

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

**DETEKSI DINI PENYAKIT TANAMAN TEBU
MENGUNAKAN CIPTA DAUN DENGAN PENDEKATAN
TRANSFER LEARNING RESNET152-V2**



SKRIPSI

**Diajukan Sebagai Syarat Untuk Menyelesaikan
Pendidikan Program Strata Satu
Pada Program Studi Informatika**

Di Susun Oleh:

MULAQIYAH FERDY ULYAH

NIM : 2102020011

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA
FAKULTAS ILMU TEKNIK
UNIVERSITAS BINA INSAN
2025**

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

HALAMAN PENGESAHAN SKRIPSI

**DETEKSI DINI KIT TANAMAN TEBU
MENGUNAKAN CITRA SATELIT DAN PENDEKATAN
TRANSFER LEARNING RESNET152-V2**

Oleh :

MULAQIYAH FERDY ULYAH

NIM : 2102020011

Lubuklinggau, Januari 2025

Pembimbing I

Pembimbing II

Novi Lestari, M.Kom

A. Taqwa Martadinata,

M.Kom

Mengetahui,

Dekan Fakultas Ilmu Teknik

Universitas Bina Insan

Dr. Rudi Kurniawan, S.T., M.Kom

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

HALAMAN PERSETUJUAN KOMISI PENGUJI



Pada hari ... tanggal ... Bulan ... tahun 2025 telah dilaksanakan Ujian Skripsi oleh program studi Informatika Universitas Bina Insan Lubuklinggau

Nama : Mulaqiyah Ferdy Ulyah

NIM : 2102020011

Jurusan : Informatika

Judul : Deteksi Dini Penyakit Tanaman Tebu Menggunakan Citra Daun Dengan Pendekatan Transfer Learning ResNet152-V2

Komisi Penguji

1. Ketua : Novi Lestari, M.Kom (.....)

2. Sekretaris : A. Taqwa Martadinata, M.Kom (.....)

3. Anggota : Andri Anto Tri Susilo, M.Kom (.....)

Mengesahkan,

**Ketua Program Studi Informatika
Universitas Bina Insan Lubuklinggau**

Budi Santoso, M.Kom

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

HALAMAN MOTTO DAN UCAPAN TERIMA KASIH



MOTTO :

- Ilmu pengetahuan adalah harta karun yang tidak pernah habis, semakin banyak Anda berbagi, semakin banyak Anda memiliki.
- Setiap detik kita menghabiskan untuk belajar adalah investasi pada masa depan yang lebih cerah.

PERSEMBAHAN :

Ku persembahkan karya tulis ini untuk

- *Kedua orang Tuaku Tercinta yang selalu mendoakan ku.*
- *Saudara ku yang selalu memberikan semangat, motivasi dan doa untuk ku.*
- *Almamaterku yang sangat aku banggakan.*
- *Teman-teman seperjuanganku yang memberikan motivasi untuk ku.*

Protected by PDF Anti-Copy Free
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)
HALAMAN PERNYATAAN



Saya yang bertanda tangan di bawah ini

Nama Mahasiswa : Mulaqiyah Ferdy Ulyah

NIM : 2102020011

Program Studi : Informatika

Menyatakan dengan sesungguhnya bahwa penelitian dan penulisan Skripsi yang saya susun untuk memperoleh gelar sarjana (S1) Program Informatika Fakultas Ilmu Teknik Universitas Bina Insan Lubuklinggau, merupakan hasil kerja saya sendiri dan tidak menyuruh orang lain yang mengerjakannya. Ada bagian tertentu dalam penulisan skripsi ini yang saya kutip dari hasil karya orang lain dan telah saya tuliskan sumbernya secara jelas sesuai dengan norma, kaidah dan etika penulisan ilmiah.

Jika dikemudian hari ternyata terbukti bahwa penelitian dan tugas akhir ini bukan hasil kerja saya sendiri, atau plagiat dalam bagian-bagian tertentu, maka saya bersedia dikenakan sanksi sesuai dengan peraturan perundangan yang berlaku.

Lubuklinggau, Januari 2025

Penulis,

Mulaqiyah Ferdy Ulyah

2102020011

Protected by PDF Anti-Copy Free
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



Biodata

Nama : Mulaqiyah Ferdy Ulyah
Tempat dan Tanggal Lahir : Lubuklinggau, 11 April 2003
Jenis Kelamin : Laki-laki
Agama : Islam
Alamat : Perum Puri Athena Sejahtera blok C06

Pendidikan :

- SD : SD Negeri 17 Lubuklinggau
- SMP/MTS Sederajat : SMP Negeri 1 Lubuklinggau
- SMA/MAN/SMK Sederajat : SMAN 5 Lubuklinggau

Protected by PDF Anti-Copy Free
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



*This study aims to develop an early detection system for sugarcane (*Saccharum officinarum* L) diseases using leaf imagery through a transfer learning approach based on the ResNet152V2 architecture. Leaf diseases such as yellow spot and rust are major obstacles to increasing productivity, as they are often difficult for farmers to identify at an early stage. The utilization of deep learning technology, particularly Convolutional Neural Networks (CNN), provides an effective solution for automatic and accurate plant disease classification. In this research, transfer learning was applied by leveraging pre-trained weights of ResNet152V2 from ImageNet, which were then adapted to the sugarcane leaf dataset. The training results demonstrated that the model achieved a high accuracy of 94.08%, with minimal misclassification across all disease classes. The developed model consistently delivered precise predictions, indicating its strong potential for supporting early disease detection systems in sugarcane cultivation. Therefore, this approach can enhance disease management effectiveness and contribute to sustainable improvements in sugarcane productivity..*

Keyword : *image classification, sugarcane leaf disease, ResNet152V2*

Protected by PDF Anti-Copy Free
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



Penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi dini penyakit pada tanaman tebu (*Saccharum officinarum* L) melalui citra daun menggunakan pendekatan transfer learning berbasis arsitektur ResNet152V2. Penyakit pada daun tebu, seperti bercak kuning dan karat daun, menjadi hambatan utama dalam peningkatan produktivitas karena sulit diidentifikasi secara dini oleh petani. Pemanfaatan teknologi deep learning, khususnya Convolutional Neural Networks (CNN), menawarkan solusi yang efektif untuk klasifikasi penyakit tanaman secara otomatis dan akurat. Dalam penelitian ini, digunakan transfer learning dengan bobot awal ResNet152V2 dari ImageNet, yang kemudian diadaptasi pada dataset citra daun tebu. Hasil pelatihan menunjukkan bahwa model mampu mencapai akurasi tinggi sebesar 94,08%, dengan tingkat kesalahan klasifikasi yang sangat rendah pada setiap kelas penyakit. Model yang dikembangkan terbukti konsisten dalam memberikan prediksi yang akurat, sehingga berpotensi besar mendukung sistem deteksi dini penyakit tebu. Dengan demikian, pendekatan ini dapat meningkatkan efektivitas pengelolaan penyakit serta mendukung produktivitas tebu secara berkelanjutan..

Kata Kunci: klasifikasi citra, penyakit daun tebu, ResNet152V2

Protected by PDF Anti-Copy Free
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



Alhamdulillah puji dan syukur penulis ucapkan kepada Allah SWT atas segala rahmat dan karunia-Nya yang telah memberikan kekuatan dan kesempatan, sehingga penulis dapat menyelesaikan Skripsi ini dengan maksimal dan tepat waktu, untuk diajukan sebagai syarat menyelesaikan Pendidikan Strata Satu (S1) pada Program Studi Informatika Fakultas Ilmu Teknik Universitas Bina Insan Lubuklinggau. Kemudian sholawat beserta salam semoga tetap tercurahkan kepada baginda Nabi Muhammad SAW, keluarga, sahabat, serta umatnya hingga akhir zaman.

Dalam penulisan Skripsi ini penulis telah berusaha sebaik mungkin untuk menyajikan Skripsi ini, baik dari segi isi maupun dari segi desain program. Penulis menyadari dalam penulisan Skripsi ini tentunya masih jauh dari sempurna, hal ini dikarenakan keterbatasan pengetahuan yang dimiliki. Oleh karena itu dalam rangka melengkapi kesempurnaan dari penulisan Skripsi ini diharapkan adanya saran dan kritik yang diberikan bersifat membangun.

Untuk selanjutnya penulis mengucapkan banyak terima kasih kepada pihak-pihak yang telah membantu dalam menyelesaikan Skripsi ini, yaitu:

1. Bapak Dr. H. Sardiyo, MM selaku Rektor Universitas Bina Insan Lubuklinggau.
2. Bapak M. Akbar, S.T, M.IT selaku Pembantu Rektor I Universitas Bina Insan Lubuklinggau.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

3. Bapak Mukhlis Nur Wakhid, M.Pd selaku Pembantu Rektor II Universitas Bina Insan Lubuklinggau.
4. Bapak Dr. Rudi Kurniawan, M.Kom selaku Dekan Fakultas Ilmu Teknik Universitas Bina Insan Lubuklinggau.
5. Bapak Budi Santoso, M.Kom selaku Ketua Prodi Informatika Universitas Bina Insan Lubuklinggau
6. Ibu Novi Lestari, M.Kom selaku Pembimbing I yang telah banyak memberikan ilmu waktu serta bimbingan selama masa perkuliahan dan penulisan Skripsi ini.
7. Bapak A. Taqwa Martadinata, M.Kom selaku Pembimbing II yang telah banyak memberikan perhatian serta bimbingan dalam penyelesaian Skripsi ini.
8. Seluruh Dosen dan Karyawan Universitas Bina Insan yang telah banyak memberikan ilmu pengetahuan dan bimbingan kepada penulis.

Akhir kata semoga penelitian ini dapat bermanfaat bagi tempat penelitian sertasebagai referensi untuk penelitian selanjutnya.

Lubuklinggau, Januari 2025

Penulis

Protected by PDF Anti-Copy Free
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



HALAMAN JUDUL.....	i
HALAMAN PENGESAHAN SKRIPSI.....	ii
HALAMAN PERSETUJUAN KOMISI PENGUJI	iii
HALAMAN MOTTO DAN UCAPAN TERIMA KASIH	iv
HALAMAN PERNYATAAN	v
DAFTAR RIWAYAT HIDUP.....	vi
<i>ABSTRACT</i>	vii
ABSTRAK.....	viii
KATA PENGANTAR	ix
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR TABEL.....	xiii
DAFTAR GAMBAR	xiv
DAFTAR LAMPIRAN	xv
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang Penelitian	1
1.2 Identifikasi Masalah.....	4
1.3 Rumusan Masalah.....	4
1.4 Batasan Masalah	4
1.5 Tujuan dan Manfaat Penelitian	5
BAB II KAJIAN PUSTAKA	7
2.1 Literatur.....	7
2.2 Penelitian Relevan	34
2.3 Kerangka Berpikir.....	41
BAB III METODOLOGI PENELITIAN.....	42
3.1 Metode Penelitian	42
3.2 Metode Pengumpulan Data.....	42
3.3 Metode Pengembangan Sistem	43
3.4 Waktu dan Tempat Penelitian.....	49
3.5 Alat dan Bahan.....	50
3.6 Analisis Kebutuhan dan Desain Sistem	51
3.7 Metode Pengujian Sistem	52

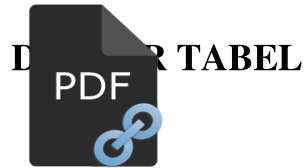
Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

3.8 Rancangan Sistem.....	54
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....	60
4.1 Gambaran Umum.....	60
4.2 Hasil	61
4.3 Pembahasan.....	65
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.....	60
5.1 Kesimpulan	60
5.2 Saran	61



Protected by PDF Anti-Copy Free
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



Tabel 2.1. <i>Confusion Matrix</i>	29
Tabel 2.2. Penelitian Relevan.....	34
Tabel 3.1 Sampel Data	44
Tabel 3.2 Waktu Penelitian	50
Tabel 3.3 Metode Pengujian Sistem.....	52
Tabel 4.1 Layer CNN untuk klasifikasi Penyakit Tanaman Tebu	63
Tabel 4. 2 Tampilan 5 Terakhir dari Hasil Pelatihan	65

Protected by PDF Anti-Copy Free
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



Gambar 2.1 Penyakit <i>Yellow Leaf</i>	11
Gambar 2.2 Penyakit <i>Smut</i>	11
Gambar 2.3 Penyakit <i>Dried Leaves</i>	12
Gambar 2.4 Penyakit <i>Bandes Chlorosis</i>	13
Gambar 2.5 Penyakit <i>Brown Spot</i>	13
Gambar 2.6 Penyakit <i>Viral Disease</i>	14
Gambar 2.7 Penyakit <i>Sett Rot</i>	15
Gambar 2.8 Penyakit <i>Brown Rust</i>	15
Gambar 2.9 Penyakit <i>Grassy Shoot</i>	16
Gambar 2.10 Penyakit <i>Pokkah Boeng</i>	17
Gambar 2.11 Perbedaan <i>Machine Learning</i> dan <i>Deep Learning</i>	20
Gambar 2.12 <i>Neural Network</i>	21
Gambar 2.13 Fungsi Aktifasi ReLU	23
Gambar 2.14 Setelah dilakukan <i>DroupOut</i>	24
Gambar 2.15 Arsitektur <i>ResNet-152</i>	27
Gambar 2.16 Tahapan <i>CRISP-DM</i>	31
Gambar 2.17 Kerangka Berfikir.....	42
Gambar 3.1 Metode Pengembangan Sistem	43
Gambar 3.2 Distribusi Dataset	47
Gambar 3.3 Alur Kerja Sistem.....	55
Gambar 3.4 Rancangan Sistem	57
Gambar 4.1 Hasil Akurasi pelatihan	67
Gambar 4.2 Hasil Kesalahan Pelatihan.....	68
Gambar 4.3 Hasil Evaluasi Model	70
Gambar 4.4 Hasil Confusion Matrix.....	72
Gambar 4.5 Hasil Prediksi	74

Protected by PDF Anti-Copy Free
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

DAFTAR LAMPIRAN



- Lampiran 1.** Lembar Pengajuan Skripsi
- Lampiran 2.** Lembar Bimbingan Proposal Skripsi Pembimbing I dan II
- Lampiran 3.** Lembar Revisi Ujian Proposal
- Lampiran 4.** Lembar Bimbingan Skripsi Pembimbing I dan II
- Lampiran 5.** Lembar Foto Penelitian
- Lampiran 6.** Lembar Surat Keterangan Bebas Plagiasi
- Lampiran 7.** Jurnal

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

BAB I



DAHULUAN

1.1 Latar Belakang Pene

Computer vision merupakan teknologi berbasis *Artificial intelligence* (AI) yang memiliki kemampuan seperti manusia yang dapat melihat, menganalisis suatu objek dalam sebuah gambar. *Computer vision* menggunakan suatu algoritma agar komputer bisa memahami dan menjelaskan tiap-tiap gambar yang diproses. Untuk memperoleh sebuah informasi yang akurat, *computer vision* bekerja dengan cara memasukkan data-data visual kedalam komputer dan kemudian komputer menganalisisnya untuk menemukan sebuah ciri khusus yang disebut pola melalui proses pembelajaran. Pola tersebut nantinya yang akan dijadikan sistem untuk mengenali suatu objek yang sama meskipun dalam kondisi yang berbeda [1].

Tebu (*Saccharum Officinarum L*) merupakan tanaman perkebunan satu musim yang batangnya terdapat zat gula sehingga dapat dimanfaatkan sebagai bahan baku gula dan *vetsin*. Tebu termasuk keluarga rumput-rumputan (*gramineae*) [2]. Tanaman tebu sebagai komoditas Indonesia memberi peranan penting dalam bidang perekonomian karena pertanian tanaman tebu tersebar di banyak daerah di wilayah Indonesia. Hal yang berkaitan dengan pertanian tanaman tebu di Indonesia meliputi varietas tanaman tebu, fase pertumbuhan tebu, sebaran tanaman tebu serta produksi gula di Indonesia [3].

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Hambatan utama dalam peningkatan produktivitas tanaman tebu, seperti yang diamati di kebun tebu milik Pak Iin Sunarji adalah serangan organisme perusak yang menyebabkan berbagai penyakit pada daun tebu. Penyakit-penyakit tersebut, termasuk bercak daun menguning dan karat daun, menjadi faktor utama yang menghambat kualitas dan kuantitas hasil panen. Kondisi lingkungan di perkebunan, seperti kelembaban tinggi, suhu yang tidak stabil, serta praktik budidaya yang belum optimal, turut memperparah penyebaran penyakit tersebut.

Pengelolaan penyakit pada tanaman tebu memerlukan pendekatan terpadu, petani sering menghadapi kesulitan dalam mengidentifikasi jenis penyakit secara akurat dan tepat waktu. Ketidaktahuan mengenai gejala awal sering kali mengakibatkan keterlambatan penanganan, sehingga memperburuk dampak penyakit pada tanaman. Untuk mengatasi tantangan ini, diperlukan pendekatan terpadu yang mencakup penerapan teknik budidaya yang baik, pemantauan berkala, dan penggunaan varietas unggul yang tahan penyakit. Dalam pengembangan teknologi *modern*, pemanfaatan kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) untuk deteksi dini penyakit pada daun tebu menawarkan peluang yang menjanjikan guna meningkatkan efektivitas pengendalian penyakit dan produktivitas tanaman tebu.

Salah satu pendekatan yang mulai banyak diterapkan adalah penggunaan metode *deep learning*, khususnya model *Convolutional Neural Networks* (CNN), untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)
penyakit pada daun tanaman secara otomatis. Dengan bantuan model *deep learning*, gambar yang terinfeksi dapat diolah secara efisien untuk mengidentifikasi penyakit dengan tingkat akurasi yang tinggi.

Selain itu, pendekatan berbasis *transfer learning* telah terbukti efektif dalam meningkatkan performa model untuk deteksi penyakit tanaman, terutama ketika dataset yang tersedia terbatas. Model arsitektur *ResNet152* seperti pada klasifikasi penyakit daun gandum [4], yang dikenal karena kedalamannya dan kemampuannya dalam menangkap fitur kompleks dari gambar, dapat digunakan dengan memanfaatkan bobot awal yang telah dilatih pada dataset skala besar seperti *ImageNet* [5]. Dengan *transfer learning*, model *ResNet152* dapat diadaptasi secara efisien pada dataset spesifik daun tebu yang terinfeksi, baik dari segi waktu pelatihan maupun peningkatan akurasi.

Pendekatan ini memungkinkan ekstraksi fitur yang lebih mendalam dan presisi dari gambar daun tebu, sehingga meningkatkan keakuratan prediksi penyakit. Inovasi ini memberikan harapan besar dalam mendukung produktivitas tanaman tebu melalui deteksi dini dan pengelolaan penyakit yang lebih presisi dan berkelanjutan.

Berdasarkan latar belakang dan permasalahan yang telah diuraikan diatas, maka penulis tertarik untuk melakukan penelitian dengan judul **“Deteksi Dini Penyakit Tanaman Tebu menggunakan Citra Daun Dengan Pendekatan *Transfer Learning ResNet152-V2*”**.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

1.2 Identifikasi Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, maka dapat diidentifikasi masalah yang ada sebagai berikut:



- a. Petani tebu kesulitan dalam mengidentifikasi penyakit daun tebu sehingga dibutuhkan model yang presisi untuk deteksi dini penyakit pada tanaman tebu menggunakan citra daun.
- b. Meningkatkan dan mengotomasi keakuratan proses klasifikasi penyakit pada tanaman tebu berdasarkan citra daun menggunakan model *Transfer Learning* dengan arsitektur *ResNet152-V2*.

