengan Peserta: |
| Nama Mahasiswa | : NILMITYA LINA |
| NIDA 4 | 07757011056 |

NPM : 07352011056

Judul : IMPLEMENTASI CONVOLUTION NEURAL NETWORK (CNN)

UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT PADA IKAN AIR TAWAR

BERDASARKAN CITRA

| Kuasai das | ar dan ko | nsep ale | goritma | | |
|-------------|-----------|----------|---------|---|--|
| Kuasai apli | | | | | |
| | | | | | |
| | | 1101 | 1604 | *************************************** | |
| • | | 1/04 | 20.9 | | |
| | | Acc | trens | | |
| | | f | ــــــا | | |
| | | | 1 | | |
| | | | | | |
| | | | | | |
| | | | | | |

Dosen Pembimbing II,

Ir. SALKIN LUTFI, S.Kom., M.T. NIP. 198601112014041002



DAFTAR PERBAIKAN UJIAN SKRIPSI/TUTUP

Dengan ini dinyatakan bahwa pada

Hari / tanggal : RABU, 24 JULI 2024

Pukul : 10:30 - 12:00

Tempat : RUANG PRODI

telah berlangsung Ujian Skripsi/Tutup dengan Peserta:

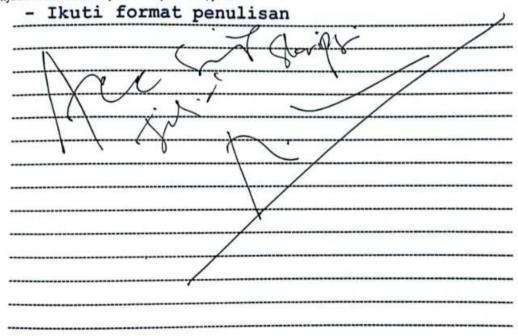
Nama Mahasiswa : NILMITYA LINA NPM : 07352011056

Judul : IMPLEMENTASI CONVOLUTION NEURAL NETWORK (CNN)

UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT PADA IKAN AIR TAWAR

BERDASARKAN CITRA

dinyatakan HARUS menyelesaikan perbaikan, yaitu:



Dosen Penguji I,

ROSIHAN, S.T., M.Cs. NIP. 197607192010121001



DAFTAR PERBAIKAN UJIAN SKRIPSI/TUTUP

Dengan ini dinyatakan bahwa pada

Hari / tanggal : RABU, 24 JULI 2024

Pukul : 10:30 - 12:00

Tempat : RUANG PRODI

telah berlangsung Ujian Skripsi/Tutup dengan Peserta:

Nama Mahasiswa : NILMITYA LINA NPM : 07352011056

Judul : IMPLEMENTASI CONVOLUTION NEURAL NETWORK (CNN)

UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT PADA IKAN AIR TAWAR

BERDASARKAN CITRA

dinyatakan HARUS menyelesaikan perbaikan, yaitu:

| Perhatikan penu Perbaikan kesin | ılisan | | | | | |
|---|--------|--------|------|-----|---|--|
| Perbaikan kesin | npulan | | | | | |
| | | 29-07- | 1014 | | 1 | |
| | | 1 | 1 | V | | |
| | | | 6 | 1 | | |
| *************************************** | | | 1 | 10 | | |
| | | ¥ | K | 100 | 1 | |
| | | | | | | |
| | | | | | | |
| | | | | | | |
| | | | | | | |
| | | | | | | |
| | | | | | | |
| | | | | | | |

Dosen Penguji II,

SAIFUL Do. ABDULLAH, S.T., M.T.

NIDN. 0018029002



DAFTAR PERBAIKAN UJIAN SKRIPSI/TUTUP

| Dengan | ini | din | vata | kan | hal | ıwa | nada | |
|--------|-----|------|-------|------|-----|-----|------|--|
| Dengan | ш | uiii | yata. | rent | Uai | ima | paua | |

Hari / tanggal

: RABU, 24 JULI 2024

Pukul

: 10:30 - 12:00

Tempat

: RUANG PRODI

telah berlangsung Ujian Skripsi/Tutup dengan Peserta:

Nama Mahasiswa

: NILMITYA LINA

NPM

: 07352011056

Judul

: IMPLEMENTASI CONVOLUTION NEURAL NETWORK (CNN)

UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT PADA IKAN AIR TAWAR

BERDASARKAN CITRA

dinyatakan HARUS menyelesaikan perbaikan, yaitu:

Belajar Terkait dasar informatika

Agrogad

Dosen Penguji III,

Dr. MUHAMMAD RIDHA ALBAAR, S.Kom., M.Kom.