1.3 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang dan identifikasi masalah di atas maka penulis merumuskan permasalahan “Bagaimana membangun model untuk deteksi dini penyakit tanaman tebu berdasarkan citra daun dengan pendekatan *Transfer Learning ResNet152-V2*”?.

1.4 Batasan Masalah

Agar penelitian ini tidak menyimpang dari tujuan yang ingin dicapai, maka peneliti menetapkan batasan masalah sebagai berikut :

- a. Model *transfer learning* yang digunakan adalah *ResNet152-V2*.
- b. Menggunakan citra digital daun tebu yang terdiri dari 11 kelas yaitu *Yellow Leaf, Smut, Dried leaves, Brown Spot, Healthy Leaves, Viral Disease, Sett Rot, Brown Rust, Grassy Shoot, dan Pokkah Boeng*.
- c. Bahasa pemrograman menggunakan *Python*.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

- d. Pengujian sistem menggunakan *Confusion Matric*.

1.5 Tujuan dan Manfaat Penelitian



1.5.1 Tujuan Penelitian

1.5.1.1 Tujuan Umum

Tujuan umum dari penelitian ini adalah untuk memenuhi salah satu syarat penyusunan skripsi strata satu (S-1) Program Studi informatika, Fakultas Ilmu Teknik pada Universitas Bina Insan Lubuklinggau.

1.5.1.2 Tujuan Khusus

Secara garis besar penelitian ini bertujuan untuk membangun model klasifikasi untuk mengklasifikasi penyakit tanaman tebu berdasarkan citra daun dengan arsitektur *ResNet152V2*.

1.5.2 Manfaat Penelitian

1.5.2.1 Manfaat bagi Ilmu Pengetahuan

Sebagai sarana pengembangan ilmu pengetahuan dalam bidang *deep learning* yang dapat dijadikan referensi untuk penelitian sejenis.

1.5.2.2 Manfaat bagi Lembaga.

- a) Sebagai bahan pengetahuan untuk peningkatan pengetahuan dan keterampilan mahasiswa Universitas Bina Insan Lubuklinggau.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

b) Untuk mengetahui kemampuan mahasiswa Universitas Bina

Insan Lubuklinggau dalam menerapkan teori yang didapat
dibangku perkuliahan.



1.5.2.3 Manfaat bagi Peneliti

Sebagai bahan pengetahuan bagi peneliti untuk tugas akhir serta sebagai persyaratan dalam menyelesaikan pendidikan Strata Satu (S-1) di Universitas Bina Insan Lubuklinggau.



2.1 Literatur

2.1.1 Deteksi

Deteksi adalah suatu proses untuk memeriksa atau melakukan pemeriksaan terhadap sesuatu dengan menggunakan cara dan teknik tertentu. Deteksi dapat digunakan untuk berbagai masalah, misalnya dalam sistem pendeteksi suatu serangan digital, dimana sistem mengidentifikasi masalah-masalah yang berhubungan dengan gejala-gejala yang ditimbulkan dari serangan digital tersebut. Tujuan dari deteksi adalah memecahkan suatu masalah dengan berbagai cara tergantung metode yang diterapkan sehingga menghasilkan sebuah solusi [6].

Salah satu deteksi dalam *image processing* adalah deteksi objek, Cara kerja deteksi objek adalah menerima masukan berupa gambar dan memberikan dengan menunjukkan hasil klasifikasi sesuai gambar yang diterima. Secara umum, teknologi deteksi objek ini digunakan untuk menganalisis objek, misalnya manusia, bangunan, hewan, tanaman, mobil atau benda lainnya. Seiring dengan perkembangan teknologi, deteksi objek memiliki banyak penerapan di bidang komputer vision, termasuk dalam pembelajaran anak usia dini untuk mengenali benda- benda di sekitarnya [6].

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)
2.2 Tanaman Tebu

Tebu (*Saccharum officinarum* L) merupakan tanaman perkebunan satu musim yang batangnya terdapat zat gula sehingga dapat dimanfaatkan sebagai bahan baku gula dan *vetsin*. Tebu termasuk keluarga rumput-rumputan (*gramineae*). Varietas tebu pada garis besarnya dapat dibedakan menjadi 3, yaitu:

- 1) Varietas Genjah (masak awal), mencapai masak optimal < 12 bulan.
- 2) Varietas Sedang (masak tengahan), mencapai masak optimal pada umur 12-14 bulan.
- 3) Varietas Dalam (masak akhir), mencapai masak optimal pada umur lebih dari 14 bulan.

Tanaman tebu diklasifikasikan seperti berikut ini, Kingdom: *Plantae* (tumbuhan), *Subkingdom: Tracheobionta* (tumbuhan berpembuluh), Super divisi: *Spermatophyta* (menghasilkan biji), Divisi: *Magnoliophyta* (tumbuhan berbunga), Kelas: *Monocotyledone* (berkeping satu), Ordo: *Graminales*, Famili: *Graminae*, Genus: *Saccharum*, dan Spesies: *Saccharum officinarum* L.

Morfologi tanaman tebu adalah sebagai berikut:

1) Batang

Batang tanaman tebu berdiri lurus dan beruas-ruas yang dibatasi dengan buku-buku. Pada setiap buku terdapat mata tunas. Batang

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

tanaman tebu berasal dari mata tunas yang berada di bawah tanah

yang tumbuh dan berkembang membentuk rumpun.

Diameter batang 3-5 cm dengan tinggi batang antara 2-5

meter dan tidak bercabang.

2) Akar

Akar tanaman tebu termasuk akar serabut tidak panjang, yang tumbuh dari cincin tunas anakan. Pada fase pertumbuhan batang, terbentuk pula akar di bagian yang lebih atas akibat pemberian tanah sebagai tempat tumbuh.

3) Daun

Daun tebu berbentuk busur panah seperti pita, berseling kanan dan kiri, berpelelah seperti daun jagung dan tak bertangkai. Tulang daun sejajar, di tengah berlekuk. Tepi daun kadang-kadang bergelombang serta berbulu keras.

4) Bunga

Bunga tebu berupa malai dengan panjang antara 50-80 cm. Cabang bunga pada tahap pertama berupa karangan bunga dan pada tahap selanjutnya berupa tandan dengan dua bulir panjang 3-4 mm. terdapat pula benangsari, putik dengan dua kepala putik dan bakal biji.

5) Buah

Buah tebu seperti padi, memiliki satu biji dengan besar lembaga $\frac{1}{3}$ panjang biji. Biji tebu dapat ditanam di kebun percobaan

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

untuk mendapatkan jenis baru hasil persilangan yang lebih unggul.



2.3 Penyakit Tanaman

Kendala yang paling utama dalam upaya peningkatan produktifitas tebu yakni, hama dan penyakit yang menyerang tanaman tebu. Akibat serangan hama dan penyakit pada tanaman tersebut dapat menurunkan hasil produksi dan menimbulkan kerugian bagi petani.

Penyakit – penyakit pada tanaman tebu adalah sebagai berikut [7]:

1) *Yellow Leaf*

Penyakit ini ditandai dengan menguningnya daun, terutama pada bagian tengah hingga ujung daun. Penyebabnya adalah infeksi *virus Sugarcane yellow leaf virus (SCYLV)*. Penyakit ini menghambat proses fotosintesis, sehingga berdampak pada penurunan produktivitas dan kualitas hasil panen. Untuk lebih jelas pada dilihat pada gambar 1.2.

Protected by PDF Anti-Copy Free
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



Gambar 2.1 Penyakit *Yellow Leaf*

2) *Smut*

Penyakit ini disebabkan oleh jamur *Sporisorium scitamineum* dan ditandai dengan munculnya struktur berbentuk cambuk atau benang hitam pada pucuk tanaman. Infeksi smut menyebabkan pertumbuhan tanaman terhambat, daun kering, serta hasil panen yang berkurang drastis. Untuk lebih jelas pada dilihat pada gambar 2.2.



Gambar 2.2 Penyakit *Smut*

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

3) *Dried Leaves*

Kondisi ini terdapat berbagai faktor, termasuk kekeringan, serangan patogen, dan kurangnya nutrisi. Daun tanaman mengering dan berubah warna coklat, mengganggu proses fotosintesis dan pertumbuhan tanaman secara keseluruhan. Untuk lebih jelas pada dilihat pada gambar 2.3.



Gambar 2.3 Penyakit *Dried Leaves*

4) *Banded Chlorosis*

Penyakit ini ditandai dengan munculnya garis-garis klorosis atau warna kuning pada daun tebu, biasanya sejajar dengan tulang daun. Penyebab utama penyakit ini adalah defisiensi nutrisi seperti magnesium dan potasium, namun infeksi virus juga dapat berkontribusi. *Banded chlorosis* menghambat proses fotosintesis, sehingga mengurangi pertumbuhan dan produktivitas tanaman. Untuk lebih jelas pada dilihat pada gambar 2.4.

Protected by PDF Anti-Copy Free
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



Gambar 2.4 Penyakit *Bandes Chlorosis*

5) *Brown Spot*

Penyakit ini disebabkan oleh jamur *Cercospora sp.* dan ditandai dengan bercak-bercak cokelat pada permukaan daun. Jika tidak diatasi, penyakit ini dapat menyebar ke seluruh daun, menghambat fotosintesis, dan menyebabkan penurunan hasil panen. Untuk lebih jelas pada dilihat pada gambar 2.5.



Gambar 2.5 Penyakit *Brown Spot*

6) *Viral Disease*

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Penyakit akibat infeksi virus seperti *Sugarcane mosaic virus*

(SCMV) menyebabkan mosaik atau pola bercak hijau pucat dan gelap pada daun. Penyakit ini dapat menurunkan hasil panen karena mempengaruhi proses fotosintesis dan kesehatan tanaman.

Untuk lebih jelas dapat dilihat pada gambar 2.6.



Gambar 2.6 Penyakit *Viral Disease*

7) *Sett Rot*

Penyakit ini menyerang bagian stek (sett) tebu yang digunakan untuk pembibitan. Disebabkan oleh jamur *Fusarium moniliforme*, gejalanya meliputi pembusukan, perubahan warna menjadi coklat kehitaman, dan pertumbuhan bibit yang gagal. Untuk lebih jelas dapat dilihat pada gambar 2.7.

Protected by PDF Anti-Copy Free
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



Gambar 2.7 Penyakit *Sett Rot*

8) *Brown Rust*

Penyakit ini disebabkan oleh jamur *Puccinia melanocephala*, ditandai dengan bercak-bercak berwarna coklat kemerahan pada daun. Serangan parah menyebabkan daun menjadi kering dan rontok, sehingga menurunkan produktivitas tanaman. Untuk lebih jelas pada dilihat pada gambar 2.8.



Gambar 2.8 Penyakit *Brown Rust*

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

9) *Grassy Shoot*

Penyakit ini disebabkan oleh infeksi *fitoplasma* dan menyebabkan tanaman tumbuh dengan daun yang sempit serta pucat. Penyakit ini mengganggu perkembangan normal tanaman tebu, menyebabkan penurunan hasil panen yang signifikan. Untuk lebih jelas dapat dilihat pada gambar 2.9.



Gambar 2.9 Penyakit *Grassy Shoot*

10) *Pokkah Boeng*

Penyakit ini disebabkan oleh jamur *Fusarium sp.*, yang mengakibatkan daun terpelintir, robek, serta pucuk tanaman mengalami deformasi. Jika tidak ditangani, penyakit ini dapat menyebabkan kematian pada pucuk dan pertumbuhan yang tidak normal. Untuk lebih jelas dapat dilihat pada gambar 2.10.

Protected by PDF Anti-Copy Free
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



Gambar 2.10 Penyakit *Pokkah Boeng*

2.4 Machine Learning

Machine Learning merupakan sekumpulan teknik yang berfungsi untuk menangani dan memprediksi sekumpulan data dengan cara merepresentasikan data - data tersebut dengan algoritma untuk pembelajaran. Dengan adanya *machine learning*, komputer dapat melakukan pembelajaran secara mandiri dari data-data yang telah diberikan [8].

Sedangkan menurut *machine learning* atau pembelajaran mesin ditandai dengan perangkat lunak yang belajar dari pengalaman sebelumnya. Program komputer seperti itu dapat meningkatkan kinerjanya karena semakin banyaknya data yang tersedia maka kinerjanya semakin baik. Harapannya adalah jika data yang ada cukup, ia akan mempelajari pola dan menghasilkan kecerdasan buatan untuk data yang baru dimasukkan. Nama lain dari *machine learning*

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

adalah pembelajaran induktif, karena kode dari mesin mencoba menyimpulkan struktur data saja [9].

Machine Learning terbagi menjadi 3 tipe berdasarkan cara pembelajarannya:

1. *Supervised learning*

Supervised learning secara keseluruhan adalah tentang proses pembelajaran dari contoh-contoh data yang diberikan label sebelumnya. *Supervised learning* membutuhkan data berlabel untuk dapat melakukan pelatihan data, yang disebut modelnya. Sebagai contoh, memberikan banyak data berupa foto dan rekaman yang sesuai, kita dapat melatih model untuk mengklasifikasikan etnis dari individu yang ada dalam foto.

2. *Unsupervised learning*

Unsupervised learning adalah tentang memodelkan data yang diinput tanpa label. Dengan data yang cukup, dimungkinkan untuk menemukan pola dan struktur dari data. Dua alat paling yang banyak digunakan praktisi *machine learning* untuk belajar dari data saja adalah pengelompokan (*clustering*) dan pengurangan dimensi.

3. *Reinforcement learning*

Reinforcement learning melatih informasi yang dikumpulkan dengan mengamati bagaimana lingkungan bereaksi terhadap tindakan. *Reinforcement learning* adalah jenis dari *machine*

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

learning yang berinteraksi dengan lingkungan untuk belajar

kombinasi tinjauan yang paling menghasilkan hasil yang

menguntungkan

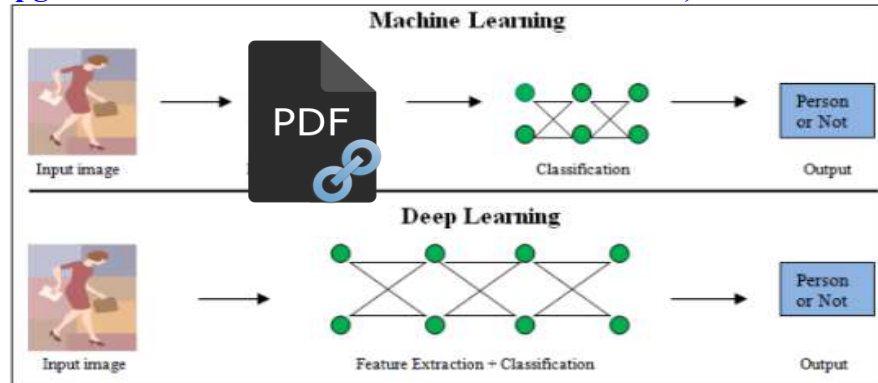


2.5 Deep Learning

Deep learning merupakan suatu kelas dari teknik pembelajaran mesin yang memanfaatkan banyak lapisan dalam pemrosesan informasi untuk ekstraksi dan informasi. *Deep learning* lahir pada tahun 2006 diperkenalkan oleh geoffrey hinton untuk menjelaskan algoritma baru yang dapat membuat komputer melihat [10]. *Deep learning* menemukan struktur rumit dalam kumpulan data besar dengan menggunakan algoritma *backpropagation* untuk menunjukkan bagaimana mesin harus mengubah parameter internal yang digunakan untuk menghitung representasi di setiap lapisan dari representasi di lapisan sebelumnya [11].

Salah satu potensi dari *deep learning* adalah mengganti fitur buatan tangan dengan algoritma yang efisien untuk pembelajaran hirarkis *unsupervised* (tanpa pengawasan) atau semi-supervised feature learning (semi-diawasi) dan *hierarchical feature extraction* (ekstraksi fitur) . Penerapan *deep learning* telah digunakan dalam beberapa bidang seperti klasifikasi gambar, klasifikasi video, deteksi objek, pengenalan pola, *text-to-speech*, *natural language processing*, robotik, dan klasifikasi teks. Gambar adalah ilustrasi perbedaan *Machine Learning* dan *Deep Learning*.

Protected by PDF Anti-Copy Free
 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



Gambar 2.11 Perbedaan *Machine Learning* dan *Deep Learning*

Deep learning terdiri atas:

2.5.1.1 *Neural Network* (NN)

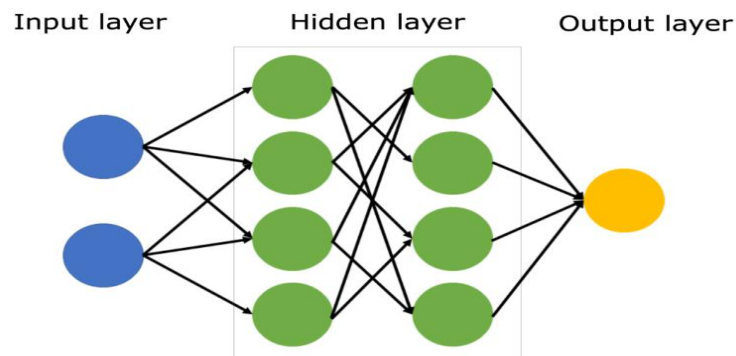
Istilah *neural networks* pertama kali digunakan oleh McCulloch & Pitts (1990) dalam percobaan untuk menemukan representasi matematis dari pemrosesan informasi dalam sistem biologis. Jaringan saraf (*neural networks*) merupakan jaringan dari node (simpul), yang meniru struktur neuron otak dari makhluk hidup [12]. Node menghitung jumlah nilai bobot dari masukan dan memprosesnya pada lapisan tersembunyi, lalu mengeluarkan hasil dari fungsi pengaktifan dengan nilai bobot. *Neural networks* telah dikembangkan dari arsitektur sederhana menjadi struktur yang semakin kompleks. Awalnya, pelopor *neural networks* memiliki arsitektur yang sangat sederhana dengan hanya lapisan input dan output, yang disebut jaringan saraf *single-layer*. Ketika lapisan tersembunyi (*hidden layer*)

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

ditambahkan ke jaringan saraf *single-layer*, maka akan menghasilkan jaringan saraf multi-layer. Oleh karena itu, jaringan saraf *multi-layer* memiliki lapisan input, lapisan tersembunyi, dan lapisan *output*.

Untuk mendapatkan *neuron* tujuan (y) maka nilai yang ada pada *neuron* (x) dikalkulasi dengan bobot (w) dan ditambahkan dengan bias (b) lalu diaktivasi dengan fungsi (g), yang akan menentukan *neuron* selanjutnya (y). Rumusnya terdapat pada persamaan berikut ini:

$$y = g \left(\sum x_i w_i + b \right)$$


Gambar 2.12 *Neural Network*

2.5.1.2 Fungsi Aktifasi

Fungsi aktivasi adalah sebuah fungsi yang berguna untuk menentukan aktif tidaknya *neuron* di dalam *neural networks*, berikut ini adalah fungsi aktifasi:

a. *Softmax*

Fungsi *Softmax* adalah fungsi eksponensial yang dinormalisasi untuk mengubah vektor asli D-dimensi

Protected by PDF Anti-Copy Free

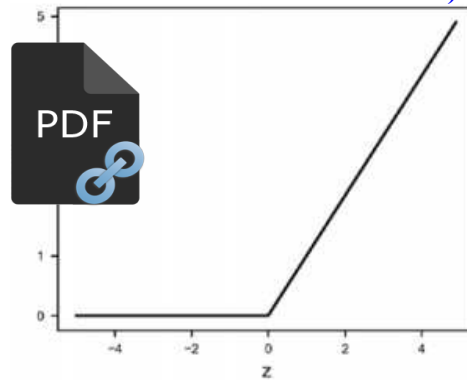
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

dengan nilai riil yang berubah-ubah menjadi vektor probabilitas. Fungsi ini memiliki nilai riil dalam kisaran $[0,1]$. Fungsi *Softmax* biasanya diterapkan ke bidang pembelajaran mesin, seperti regresi logistik, jaringan saraf tiruan, pembelajaran penguatan. Fungsi *Softmax* dapat digunakan untuk menghitung nilai dari probabilitas untuk semua label. Rumus dari *softmax* dapat dilihat pada persamaan (2.2) dimana nilai probabilitas (S) pada kelas ke (y) diambil dari neuron pada layer klasifikasi terakhir yang berupa angka eksponensial (e) yang dibagi jumlah nilai eksponensial itu sendiri. Hasil dari label yang ada mengubahnya, akan diambil sebuah vektor nilai yang memiliki nilai riil dan mengubahnya menjadi vektor dengan nilai dengan kisaran angka nol dan satu. Jika semua hasil dijumlah maka akan bernilai satu

b. *Rectified Linear Unit* (ReLU)

ReLU menggunakan fungsi $f(z) = \max(0, z)$, yang artinya jika output positif maka akan menghasilkan nilai yang sama, jika tidak maka akan menghasilkan nilai 0. ReLU tidak hanya meningkatkan kinerja secara signifikan tetapi juga membantu mengurangi jumlah perhitungan selama fase pelatihan. Hal ini terjadi akibat dari nilai 0 dalam output ketika nilai z negatif, sehingga menonaktifkan *neuron*.

Protected by PDF Anti-Copy Free
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



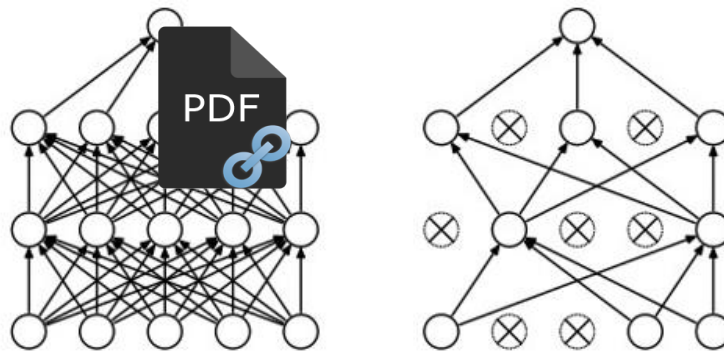
Gambar 2.13 Fungsi Aktifasi ReLU

2.5.1.3 DropOut

DropOut adalah salah satu teknik yang digunakan untuk menghindari terjadinya *overfitting* dalam model. Dalam metode ini, aktivasi beberapa neuron yang dipilih secara acak dalam jaringan diambil sebagai nol selama pelatihan. *Neuron* yang dipilih diubah dalam setiap iterasi pelatihan. Proses pembelajaran menjadi lebih andal dan *overfitting* dikurangi dengan metode ini.

Istilah “*DropOut*” mengacu pada pemutusan neuron (tersembunyi dan terlihat) dalam neural network. Dengan mengeluarkan unit (neural) untuk sementara menghapusnya dari jaringan (*network*), bersama dengan semua koneksi masuk dan keluarnya, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4. Pemilihan unit yang dijatuhkan secara acak.

Protected by PDF Anti-Copy Free
 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



Gambar 2.14 Setelah dilakukan *DroupOut*

2.5.1.4 Loss Function

Loss function atau *cost function* adalah metode untuk mengevaluasi seberapa baik algoritma dalam memodelkan data yang diberikan. Jika hasil prediksi menyimpang terlalu banyak dari hasil aktual, *loss function* akan memiliki nilai dalam jumlah yang sangat besar. Secara bertahap, dengan bantuan beberapa fungsi pengoptimalan, *loss function* belajar untuk mengurangi kesalahan dalam prediksi

2.5.1.5 Backpropagation

Backpropagation merupakan algoritma untuk mencari nilai minimum dari *loss function* dalam bobot (*weight*) menggunakan teknik yang disebut aturan delta atau *gradient descent*. Bobot yang meminimalkan *loss function* kemudian dianggap sebagai solusi untuk masalah pembelajaran.

Algoritma dapat dibagi kedalam empat langkah berikut:

a) Perhitungan *feed-forward*

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

- b) *Backpropagation* ke lapisan *output*
- c) *Backpropagation* ke lapisan tersembunyi (*hidden*)
- d) Pembaruan *weight*



2.6 Transfer Learning

Transfer learning adalah metode menggunakan jaringan saraf yang sudah dilatih sebelumnya lalu mengurangi jumlah parameter dengan cara mengambil beberapa bagian dari model yang sudah dilatih untuk digunakan dalam mengenali model baru [13]. Didasari oleh fakta bahwa manusia dapat menerapkan pengetahuan yang dipelajari sebelumnya untuk memecahkan masalah baru dengan lebih cepat dan dengan solusi yang lebih baik.

Jaringan saraf sangat bergantung pada jumlah data untuk mencapai kinerja yang tinggi. Berikut adalah alasan mengapa transfer learning digunakan:

- 1) Masalah data, *deep learning* membutuhkan banyak data untuk bisa mendapatkan hasil yang baik. Membutuhkan banyak waktu untuk mendapatkan data berlabel jika dilakukan oleh manusia dalam mengambil gambar dan memberi label satu-per-satu.
- 2) Masalah komputasi, bahkan jika sudah mempunyai puluhan ribu data gambar untuk menyelesaikan masalah yang dimiliki, secara komputasi untuk melatih jaringan saraf yang dalam pada puluhan ribu gambar tersebut akan sangat mahal membutuhkan waktu

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

berhari-hari menggunakan GPU dan perlu dilakukan proses

berulang untuk mendapatkan hasil yang memuaskan.

Terdapat tiga pendekatan utama *transfer learning* sebagai

berikut:

2.6.1.1 *classifier*, pada pendekatan ini domain sumber dengan domain target sangat mirip. *pre-trained* model digunakan langsung untuk mengklasifikasi target. Pada pendekatan ini, *pretrained model* hanya digunakan untuk memprediksi gambar tanpa ada pelatihan tambahan.

2.6.1.2 *Pretrained as a feature extractor*, pada pendekatan ini data domain sumber dengan domain target mirip. Model yang dilatih sebelumnya menggunakan dataset besar *ImageNet* digunakan bobot dan arsitekturnya lalu dilatih ulang dengan cara membekukan bagian ekstraksi fitur, menghapus bagian *classifier*, dan menambahkan *layer classifier* baru untuk gambar target.

2.6.1.3 *Fine-tuning*, pada pendekatan data domain sumber dan domain target sangat berbeda. Diperlukan ekstraksi feature map yang tepat dari domain sumber lalu menyempurnakannya agar sesuai dengan domain target.

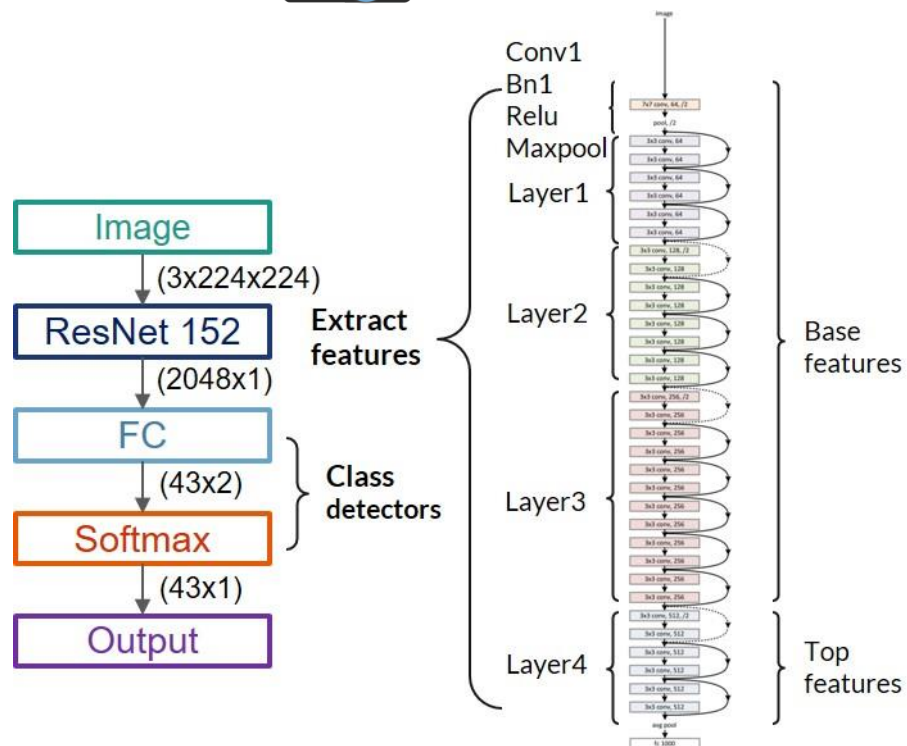
2.7 Arsitektur *ResNet152-V2*

ResNet, singkatan dari *Residual Network*, suatu arsitektur jaringan saraf tiruan (CNN) yang diciptakan oleh He et al. pada tahun

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

2016. ResNet dirancang untuk mengatasi hambatan dalam pelatihan model CNN yang dalam mana akurasi model cenderung menurun seiring dengan bertambahnya jumlah lapisannya [14].



Gambar 2.15 Arsitektur *ResNet-152*

ResNet152 memiliki arsitektur berjenjang dengan 5 tahap konvolusi utama, diawali dengan konvolusi 7×7 , *max pooling* 3×3 , *batch normalization*, ReLU, dan konvolusi 3×3 , diulang 3 kali menghasilkan *output* 56×56 . Diikuti dengan *batch normalization*, ReLU, dan konvolusi 3×3 diulang 8 kali menghasilkan *output* 28×28 . Kemudian *batch normalization*, ReLU, dan konvolusi 3×3 diulang 36 kali menghasilkan *output* 14×14 . Terakhir, *batch normalization*, ReLU, dan konvolusi 3×3 diulang 3 kali menghasilkan *output* 7×7 .

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Tahap terakhir menggabungkan hasil sebelumnya dengan *average max pooling* dan *softmax* untuk menghasilkan *output* 1x1 [15].



2.8 Klasifikasi

Klasifikasi adalah suatu bentuk dari analisis data yang mengekstraksi model untuk menggambarkan mengategorikan atau kelas dari data. Dalam klasifikasi, pengklasifikasian atau model yang dibangun untuk memprediksi label kelas (kategorial), misalnya sebuah cuaca hujan atau terik. Kategori-kategori ini dapat diwakilkan oleh nilai diskrit, pengurutan antar nilai tidak mempunyai arti. Klasifikasi sendiri terdiri atas dua langkah atau dua proses, proses yang pertama adalah proses pembelajaran (proses pengklasifikasian dibangun), sedangkan proses kedua adalah proses klasifikasi (model yang dibangun digunakan untuk memprediksi label dari data yang telah diberikan) [16].

2.9 Confusion Matrix

Confusion matrix adalah salah satu metode pengukuran keputusan yang paling banyak digunakan dalam *supervised machine learning*. *Confusion matrix* memvisualisasikan nilai tingkat kebingungan dari algoritma pada setiap kelas yang berbeda dan tidak tergantung pada algoritma klasifikasi [17]. Tujuan dari confusion matrix adalah untuk melakukan perhitungan akurasi pada konsep

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

data mining. Evaluasi dengan *confusion matrix* menghasilkan nilai akurasi, presisi dan *recall*. Nilai akurasi adalah persentase ketepatan *record* data yang diklasifikasikan secara benar setelah dilakukan pengujian pada hasil klasifikasi. Presisi atau *confidence* merupakan proporsi kasus yang diprediksi positif yang juga hasilnya positif benar pada data yang sebenarnya. *Recall* atau *sensitivity* adalah proporsi kasus positif yang sebenarnya yang diprediksi positif secara benar [18].

Tabel 2.1. *Confusion Matrix*

Aktual	Prediksi	
	+	-
+	<i>True positives (A)</i>	<i>False negatives (B)</i>
-	<i>False positives (C)</i>	<i>True negatives (D)</i>

Untuk dapat menghitung akurasi pada tabel *confusion matrix* dapat menggunakan rumus sebagai berikut:

$$\text{Akurasi} = \frac{(A + D)}{(A + B + C + D)}$$

Presisi (*Precision*) merupakan rasio item relevan yang dipilih terhadap semua item yang terpilih. Sehingga presisi dapat diartikan sebagai kecocokan antara permintaan informasi dengan jawaban terhadap permintaan tersebut. Untuk dapat menghitung presisi dapat digunakan rumus sebagai berikut:

$$\text{Precision} = \frac{A}{(C + A)}$$

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Recall merupakan rasio dari item relevan yang dipilih terhadap total jumlah item relevan yang tersedia. *Recall* dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut.

$$Recall = \frac{A}{(A + D)}$$

Presisi dan *Recall* dapat diberi nilai dengan menggunakan perhitungan persentase (1-100%) atau dengan menggunakan bilangan antara 0-1.

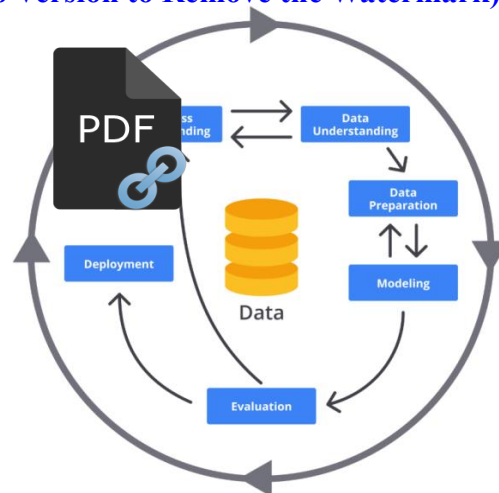
F1 Score merupakan perbandingan rata-rata presisi dan *recall*

$$F_1 \text{ Score} = 2 \times \frac{\text{precision} \times \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}}$$

2.10 CRISP-DM

Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) merupakan suatu standar yang telah dikembangkan pada tahun 1996 yang ditujukan untuk melakukan proses analisis dari suatu industri sebagai strategi pemecahan masalah dari bisnis atau unit penelitian. Untuk data yang dapat diproses dengan CRISP-DM ini, tidak ada ketentuan atau karakteristik tertentu, karena data tersebut akan diproses kembali pada fase-fase di dalamnya [19]. Terdapat enam fase dalam CRISP-DM ini yakni dijelaskan pada gambar berikut:

Protected by PDF Anti-Copy Free
 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



Gambar 2.16 Tahapan *CRISP-DM*

Berikut tahapan-tahapan dalam framework ini antara lain:

1. Fase Pemahaman Bisnis (*Bisnis Understanding Phase*)

Dapatkan pemahaman yang jelas tentang masalah yang ingin kita selesaikan, bagaimana dampaknya terhadap organisasi kita, dan tujuan kita untuk mengatasinya.

2. Fase Pemahaman Data (*Data Understanding Phase*)

Tinjau data yang kita miliki, dokumentasikan, dan identifikasi masalah pengelolaan data dan kualitas data.

- a) Mengumpulkan data, jika data berasal dari lebih dari satu database maka dilakukan proses integrasi data atau Data Integration.
- b) Mengembangkan analisis penyelidikan data untuk mengenali lebih lanjut data dan pencarian pengetahuan awal.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

- c) Mengevaluasi kualitas data, memeriksa data dan membersihkan data yang tidak valid atau proses data *cleaning*.
- d) Jika diinginkan, pilih sebagian kecil grup data yang mungkin mengandung pola dari permasalahan.



3. Fase Pengolahan Data (*Data Preparation Phase*)

Siapkan data kita untuk digunakan untuk pemodelan. Beberapa metode yang digunakan dalam pengolahan data, yaitu:

- a) Siapkan data awal, kumpulan data yang akan digunakan untuk keseluruhan fase berikutnya atau proses
- b) Pilih kasus dan variabel yang akan dianalisis, sesuai dengan analisis yang akan dilakukan.
- c) Lakukan perubahan pada variabel jika diperlukan.
- d) Siapkan data awal sehingga siap untuk perangkat pemodelan atau Data Transformation.

4. Fase Pemodelan (*Modelling Phase*)

- a) Pilih dan aplikasikan teknik pemodelan yang sesuai.
- b) Kalibrasi aturan model untuk mengoptimalkan hasil.
- c) Dapat menggunakan beberapa teknik yang sama untuk permasalahan yang sama
- d) Dapat kembali ke fase pengolahan data jika diperlukan untuk menjadikan data ke dalam bentuk kebutuhan tertentu.

5. Fase Evaluasi (*Evaluation Phase*)

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

- a) Mengevaluasi satu atau lebih model yang digunakan dalam fase permulaan atau proses Evaluation Pattern.
- b) Menetapkan model yang sudah sesuai dengan tujuan pada fase awal.
- c) Menentukan apakah terdapat permasalahan penting dari bisnis atau penelitian yang tidak tertangani dengan baik.
- d) Mengambil keputusan berkaitan dengan penggunaan hasil dari data mining.

6. *Deployment*

Proses implementasi AI pada sebuah aplikasi atau sistem sesuai dengan tujuan pembuatan produk sehingga diharapkan dapat memudahkan pekerjaan manusia.

Protected by PDF Anti-Copy Free
 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



2.2 Penelitian Relevan

Pada subbab penelitian ini, penulis menyajikan penelitian-penelitian yang berhubungan dengan sistem deteksi dini penyakit tanaman tebu yang telah dilakukan. Beserta Teknik-teknik yang digunakan. Tabel 2.2 menyajikan secara detail penelitian relevan dalam bidang klasifikasi gambar.

Tabel 2.2. Penelitian Relevan

No	Peneliti / tahun	Judul	Metode	Hasil
1	Syahruu Siyammu Rhomadhon, Dkk, 2024 [20]	Developing a classification system for brain tumors using the ResNet152V2 CNN model architecture Syahruu	ResNet152V2	Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui akurasi klasifikasi tumor otak dengan menggunakan model deep learning. Pada penelitian ini, klasifikasi jenis tumor otak dilakukan dengan menggunakan model convolutional neural network

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



(CNN)
ResNet152V2 yang memiliki kedalaman 152 lapisan. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah 7.023 citra MRI tumor otak yang terdiri dari 1.645 meningioma, 1.621 glioma, 1.757 hipofisis, dan 2.000 normal. Hasil penelitian menunjukkan nilai akurasi sebesar 94.44%, sehingga dapat disimpulkan bahwa model ResNet152V2 memiliki performa yang baik dalam mengklasifikasikan citra tumor otak dan dapat digunakan sebagai media bagi para dokter untuk mendiagnosa pasien tumor otak dengan lebih akurat. Pada penelitian ini dilakukan klasifikasi otomatis citra MRI otak ke dalam 4 kategori, yaitu tumor otak grade II, III, IV dan non-tumor menggunakan Convolutional Neural Network

- | | | | |
|---|--------------------------|--|------------|
| 2 | Irmaniar, dkk, 2024 [21] | Algoritma Convolutional Neural Network sebagai Alat Bantu Analisa Tingkat Keparahan Tumor Otak | Resnet-152 |
|---|--------------------------|--|------------|

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



(CNN). Tiga jenis arsitektur yang digunakan, yaitu arsitektur 12 lapisan, Resnet-152 dan VGG-16. Performa ketiga arsitektur terhadap data asli dan data yang mengalami augmentasi dibandingkan hasilnya.

Augmentasi dilakukan dengan 6 teknik. Hasilnya menunjukkan bahwa ketiga model dapat melakukan klasifikasi tumor dengan akurasi masing-masing sebesar 84%, 95% dan 84% pada data tanpa augmentasi dan 49%, 81% dan 72% untuk data yang mengalami augmentasi. Hasil tersebut menunjukkan bahwa arsitektur Resnet-152 memberikan performa terbaik dibandingkan dengan arsitektur lainnya.

- | | | | | |
|---|---|---|-----------|---|
| 3 | Ramadhan
Sukmawardani
, dkk, 2024
[14] | Implementasi
Arsitektur
Resnet152
Untuk
Klasifikasi
Uang Kertas
Rupiah Dengan | Resnet152 | Penelitian ini menerapkan teknologi kecerdasan buatan (AI) dengan memanfaatkan jaringan saraf |
|---|---|---|-----------|---|

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Metode
Transf
Learn



konvolusi
(Convolutional
Neural Network)
menggunakan
arsitektur
ResNet152 dan
metode transfer
learning untuk
mencapai performa
yang lebih optimal.
Dengan
mengkombinasika
n metode transfer
learning dan
arsitektur
ResNet152, hasil
pengujian dan
evaluasi model
menunjukkan
performa yang
cukup baik. Hal ini
terlihat dari
visualisasi Kurva
Receiver
Operating
Characteristic
(ROC) dan
Confusion Matrix.
Kurva ROC
menampilkan
grafik yang stabil
pada akurasinya
dan grafik
penurunan pada
loss. Selain itu,
hasil evaluasi
model dengan
confusion matrix
menunjukkan nilai
True Positive (TP)
dan True Negative
(TN) lebih besar
dibandingkan nilai
False Positive (FP)
dan False Negative
(FN). Dan nilai FP

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

- | | | | | | |
|---|---|---|---|--------|--|
| 4 | Andreanov
Ridhovan, dkk,
2022 [4] | Penerapan
Metode
Residual
Network
(Resnet) Dalam
Klasifikasi
Penyakit Pada
Daun Gandum |  | ResNet | <p>dan FN seluruhnya adalah nol.</p> <p>Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi penyakit pada tanaman gandum melalui daun menggunakan metode Residual Network (ResNet). ResNet adalah jenis arsitektur Convolution Neural Network (CNN) dengan menggunakan model yang sudah dilatih sebelumnya.</p> <p>Dengan ResNet tidak memerlukan untuk melatih data dari awal sehingga dapat mempersingkat waktu. Data yang digunakan terdiri dari 291 gambar yang terbagi menjadi normal, penyakit Septoria, dan penyakit Stripe Rust. Setelah pengujian didapatkan akurasi sebesar 98% dengan perbandingan data latih dan uji sebesar 90:10 dan nilai confusion matrix sebesar 0.35 sehingga dapat disimpulkan bahwa metode</p> |
|---|---|---|---|--------|--|

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

5	Dicky Setiawan, dkk, 2023 [5]	 <p>Algoritma Resnet152V2 Dalam Melakukan Klasifikasi Penyakit Pada Daun Tanaman Tomat</p>	Resnet152V2	<p>ResNet dapat mengidentifikasi penyakit pada tanaman gandum. Penyakit dan perlindungan tanaman. Dalam penelitian ini, digunakan metode pengenalan gambar dengan menggunakan model ResNet152V2. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa metode yang menggunakan ResNet152V2 mampu mencapai tingkat akurasi sebesar 97% dalam mengklasifikasikan penyakit pada daun tomat. Hal ini menunjukkan bahwa penggunaan teknologi kecerdasan buatan seperti ResNet152V2 ini dapat menjadi alat yang efektif dan berpotensi menjadi solusi yang efisien dalam pengendalian penyakit pada tanaman tomat dan mendukung peningkatan produksi tanaman secara berkelanjutan.</p>
6	Widi Hastomo, Klasifikasi	<i>MobileNet</i> ,	Penelitian ini	

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

dkk, 2021 [22]	<p>Covid-19 Chest X-Ray Dengan Tiga arsitektur Cnn (ResNet- 152, Incep- -V2, Mobilenet-V2)</p>	<p><i>ResNet</i>, <i>InceptionResNe</i> <i>t</i></p>	<p>bertujuan mengoptimasi dari tiga arsitektur CNN (ResNet-152, InceptionResNet- V2, dan MobileNet-V2) untuk mengklasifikasi penyakit covid-19, dengan melakukan training 4000 dataset image Chest x-ray. Hasil akurasi testing dari ResNet-152 yaitu 99%, lebih tinggi dibandingkan InceptionResNet- V2 hasil 98%, dan MobileNet-V2 hasil 93%. dengan presisi tiap kelas adalah Covid (99%), Lung_Opacity (97%), Normal (99%), Viral_Pneumonia (99%)</p>
----------------	--	--	---

Protected by PDF Anti-Copy Free
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

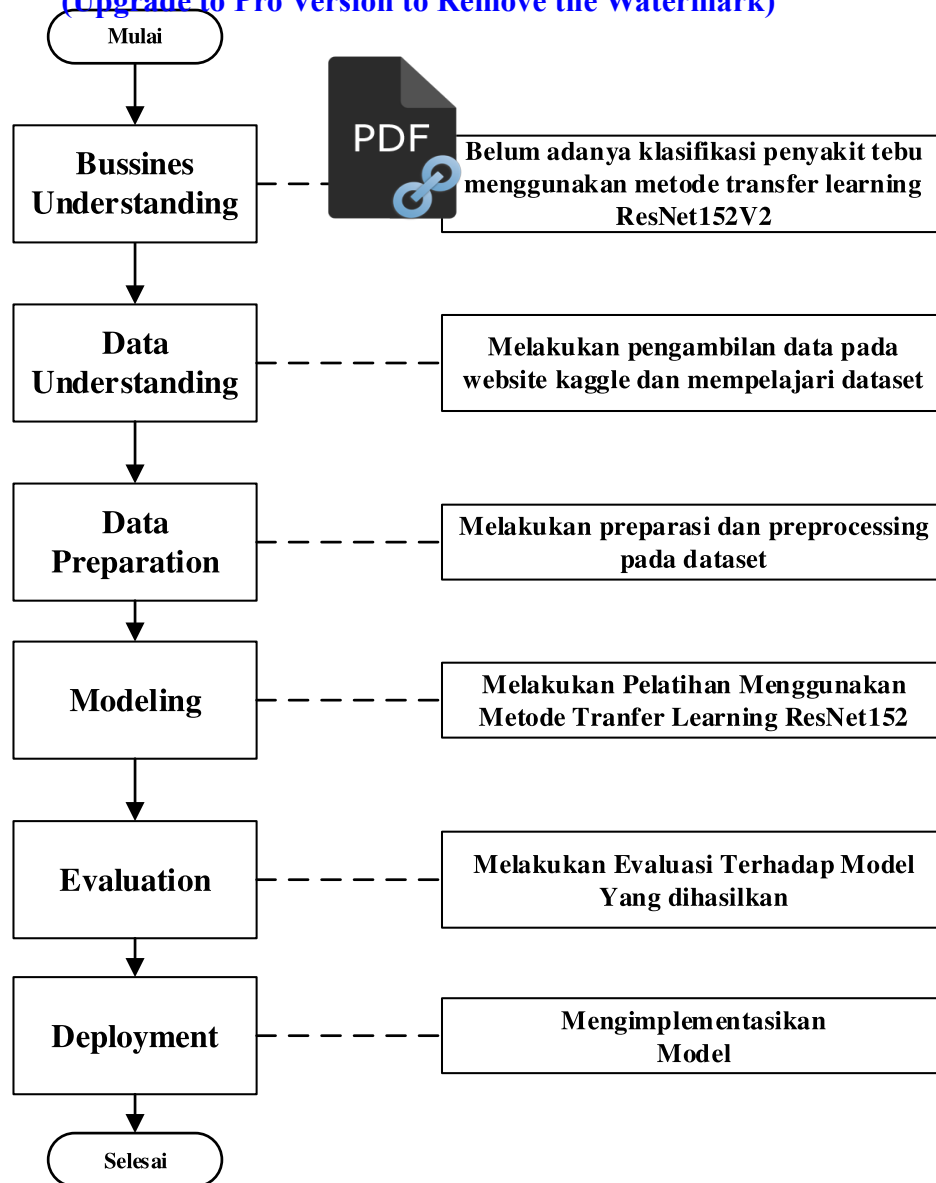


2.3 Kerangka Berpikir

Kerangka pemikiran dalam penelitian ini mengacu pada metode perancangan sistem yang digunakan yaitu *CRIPS-DM*. Gambar 17 berikut menyajikan kerangka berfikir yang menjadi acuan dalam metodologi penelitian.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



Gambar 2.17 Kerangka Berfikir



3.1 Metode Penelitian

Metodologi penelitian yang digunakan penulis dalam menganalisa, merancang dan memahami permasalahan yang akan dibahas dalam penelitian ini menggunakan metode penelitian kualitatif yang bersifat deskriptif, serta menganalisis permasalahan pada tempat penelitian dalam memperoleh data dan informasi yang dibutuhkan.

3.2 Metode Pengumpulan Data

Pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan dalam berbagai metode. Adapun beberapa metode tersebut adalah sebagai berikut :

a. Metode Pengamatan (Observasi)

Merupakan teknik atau pendekatan untuk mendapatkan data primer dengan mengamati langsung objek datanya sehingga data dapat diperoleh secara orisinil pada saat terjadinya dan mencatatkan hasil observasi tersebut. Dengan melakukan observasi langsung untuk mencari informasi data baik alat dan bahan serta segala sesuatu yang digunakan dalam penelitian ini.

Protected by PDF Anti-Copy Free

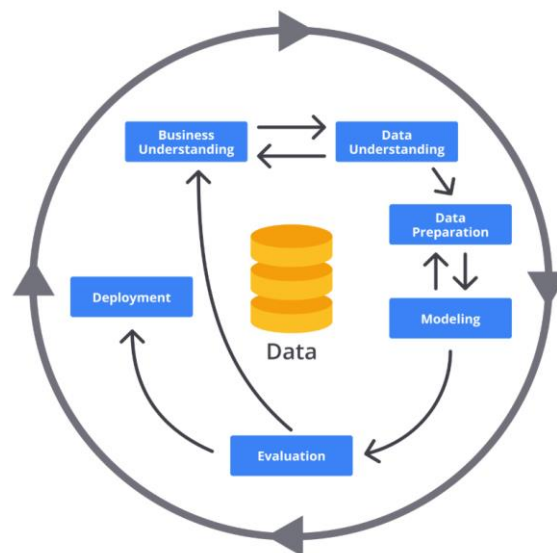
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

b. Metode Pustaka

Pada metode ini penulis membaca dan mencatat data yang ada pada suatu buku, dan literatur yang berhubungan dengan permasalahan yang diangkat.

3.3 Metode Pengembangan Sistem

Metodologi yang digunakan pada penelitian ini adalah *framework CRISP-DM*.



Gambar 3.1 Metode Pengembangan Sistem

Berikut penjelasan tahap-tahap yang dilakukan dalam pengembangan sistem dalam penelitian ini:

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

1) *Bussines Understanding*

Melakukan penelitian tentang apa saja yang ingin dikembangkan pada penelitian ini, dari pengumpulan data, proses *preprocessing, modelling, evaluasi sampai deployment model*.

2) *Data Understanding*





Data understanding adalah proses pengumpulan, pengukuran dan validitas data, dengan cara mencari data apa saja yang dibutuhkan dan bagaimana cara mendapatkannya. *Dataset* diambil pada *website* penyedia dataset *public* yaitu *kaggle*, *dataset* berjumlah 3.159 data. Jumlah kelas sebanyak 11 (sebelas) antara lain: *Yellow Leaf, Smut, Dried leaves, Brown Spot, Healthy Leaves, Viral Disease, Sett Rot, Brown Rust, Grassy Shoot, dan Pokkah Boeng*.

Tabel 3.1 Sampel Data

No	Nama Class	Sampel Data	Jumlah Data
1	<i>Yellow Leaf</i>		1.194
2	<i>Smut</i>		316


Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

3	<i>Dried Leaves</i>		343
4	<i>Banded Chlorosis</i>		471
5	<i>Brown Spot</i>		1722
6	<i>Healthy Leaves</i>		430

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

7	<i>Viral Disease</i>		663
8	<i>Sett Rot</i>		652
9	<i>Brown Rust</i>		314
10	<i>Grassy Shoot</i>		346

Protected by PDF Anti-Copy Free

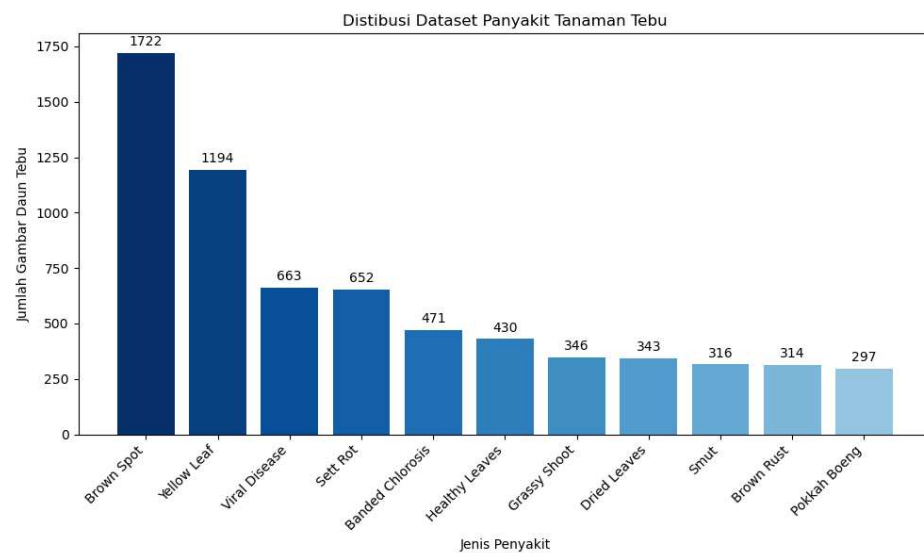
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

11	Pokkah Boeng	297
Total		6.748

3) Data Preparation

Data Preparation adalah tahapan setelah *Data Understanding* dimana tahapan ini bertujuan untuk memahami karakteristik data yang telah dikumpulkan.

Distribusi *class* pada dataset dapat dilihat pada gambar dibawah ini.



Gambar 3.2 Distribusi Dataset

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Gambar di atas menyajikan eksplorasi data yang berisi distribusi kategori penyakit tanaman tebu dalam format visualisasi diagram batang.



Pada diagram batang, distribusi jumlah sampel *Brown Spot* memiliki jumlah gambar tertinggi dengan 1.722 gambar, selanjutnya, *Yellow Leaf* menempati posisi kedua dengan 1.194 gambar, penyakit *Viral Disease* dan *Sett Rot* mengikuti di posisi ketiga dan keempat dengan masing-masing 663 dan 652 gambar, sementara *Banded Chlorosis* dan *Healthy Leaves* memiliki jumlah gambar sebesar 471 dan 430 gambar, dan kategori *Brown Rust* memiliki 314 gambar. Adanya gambar *Healthy Leaves* memberikan perbandingan penting antara daun yang sehat dan daun yang terinfeksi penyakit, yang berguna dalam pengembangan model klasifikasi berbasis kecerdasan buatan.

Selanjutnya, kategori *Grassy Shoot* dan *Dried Leaves* memiliki jumlah gambar yang relatif kecil, masing-masing 346 dan 343 gambar. Smut memiliki 316 gambar, sementara *Pokkah Boeng* tercatat sebagai kategori dengan jumlah gambar paling sedikit, yaitu 297 gambar.

Distribusi ini menunjukkan variasi jumlah gambar pada setiap kategori penyakit, dengan dominasi *Brown Spot* dan *Yellow Leaf*. Penyakit-penyakit dengan jumlah gambar lebih kecil, seperti *Smut* dan *Pokkah Boeng*. Penyajian data ini penting dalam pemodelan

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

klasifikasi penyakit, terutama dalam implementasi teknologi kecerdasan buatan untuk meningkatkan produktivitas tebu secara presisi dan berkelanjutan.



Proses *preprocessing* yang dilakukan antara lain *resizing* dan proses segmentasi data.

4) *Modeling*

Modelling adalah tahap pengembangan model meliputi pemilihan algoritma dan *training* data dan menerapkan CNN (*Convolution Neural Network*) metode *transfer learning Resnet-152*.

5) *Evaluation*

Merupakan tahapan dimana dilakukan pengujian performansi terhadap model yang sudah dibangun. Metode pengujian yang dilakukan meliputi: *confusion matrix* dan *classification report*.

6) *Deployment*

Setelah didapatkan model baik atau yang siap digunakan, tahap *deployment* ini mengimplementasikan penerapan dari model yang sudah dibuat. Model disimpan dalam format *.h5* sehingga bisa dijalankan dan tidak diperlukan proses *training* kembali.

3.4 Waktu dan Tempat Penelitian

a. Waktu Penelitian

Penelitian dilakukan sejak bulan Oktober 2024 sampai dengan bulan Februari 2025.

Protected by PDF Anti-Copy Free
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Tabel 3.2 Waktu Pe

No	Jenis Kegiatan	Waktu Kegiatan																			
		2024				Nov 2024				Des 2024				Jan 2025				Feb 2025			
		1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
1.	Pengajuan Judul	■																			
2.	Analisa		■																		
3.	Penulisan Proposal			■	■																
4.	Bimbingan Proposal					■	■														
5.	Seminar Proposal							■													
6.	Revisi Seminar Proposal								■												
7.	Pembuatan Skripsi									■	■	■	■								
8.	Bimbingan Skripsi													■	■						
9.	Ujian Skripsi																	■			

b. Tempat

Penelitian ini dilakukan di Kebun Tebu Bapak Iin Sunarji yang beralamatkan Jl. Fatmawati, Kelurahan Mesat Seni, Kecamatan Lubuk Linggau Timur II, Kota Lubuklinggau, Sumatera Selatan 31613.

3.5 Alat dan Bahan

a. Alat

Alat yang digunakan dalam penelitian ini berupa *software* dan *hardware* yaitu:

1) *Software* :

- a) Sistem Operasi Windows 10

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

b) *Chrome*

c) *Jupiter No*

2) *Hardware*



Alat yang digunakan dalam penelitian ini berupa perangkat keras (*Hardware*) yaitu sebagai berikut :

1. Laptop Asus
2. *Printer* Canon IP 2770
3. *Flashdisk* Toshiba 32 GB

b. Bahan

Bahan yang digunakan dalam penelitian ini merupakan bahan pendukung lainnya yaitu sebagai berikut :

1. Kertas A4 80 Gram
2. Tinta Canon

3.6 Analisis Kebutuhan dan Desain Sistem

a. Analisis Kebutuhan Sistem

Analisis kebutuhan meliputi pengumpulan data citra diambil pada *website* penyedia dataset *public* yaitu *kaggle*, *Dataset* diambil pada *website* penyedia dataset *public* yaitu *kaggle*, *dataset* berjumlah 6.748 data. Jumlah kelas sebanyak 11 (sebelas) antara lain: *Yellow Leaf*, *Smut*, *Dried leaves*, *Brown Spot*, *Healthy Leaves*, *Viral Disease*, *Sett Rot*, *Brown Rust*, *Grassy Shoot*, dan *Pokkah Boeng*.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark) b. Analisis Desain Sistem

Dengan menelaah setiap aspek, agar sistem ini dapat berjalan dengan baik, harus memperhatikan hal-hal seperti berikut:

- 1) Model yang dibuat merupakan model *Transfer Learning* dengan arsitektur Resnet152-V2 yang sudah *goodfitting*, jadi apabila terjadi *overfitting* maka harus memperbaiki model seperti menambahkan *dropout* pada tahapannya. Dan apabila terjadi *underfitting* maka harus memperbaiki datasetnya.
- 2) Agar dapat menjalankan sistem dengan baik, *library* yang dibutuhkan antara lain: *tensorflow*, *numpy*, *pandas*, *seaborn*, *cv2*, *matplotlib*, *tensorflow*, dan *keras*.

3.7 Metode Pengujian Sistem

Pengujian Adapun metode pengujian sistem dalam penelitian ini adalah *Confusion Matrix*. *Confusion Matrix* bertujuan menggambarkan performa dari sebuah model atau algoritma secara spesifik. Seperti yang terlihat pada tabel berikut:

Tabel 3.3 Metode Pengujian Sistem

	<i>Predicted Negative</i>	<i>Predicted Positive</i>
<i>Actual Negative</i>	<i>True Negative (TN)</i>	<i>False positive (FP)</i>
<i>Actual Positive</i>	<i>False Negative (FN)</i>	<i>True positive (TP)</i>

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Penjelasan *Confusion Matrix* diatas:

- 1) *True Positive*, data-data yang memiliki kelas positif, dan model juga memprediksi benar positif.
- 2) *True Negative*, data-data yang memiliki kelas negatif, dan model memprediksi juga benar negatif.
- 3) *False Positive*, data-data yang memiliki kelas negatif, namun model memprediksi positif.
- 4) *False Negative*, data-data yang memiliki kelas positif, namun model memprediksi negatif.

Melalui data tersebut, dapat diperoleh data data lain untuk mengukur performa sebuah model, antara lain:

- 1) *Accuracy*, total keseluruhan seberapa sering model benar dalam klasifikasi penyakit tebu. Formula *accuracy* dapat ditulis menggunakan persamaan berikut:

$$\frac{TP + TN}{Total}$$

- 2) *Precision*, ketika model memprediksi positif, seberapa sering prediksi itu benar. Formula *precision* dapat ditulis menggunakan persamaan berikut:

$$\frac{TP}{FP + TP}$$

- 3) *Recall (Sensitivity / True Positive Rate)*, ketika kelas aktualnya positif, seberapa sering model memprediksi positif. Formula *recall* dapat ditulis menggunakan persamaan berikut:

Protected by PDF Anti-Copy Free
 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



4) *F1-Score*, merupakan rata-rata harmonik dari *Precision* dan *Recall*.

Formula *f1-score* dapat ditulis menggunakan persamaan berikut:

$$2 * \frac{\text{precision} * \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}}$$

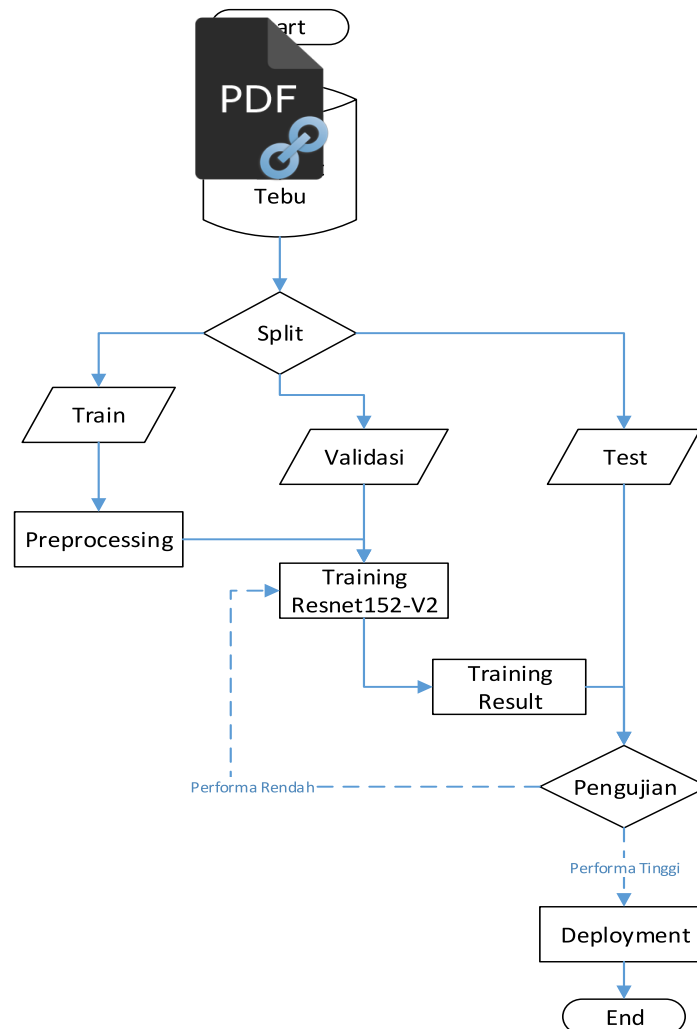
3.8 Rancangan Sistem

Berikut ini rancangan dari deteksi penyakit tanaman tebu dengan arsitektur *ResNet152-V2*.

a. Alur kerja sistem

Alur kerja sistem berawal dari proses pengumpulan data atau *data collection* yaitu pengambilan *dataset*, kemudian dilakukan *pre-processing* data, *pre-processing* data ini memakai teknik *grayscale* dan *resizing* dan penerapan *segmentasi data*, kemudian dilakukan *split* data (permbagian data) dari keseluruhan data set menjadi data *train*, data *test* dan data validasi. Kemudian dilakukan proses pelatihan dengan *Resnet152-V2*. Setelah model mencapai *goodfitting*, maka dilakukan pengujian dengan menggunakan data *testing* yang dilanjutkan dengan melakukan evaluasi model dengan menggunakan uji performansi, jika hasil performa dari model buruk (akurasi rendah) maka akan dikembalikan untuk dilakukan *training* ulang, dan jika nilai hasil model setelah dilakukan uji performa bernilai bagus (akurasi tinggi) maka model tersebut akan di lakukan proses *deployment*. Untuk lebih jelas dapat dilihat pada gambar 20.

Protected by PDF Anti-Copy Free
 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



Gambar 3.3 Alur Kerja Sistem

Berikut ini penjelasan dari Alur kerja Sistem yang dikembangkan:

1) *Data Collection*

Melakukan pengambilan dataset penyakit tanaman tebu pada website Mendeley Data dengan nama *Sugarcane Leaf Dataset*.

2) *Pre-processing*

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Sebelum melatih model, kami melakukan pra-pemrosesan data untuk memastikan akurasi dan kualitas dataset. Adapun tahapan-tahapan *pre-processing* dilakukan adalah segmentasi, dan *resize*.



3) *Split Data*

Langkah selanjutnya melakukan pembagian data pada dataset yaitu data latih, data uji dan data validasi.

4) *Arsitektur ResNet152-V2*

Arsitektur ResNet152V2 digunakan untuk pengelompokan jenis penyakit pada tanaman tebu. Arsitektur yang kami gunakan terdiri dari beberapa layer konvolusi dan *pooling*, diikuti oleh layer *fully connected*. Jumlah layer dan ukuran filter disesuaikan berdasarkan karakteristik data yang dimiliki. *Library* atau *framework Deep Learning* yang digunakan seperti *TensorFlow* dan keras untuk mengimplementasikan model tersebut.

5) *Pelatihan Model*

Proses pelatihan model dilakukan menggunakan arsitektur *Resnet152V2*, yang dimulai dari gambar daun tebu, kemudian dilakukan *preprocessing*, kemudian dilakukan pelatihan.

6) *Evaluasi Model*

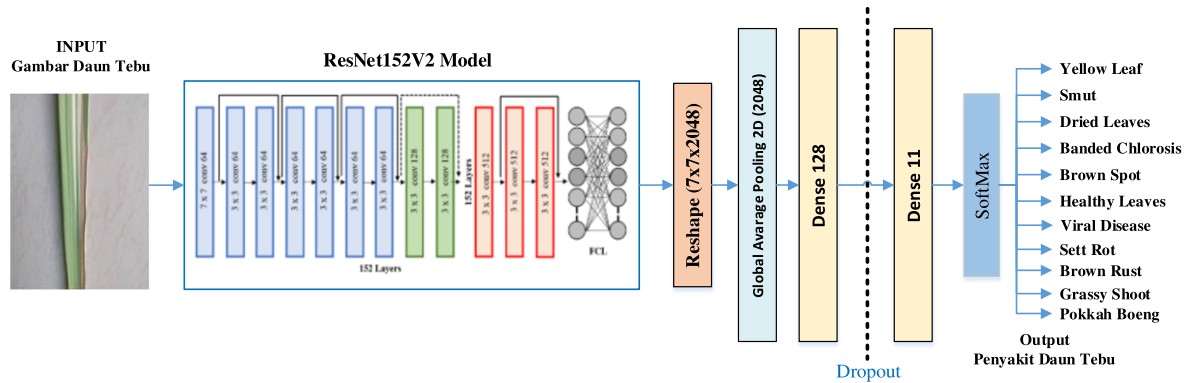
Melakukan evaluasi terhadap model yang dihasilkan dengan menghitung berapa besar akurasi, evaluasi model tersebut menggunakan *confusion matrix*.

b. Rancangan Sistem

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Untuk rancangan keseluruhan sistem pada penelitian klasifikasi penyakit pada tanaman sorg menggunakan citra daun dengan menggunakan metode *deep learning* *ResNet152V2* adalah sebagai berikut.



Gambar 3.4 Rancangan Sistem

Keterangan dari rancangan sistem diatas adalah:

1) Input

Model menerima citra daun tebu sebagai input dengan dimensi yang telah diatur, yaitu 224×224 piksel. Citra ini mencakup berbagai karakteristik visual seperti warna, pola bercak, atau tekstur yang berfungsi sebagai indikator kondisi kesehatan atau penyakit tanaman.

2) *ResNet152V2 Model*

ResNet152V2 adalah model jaringan saraf dalam yang menggunakan arsitektur *Residual Network* dengan 152 lapisan, Arsitektur ini memanfaatkan *skip connection* atau residual connection untuk mengatasi masalah *vanishing gradient* dalam

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

jaringan yang sangat dalam, sehingga memungkinkan pelatihan

lebih efisien.



- *Layer Convolutional*: Mengekstrak fitur dasar dari gambar input.
- *Residual Blocks*: Tahapan residual di mana fitur semakin diperdalam dan kompleksitas gambar terdeteksi lebih baik.
- *Fully Connected Layer (FCL)*: Layer terakhir pada *ResNet* yang mempersiapkan *output* fitur sebelum dikirimkan ke tahap klasifikasi

3) *Reshape (7x7x2048)*

Setelah melewati *ResNet152V2*, *output* fitur gambar direpresentasikan dalam bentuk tensor dengan dimensi $7 \times 7 \times 2048$ menjadi 2048 fitur saja, GAP mengurangi kompleksitas komputasi dan menghindari *overfitting* karena menghilangkan kelebihan parameter.

4) *Global Average Pooling (GAP)*

Global Average Pooling (GAP) digunakan untuk mereduksi dimensi tensor $7 \times 7 \times 2048$ menjadi 2048 fitur saja, GAP mengurangi kompleksitas komputasi dan menghindari *overfitting* karena menghilangkan kelebihan parameter

5) *Dense Layers*

Terdapat dua lapisan dense (*fully connected layer*) yaitu Dense 128 yang menghasilkan 128 *neuron* sebagai hasil ekstraksi fitur dari *Global Average Pooling (GAP)* dan Dense 11 yaitu Layer

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

dengan 11 *neuron*, yang sesuai dengan 11 kategori penyakit daun

tebu.

Dropout diterapkan antara lapisan untuk menghindari *overfitting* dengan membuang beberapa *neuron* selama pelatihan.



6) *Softmax*

Layer *Softmax* digunakan pada tahap akhir untuk menghitung probabilitas dari setiap kategori penyakit daun tebu, nilai probabilitas tertinggi menentukan prediksi akhir model.

7) *Output*

Model ini mampu mengklasifikasikan gambar daun tebu ke dalam 11 kategori dari kelas yaitu *Yellow Leaf*, *Smut*, *Dried leaves*, *Brown Spot*, *Healthy Leaves*, *Viral Disease*, *Sett Rot*, *Brown Rust*, *Grassy Shoot*, dan *Pokkah Boeng*.

Protected by PDF Anti-Copy Free
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

BAB IV

HASIL PEMBAHASAN



4.1 Gambaran Umum

Universitas Bina Insan Lubuklinggau merupakan salah satu Universitas yang berada di Kota Lubuklinggau, Provinsi Sumatera Selatan. Universitas Bina Insan sampai sekarang adalah kampus yang telah diakui oleh Masyarakat dan Pemerintah Kota Lubuklinggau dan sekitarnya sebagai salah satu perguruan tinggi swasta di Indonesia, khususnya di L2Dikti II.

Universitas Bina Insan Lubuklinggau adalah Penggabungan Sekolah Tinggi Ilmu Ekonomi Musi Rawas Lubuklinggau dan Sekolah Tinggi Manajemen dan Ilmu Komputer Musi Rawas Lubuklinggau, yang berdiri pada tanggal 20 Maret 2019 Berdasarkan Surat Keputusan Menteri Riset, dan Pendidikan Tinggi Republik Indonesia Nomor 223/KPT/I/2019.

Universitas Bina Insan Terdiri dari Empat Fakultas yaitu Fakultas Ekonomi dan Bisnis memiliki Tiga Program Studi (1) Program Studi Manajemen (2) Program Studi Akuntansi (3) Program Studi Magister Manajemen. Fakultas Komputer memiliki Tiga Program Studi (1) Program Studi Informatika (2) Program Studi Sistem Informasi (3) Program Studi Rekayasa Sistem Komputer. Fakultas Hukum memiliki satu Program Studi (1) Program Studi Hukum. Fakultas Pertanian memiliki Dua Program Studi (1) Program Studi Perikanan (2) Program Studi Argoteknologi.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Adapun visi dari Universitas Bina Insan adalah sebagai berikut:

“Menjadi perguruan tinggi yang menjadi pusat IPTEK dan bisnis yang unggul, berbudaya, berkarakter, inovatif dan kelas global di tahun 2044”

Misi dari Universitas Bina Insan adalah sebagai berikut:

1. Menyelenggarakan tridarma perguruan tinggi dalam rangka ikut serta mencerdaskan bangsa Indonesia;
2. Mengembangkan dan menyebarkan ilmu pengetahuan, teknologi dan bisnis pada profesi masing-masing yang sesuai dengan perkembangan zaman;
3. Menghasilkan lulusan yang berakhlak mulia, memiliki keunggulan ilmu yang berbasis teknologi digital, memiliki keterampilan dalam bidangnya, professional dan mandiri;
4. Menyelenggarakan dan mengembangkan Pendidikan yang unggul bertaraf internasional;
5. Menyelenggarakan unit-unit usaha dan sumber-sumber dana yang mampu membangun kemandirian finansial;

4.2 Hasil

Dalam penelitian ini, data gambar yang digunakan untuk melatih model dibagi menjadi tiga kelompok utama yaitu data pelatihan (*training*), data validasi (*validation*), dan data pengujian (*test*). dataset berjumlah 3.159 data. Jumlah kelas sebanyak 11 (sebelas) antara lain: *Yellow Leaf*, *Smut*, *Dried leaves*, *Brown Spot*, *Healthy Leaves*, *Viral Disease*, *Sett Rot*, *Brown*

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Rust, *Grassy Shoot*, dan *Pokkah Boeng*, distribusi jumlah sampel *Brown Spot* memiliki jumlah gambar tertinggi dengan 1.722 gambar, selanjutnya, *Yellow Leaf* menempati posisi kedua dengan 1.194 gambar, penyakit *Viral Disease* dan *Sett Rot* mengikuti di posisi ketiga dan keempat dengan masing-masing 663 dan 652 gambar, sementara *Banded Chlorosis* dan *Healthy Leaves* memiliki jumlah gambar sebesar 471 dan 430 gambar, dan kategori *Brown Rust* memiliki 314 gambar, selanjutnya, kategori *Grassy Shoot* dan *Dried Leaves* memiliki jumlah gambar yang relatif kecil, masing-masing 346 dan 343 gambar. Smut memiliki 316 gambar, sementara *Pokkah Boeng* tercatat sebagai kategori dengan jumlah gambar paling sedikit, yaitu 297 gambar.


Pada penelitian ini, model klasifikasi gambar dikembangkan dengan menggunakan arsitektur Resnet152V2 yang telah dilatih sebelumnya (*pre-trained*) pada dataset *ImageNet*. ResNet152V2 dipilih karena kemampuannya dalam menghasilkan model yang ringan dan efisien, sangat sesuai untuk aplikasi yang memerlukan komputasi rendah namun tetap mempertahankan akurasi yang tinggi.

Model dibangun dengan menentukan parameter input berupa dimensi gambar (*IMG_SHAPE*) sebesar (224, 224, 3). Ini menunjukkan bahwa model menerima gambar dengan resolusi 224x224 piksel dan memiliki 3 kanal warna (RGB). Dimensi ini dipilih untuk memastikan kompatibilitas dengan arsitektur ResNet152V2 yang telah dilatih sebelumnya. Format gambar tersebut juga sesuai dengan standar yang digunakan dalam berbagai

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

model deep learning, memungkinkan pengolahan fitur visual secara optimal melalui kedalaman lapisan *Resnet152V2*.

Arsitektur model  gambar dikembangkan menggunakan *Resnet152V2*, yang telah di-*pre-trained* pada dataset *ImageNet*. Struktur model ini terdiri dari beberapa lapisan yang memiliki peran spesifik dalam proses ekstraksi fitur.

Tabel 4.1 Layer CNN untuk klasifikasi Penyakit Tanaman Tebu

<i>Layer (type)</i>	<i>Output Shape</i>	Parameter
<i>Input_layer (Inputlayer)</i>	(None, 224, 224, 3)	-
<i>Resnet152v2 (functional)</i>	(None, 7, 7, 2048)	58.331.648
<i>Batch_normalization</i>	(None, 7, 7, 2048)	8.192
<i>global_average_pooling2d</i>	(None, 32)	0
<i>dense (Dense)</i>	(None, 128)	262.272
<i>dropout</i>	(None, 128)	-

Berdasarkan Tabel 4.1, model ini dimulai dengan *Input Layer* yang menerima input berukuran (224, 224, 3), sesuai dengan dimensi standar untuk citra RGB. Setelah itu, digunakan *ResNet152V2*, yang merupakan model *pretrained* pada dataset *ImageNet*. *ResNet152V2* memiliki total 58.331.648 parameter, yang merupakan bobot yang tidak dapat dilatih (*non-trainable*) karena bobot ini diambil dari model yang telah dilatih sebelumnya.

Setelah *ResNet152V2*, ditambahkan lapisan *Batch Normalization* dengan 8.192 parameter. Lapisan ini berfungsi untuk menormalkan output dari *ResNet152V2*, membantu stabilisasi dan percepatan proses pelatihan

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

model. Selanjutnya, digunakan lapisan *Global Average Pooling 2D* yang mereduksi dimensi fitur menjadi 1 unit, tanpa menambah parameter baru. Lapisan *Global Average Pooling* digunakan untuk mengurangi kompleksitas model dengan menggabungkan informasi spasial menjadi satu vektor, sehingga mempermudah proses klasifikasi tanpa menambah jumlah parameter.

Untuk penyesuaian lebih lanjut, lapisan *Dense* dengan 128 unit ditambahkan setelah *Global Average Pooling*. Lapisan ini memiliki 262.272 parameter yang dapat dilatih, bertujuan untuk menghubungkan fitur yang diekstraksi ke dimensi yang lebih rendah, yang memfasilitasi proses klasifikasi akhir. Lapisan *Dropout* kemudian diterapkan untuk mengurangi risiko *overfitting* dengan mengabaikan beberapa neuron secara acak selama pelatihan.

Secara keseluruhan, model ini terdiri dari 58.602.112 parameter, di mana sebagian besar parameter berasal dari ResNet152V2 yang telah *pretrained*. Dengan menambahkan lapisan-lapisan tambahan ini, model diharapkan dapat menyesuaikan kemampuan generalisasi yang kuat dari ResNet152V2 untuk tugas klasifikasi penyakit pada tebu, berdasarkan citra daun yang terinfeksi, sambil tetap mempertahankan efisiensi komputasi dan meningkatkan akurasi deteksi.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

4.3 Pembahasan

4.3.1 Hasil Klasifikasi Penyakit pada Beras Tebu

Pada eksperimen ini dilakukan untuk melatih model pembelajaran mendalam menggunakan dataset jenis beras selama 50 *epoch*. Tujuan dari pelatihan ini adalah untuk meningkatkan akurasi model dalam mengklasifikasikan data dengan benar, sambil meminimalkan nilai *loss*, yang mengindikasikan seberapa baik model menyesuaikan diri terhadap data pelatihan.

Hasil pelatihan pada saat 5 *epoch* terakhir dapat dilihat hasilnya pada

Tabel 4.2.

Tabel 4. 2 Tampilan 5 Terakhir dari Hasil Pelatihan

Epoch	Accuracy Training	Loss Training	Akurasi Validasi	Los Validasi
1	0.9218	0.0498	0.9420	0.3741
2	0.8338	0.5888	1.0000	0.3292
3	0.9250	0.4403	0.9345	0.3627
4	1.0000	0.3907	1.0000	0.2662
5	0.9259	0.4424	0.9330	0.3656

Analisis dari hasil pelatihan model *deep learning* berbasis *Resnet152V2* menunjukkan beberapa pola yang signifikan. Pada *epoch* pertama, model mencapai akurasi training yang tinggi sebesar 92,18% dengan *loss* yang rendah, namun *loss* validasi masih cukup tinggi di angka 37,41%, mengindikasikan bahwa model masih dalam tahap awal pembelajaran terhadap data validasi. Pada *epoch* kedua, terjadi penurunan

Protected by PDF Anti-Copy Free

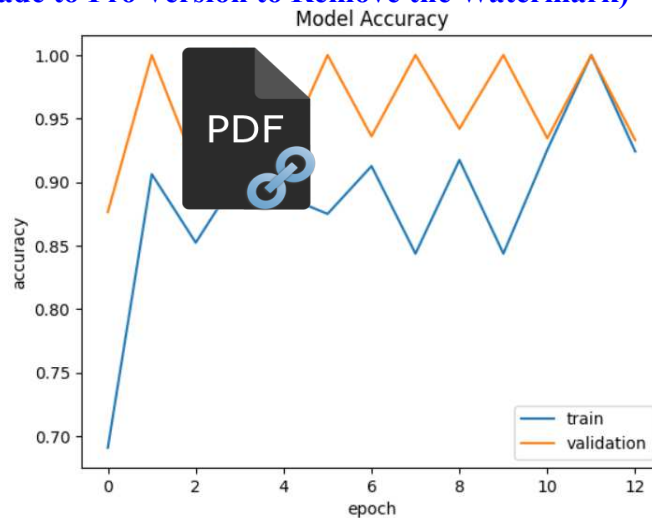
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

signifikan pada akurasi training menjadi 83,38%, sementara akurasi validasi melonjak menjadi 100% menunjukkan bahwa model mampu menangkap pola dari data dengan lebih baik meskipun mengalami kesulitan pada data *training*. Pada *epoch* ketiga, akurasi training kembali meningkat menjadi 92,50%, sementara akurasi validasi sedikit menurun menjadi 93,45%, menandakan adanya stabilisasi dalam pembelajaran model meskipun terdapat sedikit penurunan pada generalisasi. Epoch keempat menunjukkan performa puncak dengan akurasi training dan validasi masing-masing mencapai 100%, disertai dengan penurunan signifikan pada loss validasi menjadi 26,62%, mengindikasikan bahwa model telah sepenuhnya menghafal data training dan berhasil mengaplikasikan pengetahuannya pada data validasi. Namun, pada epoch kelima, terjadi sedikit penurunan akurasi training dan validasi masing-masing menjadi 92,59% dan 93,30%, dengan sedikit peningkatan pada loss validasi menjadi 36,56%.

Dari hasil pelatihan tersebut didapat grafik akurasi pelatihan yang terdapat pada gambar 4.2.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



Gambar 4.1 Hasil Akurasi pelatihan

Hasil pelatihan menunjukkan bahwa terlihat perubahan akurasi pada data pelatihan (garis biru) dan validasi (garis oranye) selama proses pelatihan selama 12 *epoch*. Sumbu horizontal menggambarkan jumlah *epoch*, sedangkan sumbu vertikal menunjukkan nilai akurasi.

Pada *epoch* pertama, akurasi pelatihan berada di bawah 70%, sedangkan akurasi validasi langsung mencapai nilai tinggi di atas 90%. Ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali pola pada data validasi dengan cepat meskipun masih dalam tahap awal pelatihan. Seiring bertambahnya *epoch*, akurasi pelatihan meningkat secara signifikan, menunjukkan bahwa model belajar dengan baik dari data pelatihan. Akurasi validasi juga tetap tinggi dan stabil dengan fluktuasi kecil di sekitar nilai puncak 100%.

Kurva akurasi pelatihan terus meningkat hingga mendekati akurasi validasi pada *epoch* ke-12, yang menunjukkan bahwa model semakin mampu menyesuaikan parameter internal untuk memaksimalkan akurasi

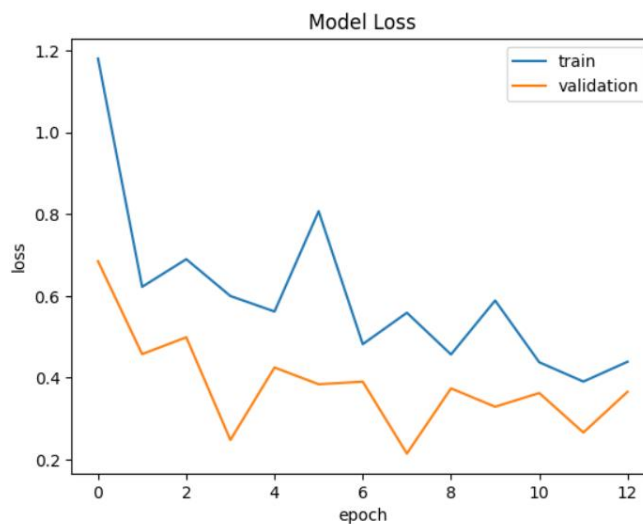
Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

pada data pelatihan. Fluktuasi kecil pada akurasi validasi, meskipun stabil di sekitar 100%, mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data yang tidak terlihat selama pelatihan.

Secara keseluruhan, grafik akurasi menunjukkan bahwa model berhasil mencapai akurasi tinggi baik pada data pelatihan maupun validasi, dengan fluktuasi yang minimal. Ini menandakan bahwa model mampu belajar dan menggeneralisasi dengan efektif, tanpa indikasi overfitting yang signifikan.

Untuk grafik *loss* (kesalahan) dari pelatihan dapat dilihat pada gambar 4.2 berikut ini.



Gambar 4.2 Hasil Kesalahan Pelatihan

Dari Gambar 4.2 menggambarkan bahwa grafik loss menggambarkan tingkat kesalahan pelatihan dan kesalahan validasi dari model pembelajaran mesin selama proses pelatihan. Sumbu horizontal merepresentasikan jumlah *epoch* atau iterasi pelatihan, sementara sumbu vertikal menunjukkan nilai kesalahan (*loss*).

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Pada *epoch* pertama, baik *loss* pelatihan (garis biru) maupun *loss* validasi (garis oranye) memiliki nilai yang cukup tinggi. Ini adalah hal yang wajar, karena model baru mulai belajar dari data dan belum mampu sepenuhnya memahami pola-pola yang ada dalam data tersebut. Seiring bertambahnya jumlah *epoch*, terlihat penurunan yang signifikan pada nilai *loss* pelatihan dan validasi, yang menandakan bahwa model semakin mampu meminimalkan kesalahan dalam prediksinya.

Penurunan pada *loss* pelatihan terjadi lebih cepat pada beberapa *epoch* awal, menunjukkan bahwa model dengan cepat menyesuaikan parameter-parameter internalnya untuk meminimalkan kesalahan pada data pelatihan. Pada saat yang sama, kurva *loss* validasi juga menunjukkan penurunan, meskipun dengan sedikit fluktuasi. Hal ini mengindikasikan bahwa model juga berhasil mengurangi kesalahan pada data validasi, yang tidak digunakan dalam pelatihan.

Setelah beberapa *epoch*, baik *loss* pelatihan maupun validasi mulai mendekati nilai minimum dan menunjukkan tren stabil. Stabilitas ini menunjukkan bahwa model telah mencapai titik konvergensi, di mana tidak banyak lagi penurunan kesalahan yang dapat dicapai. Meskipun ada perbedaan antara *loss* pelatihan dan validasi, tren yang stabil ini mengindikasikan bahwa model tidak mengalami *overfitting* yang signifikan.

Secara keseluruhan, kurva *loss* ini menunjukkan bahwa model telah dilatih dengan baik, mencapai tingkat kesalahan yang rendah pada data

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

pelatihan dan validasi. Penurunan yang konsisten di kedua kurva serta stabilisasi yang dicapai menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik dan mampu generalisasi dengan efektif pada data baru, tanpa tanda-tanda overfitting yang berarti.

4.3.2 Pengujian Hasil Klasifikasi

Setelah melakukan proses pelatihan atau *training*, model ini akan diujikan dengan data *testing* seperti terlihat pada gambar 4.3.

	precision	recall	f1-score	support
Banded Chlorosis	0.9333	0.9130	0.9231	46
Brown Spot	0.9643	0.9692	0.9668	195
BrownRust	0.9310	0.9310	0.9310	29
Dried Leaves	0.9032	0.9032	0.9032	31
Grassy shoot	1.0000	1.0000	1.0000	30
Healthy Leaves	0.9778	0.9778	0.9778	45
Pokkah Boeng	0.6774	0.8077	0.7368	26
Sett Rot	1.0000	1.0000	1.0000	60
Viral Disease	0.9420	0.9420	0.9420	69
Yellow Leaf smut	0.9643	0.9643	0.9643	112
	0.7857	0.6667	0.7213	33
accuracy			0.9408	676
macro avg	0.9163	0.9159	0.9151	676
weighted avg	0.9416	0.9408	0.9407	676

Gambar 4.3 Hasil Evaluasi Model

Berdasarkan Gambar 4.3, hasil evaluasi performa model klasifikasi menunjukkan nilai metrik precision, recall, dan F1-score untuk setiap kelas, serta rata-rata akurasi secara keseluruhan. Berdasarkan tabel hasil, model menunjukkan performa yang sangat baik untuk sebagian besar kelas. Sebagai contoh, kelas Brown Spot memiliki nilai *precision* sebesar 0.9643, recall sebesar 0.9692, dan F1-score sebesar 0.9668. Sementara itu, pada kelas Healthy Leaves, nilai *precision* mencapai 0.9778, recall sebesar

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

0.9778, dan *F1-score* sebesar 0.9778. Kinerja terbaik terlihat pada kelas *Grassy Shoot* dan *Sett* dimana masing-masing memperoleh nilai *precision*, *recall*, dan *F1* sebesar 1.0000, menunjukkan kemampuan model mengidentifikasi kelas-kelas tersebut tanpa kesalahan.

Namun demikian, terdapat beberapa kelas yang menunjukkan performa lebih rendah, seperti *Pokkah Boeng* dengan nilai *precision* sebesar 0.6774, *recall* sebesar 0.8077, dan *F1-score* sebesar 0.7368, serta *Smut* dengan nilai *precision* sebesar 0.7857, *recall* sebesar 0.6667, dan *F1-score* sebesar 0.7213. Rendahnya nilai *recall* pada kelas-kelas ini menunjukkan bahwa model sering gagal mendeteksi sampel yang seharusnya masuk ke dalam kelas tersebut. Hal ini kemungkinan disebabkan oleh ketidakseimbangan data atau kemiripan fitur antar kelas, yang menghambat model dalam membedakan kelas secara akurat.

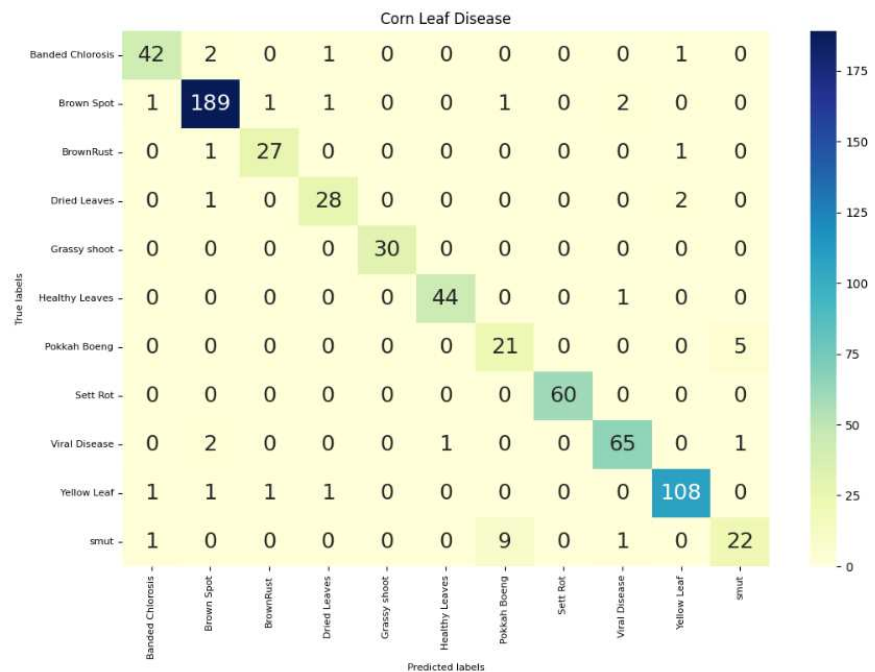
Secara keseluruhan, akurasi model mencapai 94.08%. Nilai macro average untuk *precision*, *recall*, dan *F1-score* masing-masing adalah 0.9163, 0.9159, dan 0.9151. Sementara itu, nilai *weighted average* menunjukkan performa model yang lebih tinggi pada kelas dengan jumlah data lebih besar, seperti *Brown Spot* dan *Yellow Leaf*. Hasil ini menunjukkan bahwa model memiliki potensi yang kuat untuk digunakan dalam mendeteksi berbagai penyakit daun. Namun, untuk meningkatkan kinerja pada kelas dengan performa rendah, diperlukan upaya seperti augmentasi data untuk kelas minoritas, eksplorasi fitur tambahan, atau pengujian dengan arsitektur model yang lebih kompleks. Optimasi semacam ini diharapkan dapat

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

meningkatkan kemampuan model dalam mengklasifikasikan semua kelas secara lebih akurat.

Evaluasi selanjutnya menggunakan *confusion matrix* seperti pada gambar 4.4



Gambar 4.4 Hasil *Confusion Matrix*

Berdasarkan Gambar 4.4 confusion matrix menunjukkan distribusi prediksi untuk setiap kelas penyakit daun tebu. Secara umum, model memiliki kemampuan klasifikasi yang baik, dengan diagonal utama matrix menunjukkan jumlah prediksi yang benar untuk setiap kelas. Sebagai contoh, pada kelas Brown Spot, terdapat 189 sampel yang diklasifikasikan dengan benar dari total 195 sampel, menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi pada kelas ini. Demikian pula, pada kelas Healthy Leaves, sebanyak 44 dari 45 sampel diklasifikasikan dengan benar, menegaskan performa baik model pada kategori ini.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Namun, terdapat beberapa kelemahan pada kelas tertentu. Sebagai contoh, kelas Pokkah Boeng memiliki 21 prediksi yang benar dari total 26 sampel, namun beberapa sampel telah diklasifikasikan ke kelas lain, seperti kelas Smut dan Viral Disease. Hal serupa terjadi pada kelas Smut, di mana hanya 22 dari 33 sampel diklasifikasikan dengan benar, dan sisanya salah diklasifikasikan ke kelas lain, seperti Pokkah Boeng atau Brown Spot. Hal ini menunjukkan bahwa model masih mengalami kesulitan dalam membedakan kelas-kelas dengan kemiripan fitur tertentu.

Selain itu, terdapat beberapa kesalahan minor pada kelas yang secara umum memiliki performa baik, seperti Banded Chlorosis, di mana dua sampel salah diklasifikasikan sebagai Brown Spot, dan satu sampel salah diklasifikasikan sebagai Dried Leaves. Kesalahan ini kemungkinan disebabkan oleh tumpang tindih fitur visual atau distribusi data yang tidak seimbang.

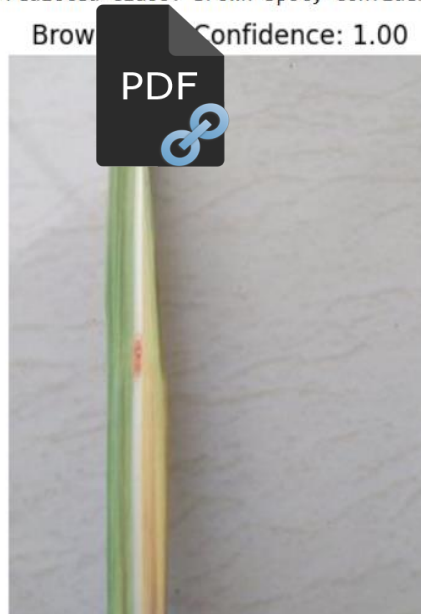
Secara keseluruhan, analisis confusion matrix mendukung metrik performa sebelumnya, di mana kelas-kelas mayoritas seperti Brown Spot dan *Yellow Leaf* memiliki performa tinggi, sementara kelas minoritas seperti Pokkah Boeng dan Smut membutuhkan perhatian lebih dalam pelatihan model, misalnya melalui augmentasi data atau teknik balancing. Optimalisasi lebih lanjut diperlukan untuk meningkatkan akurasi pada kelas dengan jumlah data yang lebih kecil dan fitur yang serupa.

Hasil pengujian dengan data gambar langsung secara individual dapat dilihat pada Gambar 4.5.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

1/1 5s 5s/step
Predicted Class: Brown Spot, Confidence: 1.00



Gambar 4.5 Hasil Prediksi

Dari Gambar 4.5 mengindikasikan bahwa model berhasil memprediksi gambar daun jagung dengan kelas *Brown Spot* dan nilai confidence sebesar 1.00. Prediksi ini menunjukkan bahwa model sangat yakin dalam mengenali pola visual khas dari penyakit *Brown Spot*, seperti bercak coklat kecil atau area nekrotik yang muncul pada permukaan daun. Gambar yang ditampilkan memperlihatkan karakteristik visual yang sesuai dengan fitur utama penyakit ini, sehingga mendukung hasil prediksi model. Keyakinan penuh dari model juga menunjukkan kemampuannya dalam mengekstrak fitur penting secara konsisten dari data gambar yang dianalisis. Hal ini menegaskan efektivitas model dalam mengidentifikasi ciri-ciri visual penyakit tertentu, terutama pada kelas *Brown Spot*.



5.1 Kesimpulan

Dari hasil penelitian penulis dapat membuat kesimpulan sebagai berikut:

- a. Model dikembangkan untuk klasifikasi penyakit daun tebu mencapai performa yang sangat baik. Pada fase pelatihan, model menunjukkan akurasi yang sangat tinggi sebesar 94.08%.
- b. Model yang dikembangkan sangat efektif dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasikan setiap kelas secara tepat, dengan hampir tidak ada kesalahan klasifikasi untuk setiap label yang diuji.
- c. Model memiliki kemampuan yang sangat baik dalam memberikan prediksi yang akurat dan konsisten

5.2 Saran

Dalam melakukan penelitian ini, penulis menyadari masih banyak kekurangan, akan tetapi setelah melakukan pengujian secara keseluruhan terdapat beberapa sebagai berikut:

- a. Pengembangan lebih lanjut disarankan untuk peneliti selanjutnya agar menambahkan metode klasifikasi yang lain agar dapat melakukan perbandingan hasil nilai Akurasi juga dapat menggunakan metode lain.

- b. Penelitian selanjutnya bisa melakukan prediksi mode langsung menggunakan media handphone maupun kamera untuk mendapatkan hasil yang lebih *real time*.



Protected by PDF Ant-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

- [1] W. L. Pratitis, K. Kurniasari, and H. Al Fata, "Classification of Spotted Disease on Sugarcane Leaf Image Using Convolutional Neural Network Algorithm," *JTECS J. Sist. Telekomun. Elektron. Sist. dan Komput. Power Sist. dan Komput.*, vol. 3, no. 2, p. 117, 2023, doi: 10.32503/jtecs.v3i2.117.
- [2] D. P. Perkebunan, D. J. Perkebunan, and K. Pertanian, *Buku Saku Pengelolaan OPT Tanaman Tebu*. Jakarta: Kementerian Pertanian RI, 2021.
- [3] A. A. Muliastuti and R. Trilaksono, "Pengendalian Hama dan Penyakit Utama Tebu (*Saccharum officinarum* L.) di PT PG Rajawali II Jatitujuh Majalengka," *J. Sains Terap.*, vol. 10, no. 1, pp. 40–52, 2021, doi: 10.29244/jstsv.10.1.40-52.
- [4] A. Ridhovan and A. Suharso, "Penerapan Metode Residual Network (Resnet) Dalam Klasifikasi Penyakit Pada Daun Gandum," *JUPI (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.)*, vol. 7, no. 1, pp. 58–65, 2022, doi: 10.29100/jupi.v7i1.2410.
- [5] D. Setiawan and T. Suryawijaya, "Algoritma Resnet152V2 Dalam Melakukan Klasifikasi Penyakit Pada Daun Tanaman Tomat," *J. Comput. Sci. Technol.*, vol. 3, no. 2, pp. 37–42, 2023, doi: 10.54840/jcstech.v3i2.192.
- [6] I. Yuni Wulandari, N. Indroasyoko, R. Mudia Alti, Y. N. Asri, and R. Hidayat, "Pengenalan Sistem Deteksi Objek untuk Anak Usia Dini Menggunakan Pemrograman Python," *Remik*, vol. 6, no. 4, pp. 664–673, 2022, doi: 10.33395/remik.v6i4.11772.
- [7] C. R. Kotta, D. Paseru, and M. Sumampouw, "Implementasi Metode Convolutional Neural Network untuk Mendeteksi Penyakit Pada Citra Daun Tomat," *J. Pekommas*, vol. 7, no. 2, pp. 123–132, 2022, doi: 10.56873/jpkm.v7i2.4961.
- [8] N. Yudistira, "Peran Big Data dan Deep Learning untuk Menyelesaikan Permasalahan Secara Komprehensif," *Expert J. Manaj. Sist. Inf. dan Teknol.*, vol. 11, no. 2, p. 78, 2021, doi: 10.36448/expert.v11i2.2063.
- [9] A. Mustikarini, *Agenda Riset Bisnis dan Ekonomi Topik Terkini Teknologi Terbarukan*, vol. 01. 2016.
- [10] F. Charli, H. Syaputra, M. Akbar, S. Sauda, and F. Panjaitan, "Implementasi Metode Faster Region Convolutional Neural Network (Faster R-CNN) Untuk Pengenalan

- Jenis Burung “Royalbird”.” *Inf. Technol. Ampera*, vol. 1, no. 3, pp. 185–197, 2020, doi: 10.51519/journalita.volumel.issue3.year2020.page185-197
- [11] A. Ahmad Hania, “Mengenal Artificial Intelligence, Machine Learning, & Deep Learning,” *J. Teknol. Indones.*, no. June, pp. 1–6, 2017, [Online]. Available: <https://amt-it.com/mengenal-per-artificial-intelligence-machine-learning-deep-learning/>.
- [12] T. A. Bowo, H. Syaputra, and M. Akbar, “Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Motif Citra Batik Solo,” *J. Softw. Eng. Ampera*, vol. 1, no. 2, pp. 82–96, 2020, doi: 10.51519/journalsea.v1i2.47.
- [13] V. Salim, A. Abdullah, and P. Y. Utami, “Klasifikasi Citra Penyakit Tanaman pada Daun Paprika dengan Metode Transfer Learning Menggunakan DenseNet-201,” *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 13, no. 2, pp. 3001–3014, 2024, doi: 10.33022/ijcs.v13i2.3746.
- [14] R. Sukmawardani, L. Nurpulaela, and R. Rahmadewi, “Implementasi Arsitektur Resnet152 Untuk Klasifikasi Uang Kertas Rupiah Dengan Metode Transfer Learning,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 4, pp. 5650–5657, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i4.10001.
- [15] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, “Deep residual learning for image recognition,” *Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, vol. 2016-Decem, pp. 770–778, 2016, doi: 10.1109/CVPR.2016.90.
- [16] S. Ahmad, P. Singh, and A. K. Sagar, “A Survey on Big Data Analytics,” *Proc. - IEEE 2018 Int. Conf. Adv. Comput. Commun. Control Networking, ICACCCN 2018*, vol. 4, pp. 256–260, 2018, doi: 10.1109/ICACCCN.2018.8748774.
- [17] F. Marpaung, F. Aulia, and R. C. Nabila, *Computer Vision Dan Pengolahan Citra Digital*. Pustaka Aksara, 2022.
- [18] Y. Amrozi, D. Yulianti, A. Susilo, N. Novianto, and R. Ramadhan, “Klasifikasi Jenis Buah Pisang Berdasarkan Citra Warna dengan Metode SVM,” *J. Sisfokom (Sistem Inf. dan Komputer)*, vol. 11, no. 3, pp. 394–399, 2022, doi: 10.32736/sisfokom.v11i3.1502.
- [19] J. A. Bunge and D. H. Judson, “Implementasi Data Mining Menggunakan CRISP-DM Pada Sistem Informasi Eksekutif Dinas Kelautan dan Perikanan Provinsi Jawa

- Tengah,” *Eyecl. Soc. Med. Thee-Volum Set* vol. 1, pp. V1-617-V1-624, 2004, doi: 10.1016/B0-12-369398-5/00159-6
- [20] S. S. Rhomadhon and D. R. Ningtias, “Developing a classification system for brain tumors using the ResNet152V2 model architecture,” *J. Soft Comput. Explor.*, vol. 5, no. 2, pp. 173–182, 2024. doi:10.2465/josce.v5i2.372.
- [21] A. Bantu, A. Tingkat, K. Tumor, J. T. Manik, and F. Haryanto, “MIND (Multimedia Artificial Intelligent Networking Database Algoritma Convolutional Neural Network sebagai,” *J. MIND J. | ISSN*, vol. 9, no. 1, pp. 1–12, 2024, [Online]. Available: <https://doi.org/10.26760/mindjournal.v9i1.1-12>.
- [22] W. Hastomo, E. Hadiyanto, and D. Sutarno, “Klasifikasi Covid-19 Chest X-Ray Dengan Tiga Arsitektur Cnn (Resnet-152, Inceptionresnet-V2, Mobilenet-V2),” *Semin. Nas. Teknol. Inf. dan Komun. STI&K*, vol. 5, no. 1, pp. 2581–2327, 2021.

Protected by PDF Anti-Copy Free
 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Lampiran 1. Lembar Pengajuan Judul

UNIVERSITAS BINA INSAN
 YAYASAN BINA INSAN
 Jalan Jenderal Besar H.M. Soeharto
 Kecamatan Lubuklinggau Selatan 1 Kota Lubuklinggau Provinsi Sumatera Selatan

Formulir Pengajuan Judul Skripsi
Program Studi Informatika

Nama : Mulaqiyah Ferdy Ulyah
 NIM : 2002010011
 Alamat : Perum Puri Athena Sejahtera Blok C06
 No.Hp : 08388223254

Rumusan Masalah 1 : Pengembangan model Transfer Learning untuk mengenali penyakit tanaman tebu dengan pendekatan CNN dan Transfer Learning ResNet152V2.
 Judul 1 : Deteksi Dini Penyakit Tanaman Tebu Menggunakan Citra Daun Dengan Pendekatan Transfer Learning ResNet152V2.

Rumusan Masalah 2 : Belum adanya sistem informasi kepegawaian pada Dinas Sosial Kota Lubuklinggau
 Judul 2 : Perancangan Sistem Informasi Kepegawaian Pada Dinas Sosial Kota Lubuklinggau Berbasis Web Mobile

Rumusan Masalah 3 : Belum adanya sistem informasi geografis rumah tak layak huni pada Dinas Sosial Kota Lubuklinggau.
 Judul 3 : Perancangan Sistem Informasi Geografis Rumah Tak Layak Huni di Kota Lubuklinggau Berbasis Web Mobile (Studi Kasus : Dinas Sosial Kota Lubuklinggau)

Diusulkan Judul Nomor 1(satu)/2(Dua)/3(Tiga)*

Lubuklinggau, November 2024
 Mahasiswa Yang Mengusulkan

(Signature)
 (Mulaqiyah Ferdy Ulyah)

Menyetujui Dosen Pembimbing
Pembimbing 1 (Novi Lestari, M.Kom)

(Signature)
 (.....)

Pembimbing 2 (A. Taqwa Martadinata, M.Kom)

(Signature)
 (.....)

Mengesahkan
 Dekan Fakultas Ilmu Teknik,

Mengetahui
 Ketua Program Studi,

(Signature)
 (Budi Santoso, M.Kom)

0733-4553932 (Rektorat Universitas) 0812-1826-6228 (Marketing UNIVBI)
 0733-3280300 Bina Insan) 0852-3151-5800 (Admin UNIVBI)
 0733-3280200 (Pascasarjana) Admin@univbinainsan.ac.id univbinainsan.ac.id - pasca.univbinainsan

Protected by PDF Anti-Copy Free

Lampiran 2. Lembar Bimbingan Proposal Skripsi Pembimbing I dan II
 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

UNIVERSITAS BINA INSAN
Jalan Jendral Besar H.M. Soeharto Kumpang Kec. Lubuklinggau Selatan I Kota Lubuklinggau Provinsi Sumatera Selatan

LEMBAR BIMBINGAN PROPOSAL SKRIPSI

Nama : Mulaqiyah Ferdy Ulyah
 Nim : 2102020011
 Program Studi : Informatika
 Pembimbing 1 : Novi Lestari, M.Kom
 Pembimbing 2 : A. Taqwa Martadinata, M.Kom
 Judul : Deteksi Dini Penyakit Tanaman Tebu Menggunakan Citra Daun Dengan Pendekatan Transfer Learning ResNet152-V2

NO	TANGGAL	TOPIK	KOMENTAR PEMBIMBING	TANDA TANGAN PEMBIMBING	
				1	2
1.	5-12-2024	A. Pendahuluan	Perbaiki - Latar Belakang Penelitian - Identifikasi Masalah. - Rumusan Masalah		<i>Act</i>
2.	9-12-2024	B. Kajian Pustaka	Perbaiki Studi literatur. Perbaiki Kerangka Berpikir.		<i>Act</i>
3.	13-12-2024	C. Metodologi Penelitian	Perbaiki Metode Pengembangan Sistem & Rancangan Sistem		<i>Act</i>
4.	16-12-2024		ACC Lanjut P1		<i>Act</i>

Lubuklinggau, 2024
 Ketua Program Studi Informatika
 (Budi Santoso, M.Kom)

0812-1826-6228 (Marketing UNIVBI)

Protected by PDF Anti Copy Free
UNIVERSITAS BINA INSAN
Jalan Tendral Besar 11 M. Soeharto KM.3.3 Kel. Lubuk Kupang Kec. Lubuklinggau Selatan 1 Kota Lubuklinggau Provdi Sumatera Selatan

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)
LEMBAR BIMBINGAN SKRIPSI

Nama : Mulaqiyah Ferdy Ulyah
 Nim : 2102020011
 Program Studi : Informatika
 Pembimbing 1 : Novi Lestari, M.Kom
 Pembimbing 2 : A. Taqwa Martadinata, M.Kom
 Judul : Deteksi Dini Penyakit Tumor
 Transfer Learning ResNet152 menggunakan Citra Daun Dengan Pendekatan

NO	TANGGAL	TOPIK	KOMENTAR PEMBIMBING	TANDA TANGAN PEMBIMBING	
				1	2
1.	17/24 12	proposal	format penulisan (S. Agung) - Tempat penelitian - foto dokumentasi tempat penelitian - latar belakang (tambahkan kondisi tempat penelitian) - jurnal artikel jurnal Univ. BI		
2.	21/24 12	proposal	ACC, standar daftar isi Sempurna		

Lubuklinggau, 2024
 Ketua Program Studi Informatika
 (Budi Santoso, M.Kom)

0733-4553932 (Rektorat Universitas) 0812-1826-6228 (Marketing UNIVBI)
 0733-3280300 Bina Insan 0852-3151-5800 (Admin UNIVBI)
 0733-3280200 (Pascasarjana) Admin@univbinainsan.ac.id univbinainsan.ac.id - pasca.univbinainsan.ac.id

Lampiran 3. Lembar Revisi Ujian Proprosi I

Protected By PDF Anti-Copy Free
 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

UNIVERSITAS BINA INSAN
Jalan Jenderal Besar H.M. Soeharto KM.13 Kel. Lubuk Kupang Kec. Lubuklinggau Selatan 1 Kota Lubuklinggau Provinsi Sumatera Selatan

LEMBAR BIMBINGAN SKRIPSI

Nama : Mulaqiyah Ferdy Ulyah
 Nim : 2102020011
 Program Studi : Informatika
 Pembimbing 1 : Novi Lestari, M.Kom
 Pembimbing 2 : A. Taqwa Martadinata, M.Kom
 Judul : Deteksi Dini Penyakit Tumor menggunakan Citra Daun Dengan Pendekatan Transfer Learning ResNet152-V2

NO	TANGGAL	TOPIK	KOMENTAR PEMBIMBING	TANDA TANGAN PEMBIMBING	
				1	2
1.	17/24 /12	proposal	- format penulisan (B. Asing) - Tempat penelitian - foto dokumentasi tempat penelitian - latar belakang pmbahasan kondisi tempat penelitian - jurnal dan artikel jurnal Univ. BI		
2.	21/24 /12	proposal	ACC. Standar dan format Sempurna		

Lubuklinggau, 2024
 Ketua Program Studi Informatika
 (Budi Santoso, M.Kom)

0733-4553932 (Rektorat Universitas) 0812-1826-6228 (Marketing UNIVBI)
 0733-3280300 Bina Insan) 0852-3151-5800 (Admin UNIVBI)
 0733-3280200 (Pascasarjana) Admin@univbinainsan.ac.id univbinainsan.ac.id - pasca.univbinainsan

Lampiran 4. Lembar Bimbingan Skripsi Pen Bimbing I dan II

Protected by PDF Anti-Copy Free
 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

UNIVERSITAS BINA INSAN
Jalan Jenderal Besar H.M. Soeharto KM.13 Kel. Lubuk Kupang Kec. Lubuklinggau Selatan 1 Kota Lubuklinggau Prov. Sumatera Selatan

LEMBAR BIMBINGAN SKRIPSI

Nama : Mulaqiyah Ferdy Ulyah
 Nim : 2102020011
 Program Studi : Informatika
 Pembimbing 1 : Novi Lestari, M.Kom
 Pembimbing 2 : A. Taqwa Martadinata, M.Kom
 Judul : Deteksi Dini Penyakit Tumor menggunakan Citra Daun Dengan Pendekatan Transfer Learning ResNet152-V2

NO	TANGGAL	TOPIK	KOMENTAR PEMBIMBING	TANDA TANGAN PEMBIMBING	
				1	2
1.	17/24 /12	proposal	format penulisan (B. Asing) - Tempat penelitian - foto dokumentasi tempat penelitian - latar belakang (pembahasan kondisi tempat penelitian) - jurnal dan artikel jurnal Univ. BI		
2.	21/24 /12	proposal	ACC. Standar dafhur Sempur		

Lubuklinggau, 2024
 Ketua Program Studi Informatika
 (Budi Santoso, M.Kom)

0733-4553932 (Rektorat Universitas) 0812-1826-6228 (Marketing UNIVBI)
 0733-3280300 Bina Insan) 0852-3151-5800 (Admin UNIVBI)
 0733-3280200 (Pascasarjana) Admin@univbinainsan.ac.id univbinainsan.ac.id - pasca.univbinainsan

Lampiran 5. Lembar Foto Penelitian

Protected by PDF Anti-Copy Free
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

FOTO DOKUMENTASI TEMPAT PENELITIAN



Lampiran 6. Lembar Surat Keterangan Bebas Plagiasi

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



SURAT KETERANGAN BEBAS PLAGIASI

Menerangkan bahwa mahasiswa :

Nama : Mulaqiyah Ferdy Ulyah
 NIM : 2102020011
 Fakultas : Fakultas Ilmu Teknik
 Prodi : Informatika

Memiliki jurnal dengan Judul “Deteksi Dini Penyakit Tanaman Tebu Menggunakan Citra Daun Dengan Pendekatan Transfer Learning Resnet 152-v2” Telah dilakukan uji plagiasi dengan turnitin sebesar 17% dari batas maksimal 30% dan dinyatakan memenuhi standar bebas plagiasi dari Universitas Bina Insan.

Demikian surat keterangan ini disampaikan dengan sebenarnya untuk dapat dipergunakan sebagaimana mestinya.

Lubuklinggau, 01 Desember 2025
Kepala LPPM



Dr. Ahmad Fahrudin, M.Pd

Lampiran 7. Jurnal **Protected by PDF Anti-Copy Free**
 Deteksi Dini Penyakit Tanaman Tebu Menggunakan Citra Daun
 Dengan Pendekatan Transfer Learning Resnet152-V2
 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



Mulaqiyah Ferdy Ulyah^{1,3}, Ari², A. Taqwa Martadinata³

^{1,3}Program Studi Informatika, Universitas Bina Insan, LubukLinggau, Indonesia

Email: ¹2102020011@mhs.univbinainsan.ac.id , ²novilestari@univbinainsan.ac.id ,

³taqwa@univbinainsan.ac.id

Abstrak

Penelitian ini bertujuan mengembangkan model klasifikasi penyakit pada daun tebu dengan pendekatan berbasis pembelajaran mesin. Hasil penelitian menjabarkan model yang dirancang mampu mencapai performa yang sangat baik, mempunyai akurasi pelatihan sebesar 94,08%. Model ini terbukti efektif dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasikan setiap kelas penyakit secara tepat, dengan tingkat kesalahan klasifikasi yang sangat rendah. Selain itu, model juga menunjukkan konsistensi dalam memberikan prediksi yang akurat, menjadikannya alat yang andal dalam mendeteksi penyakit daun tebu. Temuan ini memberikan kontribusi signifikan terhadap upaya digitalisasi dan otomatisasi dalam bidang pertanian, khususnya dalam pengelolaan tanaman tebu.

Kata kunci : Deteksi, Tebu, Resnet152-V2

Abstract

This study aims to develop a disease classification model for sugarcane leaves using a machine learning-based approach. The results demonstrate that the designed model achieves excellent performance, with a training accuracy of 94.08%. This model has proven effective in accurately identifying and classifying each disease class, with a very low misclassification rate. Furthermore, the model consistently delivers accurate predictions, making it a reliable tool for detecting sugarcane leaf diseases. These findings significantly contribute to digitalization and automation efforts in agriculture, particularly in sugarcane crop management.

Keywords : Detection, Sugarcane, Resnet152-V2

I. PENDAHULUAN

Computer vision adalah teknologi yang ditunjang oleh AI, memungkinkan komputer memiliki kemampuan layaknya manusia dalam melihat dan menganalisis objek pada gambar. Teknologi ini memanfaatkan algoritma tertentu agar komputer dapat memahami dan menginterpretasikan setiap gambar yang diolah. Dalam menghasilkan output yang tepat, **computer vision** bekerja melalui tahap menginput data visual ke sistem, lalu menganalisis data tersebut guna menemukan suatu karakteristik yang biasa dikenal sebagai **pola** melalui tahap pembelajaran. Pola inilah yang selanjutnya digunakan sebagai dasar sistem dalam mengidentifikasi objek serupa, walaupun muncul di keadaan yang tidak serupa.

Tebu (*Saccharum Officinarum* L) adalah tumbuhan kebun musiman yang memuat gula di bagian batangnya, sehingga sering dimanfaatkan menjadi bahan utama dalam pembuatan gula dan vetsin. Tanaman ini termasuk dalam keluarga rumput-rumputan (*Gramineae*) [2]. Sebagai salah satu komoditas penting di Indonesia, tebu memiliki kontribusi besar terhadap sektor ekonomi, mengingat budidayanya tersebar di berbagai wilayah di tanah air. Aspek-aspek yang berkaitan dengan pertanian tebu di Indonesia meliputi jenis varietas, tahap pertumbuhan, distribusi wilayah tanam, serta tingkat produksi gula nasional.

Penanganan penyakit pada tanaman tebu membutuhkan strategi yang menyeluruh. Petani sering mengalami kesulitan dalam mengenali jenis penyakit dengan tepat dan dalam waktu yang cepat. Kurangnya pemahaman terhadap gejala awal sering menyebabkan keterlambatan dalam pengobatan, yang pada akhirnya memperparah serangan penyakit pada tanaman. Untuk mengatasi hal ini, diperlukan metode yang komprehensif, termasuk penerapan praktik budidaya yang baik, pemantauan rutin, serta pemanfaatan varietas unggul yang tahan penyakit. Relevan terhadap berkembangnya teknologi, pemanfaatan AI dalam mendeteksi penyakit secara dini pada daun tebu menjadi solusi yang potensial untuk meningkatkan efisiensi pengendalian penyakit sekaligus mendorong produktivitas tanaman tebu.

Salah satu pendekatan yang kini semakin luas digunakan adalah penerapan metode deep learning, khususnya melalui model Convolutional Neural Networks (CNN), dalam melangsungkan deteksi dan klasifikasi penyakit daun tanaman secara otomatis. Melalui tahap memanfaatkan model deep learning, citra daun yang terinfeksi dapat diproses secara efektif guna mengenali jenis penyakit disertai keakuratan yang tinggi.

Selain itu, transfer learning telah terbukti efektif dalam meningkatkan kinerja model dalam mendeteksi penyakit tanaman, khususnya saat jumlah data pelatihan terbatas. Salah satu model arsitektur yang dapat dimanfaatkan adalah ResNet152, seperti yang telah diterapkan dalam klasifikasi penyakit pada daun gandum [4]. Kedalaman dan kompleksitas fitur yang dapat diekstraksi dari foto telah membuat model ini terkenal. Dengan menggunakan bobot awal yang dipelajari dari kumpulan data besar seperti ImageNet [5], model ResNet152 dapat disesuaikan secara efisien untuk mendeteksi penyakit pada daun tebu yang terinfeksi, baik dari sisi efisiensi waktu pelatihan maupun peningkatan akurasi hasil klasifikasi.

Pendekatan ini menunjukkan kembali proses ekstraksi fitur dari gambar daun tebu dilakukan secara lebih mendalam dan akurat, sehingga dapat meningkatkan ketepatan dalam memprediksi jenis penyakit. Inovasi ini membuka potensi besar untuk mendorong produktivitas tanaman tebu melalui deteksi dini serta pengelolaan penyakit yang lebih presisi, efisien, dan berkelanjutan.

II. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Metode Pengumpulan Data

Data-data yang akan didapatkan dengan proses yang akurat dan nyata maka dilakukan dengan cara:

2.1.1 Data Primer

1. Metode Observasi

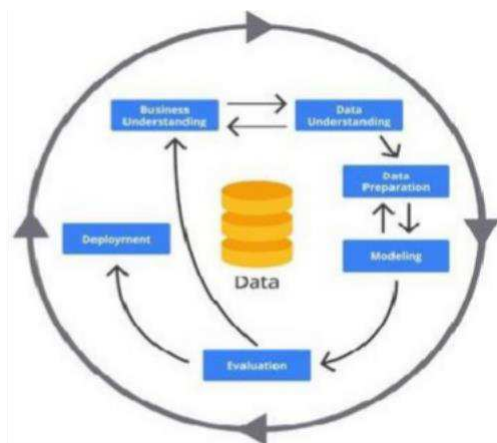
Pengamatan langsung terhadap objek data pada titik kemunculannya dan pencatatan hasilnya merupakan metode atau strategi untuk memperoleh data primer. Metode, instrumen, bahan, dan data yang digunakan dalam penelitian ini dikumpulkan melalui pengamatan langsung.

2. Metode Pustaka

Dengan membaca dan membuat catatan dari buku-buku, terbitan berkala, dan literatur yang relevan, penulis mengumpulkan informasi yang relevan dengan isu yang sedang dibahas.

2.2 Metode Pengembangan Sistem

Metodologi yang diterapkan pada studi ini ialah framework CRISP-DM.



Gambar 1. Metode Pengembangan Sistem

Berikut penjabaran tahap pengembangan sistem pada studi ini:

1) Business Understanding

Melakukan pemahaman tentang apa saja yang ingin dikembangkan pada penelitian ini, dari pengumpulan data, proses preprocessing, modelling, evaluasi sampai deployment model.

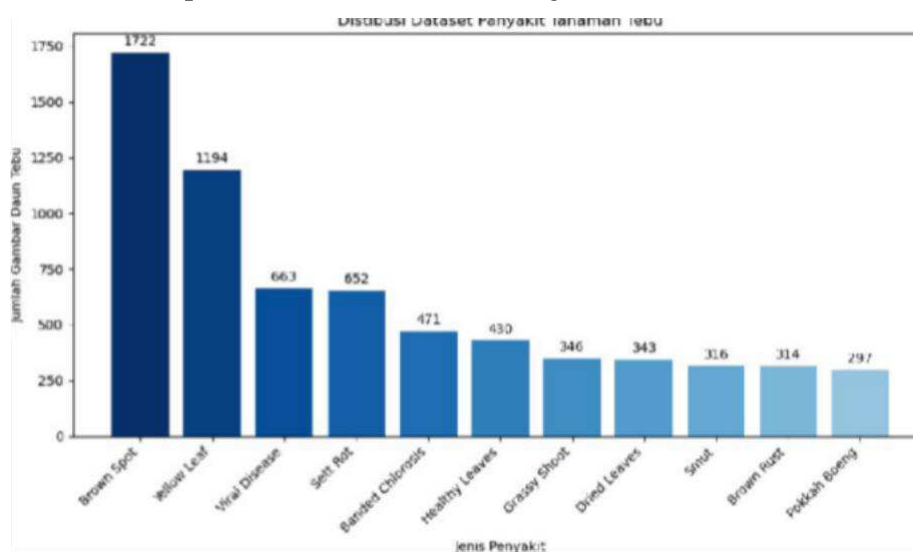
2) Data Understanding

Langkah pertama dalam mengumpulkan, mengukur, dan memvalidasi data adalah memperoleh kesadaran tentang data apa yang diperlukan dan bagaimana cara memperolehnya. Dataset diambil pada website penyedia dataset public yaitu kaggle. Dataset berjumlah 3.159 data. Jumlah kelas sebanyak 11 (sebelas) antara lain Yellow Leaf, Smut, Dried leaves, Brown Spot, Healthy Leaves, Viral Disease, Sett Rot, Brown Rust, Grassy Shoot, dan Pokkah Boeng.

3) Data Preparation

Data Preparation adalah tahapan setelah Data Understanding dimana tahapan ini bertujuan untuk memahami karakteristik data yang telah dikumpulkan

Distribusi *class* pada dataset bisa diamati di gambar berikut.



Gambar 2. Distribusi Dataset

Gambar di atas menyajikan eksplorasi data yang berisi distribusi kategori penyakit daun tanaman tebu dalam format visualisasi diagram batang.

Pada diagram batang, distribusi jumlah sampel *Brown Spot* memiliki jumlah gambar tertinggi dengan 1.722 gambar, selanjutnya, *Yellow Leaf* menempati posisi kedua dengan 1.194 gambar, penyakit *Viral Disease* dan *Sett Rot* mengikuti di urutan 3 dan 4 dengan yang mempunyai 663 dan 652 gambar, sementara *Banded Chlorosis* dan *Healthy Leaves* memiliki jumlah gambar sebesar 471 dan 430 gambar, dan kategori *Brown Rust* memiliki 314 gambar. Adanya gambar *Healthy Leaves* memberikan perbandingan penting pada daun yang sehat dan daun yang terinfeksi, yang berguna dalam pengembangan model klasifikasi berbasis kecerdasan buatan.

Selanjutnya, kategori *Grassy Shoot* dan *Dried Leaves* memiliki jumlah

gambar yang relatif kecil, masing-masing 346 dan 343 gambar. Smut memiliki 316 gambar, sementara *Pokkah Boeng* tercatat sebagai kategori dengan jumlah gambar paling sedikit, yaitu 297 gambar.

Distribusi ini menunjukkan variasi jumlah gambar pada setiap kategori penyakit, dengan dominasi pada *Brown Spot* dan *Yellow Leaf*. Penyakit-penyakit dengan jumlah gambar lebih banyak seperti *Smut* dan *Pokkah Boeng*. Penyajian data ini penting dalam proses klasifikasi penyakit, terutama dalam implementasi teknologi kecerdasan buatan untuk meningkatkan produktivitas tebu secara presisi dan berkelanjutan. Proses *processing* yang dilangsungkan yakni *resizing* dan proses *segmentasi* data.

4) *Modeling*

Pemodelan memerlukan pengambilan teknik, pengumpulan data pelatihan, dan penerapan metode pembelajaran transfer Resnet-152, yang merupakan CNN.

5) *Evaluation*

Setelah model selesai, saatnya menguji kinerjanya. Laporan kategorisasi dan matriks kebingungan adalah dua contoh metodologi pengujian.

6) *Deployment*

Implementasi model terjadi selama fase penerapan setelah model yang baik atau siap pakai diperoleh. Anda dapat menjalankan model tanpa perlu melatihnya lagi karena disimpan dalam format .h5.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Penelitian

Pada studi ini, data gambar yang diterapkan untuk melatih model diklasifikasikan ke dalam tiga kelompok utama yakni *training*, *validation*, dan *test*. dataset berjumlah 3.159 data. Jumlah kelas sebanyak 11 (sebelas) antara lain: *Yellow Leaf*, *Smut*, *Dried leaves*, *Brown Spot*, *Healthy Leaves*, *Viral Disease*, *Sett Rot*, *Brown Rust*, *Grassy Shoot*, dan *Pokkah Boeng*, distribusi jumlah sampel *Brown Spot* memiliki jumlah gambar tertinggi dengan 1.722 gambar, selanjutnya, *Yellow Leaf* menempati posisi kedua dengan 1.194 gambar, penyakit *Viral Disease* dan *Sett Rot* mengikuti di posisi 3 dan 4 dan tiap-tiapnya 663 dan 652 gambar, sementara *Banded Chlorosis* dan *Healthy Leaves* memiliki jumlah gambar sebesar 471 dan 430 gambar, dan kategori *Brown Rust* memiliki 314 gambar, selanjutnya, kategori *Grassy Shoot* dan *Dried Leaves* memiliki jumlah gambar yang relatif kecil, masing-masing 346 dan 343 gambar. Smut memiliki 316 gambar, sementara *Pokkah Boeng* tercatat sebagai kategori dengan jumlah gambar paling sedikit, yaitu 297 gambar.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Pada penelitian ini, model klasifikasi gambar dikembangkan dengan menggunakan arsitektur Resnet152V2 yang sudah dilatih (*pre-trained*) pada dataset *ImageNet*. ResNet152V2 ditetapkan sebab kemampuannya dalam mengklasifikasi gambar dengan model yang ringan dan efisien, sangat sesuai untuk aplikasi yang memerlukan komputasi rendah namun tetap mempertahankan akurasi yang tinggi.

Model dibangun dengan menentukan parameter input berupa dimensi gambar (*IMG_SHAPE*) sebesar (224, 224, 3). Ini menunjukkan bahwa model menerima gambar dengan resolusi 224x224 piksel dan mempunyai 3 kanal warna (RGB). Dimensi ini dipilih untuk memastikan kompatibilitas dengan arsitektur ResNet152V2 yang telah dilatih sebelumnya. Format gambar tersebut juga sesuai dengan standar yang digunakan dalam berbagai model deep learning, memungkinkan pengolahan fitur visual secara optimal melalui kedalaman lapisan ResNet152V2.

Arsitektur model klasifikasi gambar dikembangkan menggunakan *Resnet152V2*, yang telah di-*pre-trained* pada dataset *ImageNet*. Struktur model ini terdiri dari beberapa lapisan yang memiliki peran spesifik dalam proses ekstraksi fitur.

3.2 Pembahasan

3.2.1 Hasil Klasifikasi Penyakit Tanaman Tebu

Dataset penyakit tebu digunakan untuk membangun model pembelajaran mendalam selama *50 epoch* dalam eksperimen ini. Tujuan pelatihan ini adalah meningkatkan akurasi model dalam klasifikasi data sekaligus meminimalkan nilai kerugian, sebuah indikasi seberapa efektif model beradaptasi dengan data pelatihan.

Hasil pelatihan *5 epoch* terakhir bisa diamati temuannya di Tabel 1.

Tabel 1 Tampilan 5 Terakhir dari Hasil Pelatihan

<i>Epoch</i>	<i>Accuracy Training</i>	<i>Loss Training</i>	<i>Akurasi Validasi</i>	<i>Los Validasi</i>
1	0.9218	0.0498	0.9420	0.3741
2	0.8338	0.5888	1.0000	0.3292
3	0.9250	0.4403	0.9345	0.3627
4	1.0000	0.3907	1.0000	0.2662
5	0.9259	0.4424	0.9330	0.3656

Analisis hasil pelatihan model *deep learning* berbasis *Resnet152V2* menjabarkan pola yang signifikan. Di *epoch* pertama, model melonjak akurasi training yang tinggi yakni sejumlah 92,18% melalui *loss* yang rendah, namun *loss* validasi masih cukup tinggi di angka 37,41%. Hal ini mengindikasikan bahwa model masih dalam tahap awal pembelajaran terhadap data validasi. Pada *epoch* kedua, terjadi penurunan pada akurasi training menjadi 83,38%, sementara akurasi validasi melonjak menjadi 100%, yang menunjukkan model mampu menangkap pola dari data validasi secara baik meskipun mengalami kesulitan pada data *training*. Pada *epoch* ketiga, akurasi training kembali meningkat menjadi 92,50%, sementara akurasi validasi sedikit menurun menjadi 93,45%, menandakan adanya stabilisasi dalam pembelajaran model meskipun terdapat sedikit penurunan pada generalisasi. *Epoch* keempat menunjukkan performa puncak dengan akurasi training dan validasi masing-masing mencapai 100%, disertai dengan penurunan signifikan pada *loss* validasi menjadi 26,62%, mengindikasikan bahwa model telah sepenuhnya menghafal data *training* dan berhasil mengaplikasikan pengetahuannya pada data validasi. Namun, pada *epoch* kelima, terjadi sedikit penurunan akurasi training dan validasi masing-masing menjadi 92,59% dan 93,30%, dengan sedikit peningkatan pada *loss* validasi menjadi 36,56%.

3.3 Pengujian Hasil Klasifikasi

Sesudah melangsungkan tahap *training*, model ini hendak diujikan melalui data *testing* seperti terlihat di gambar 3.

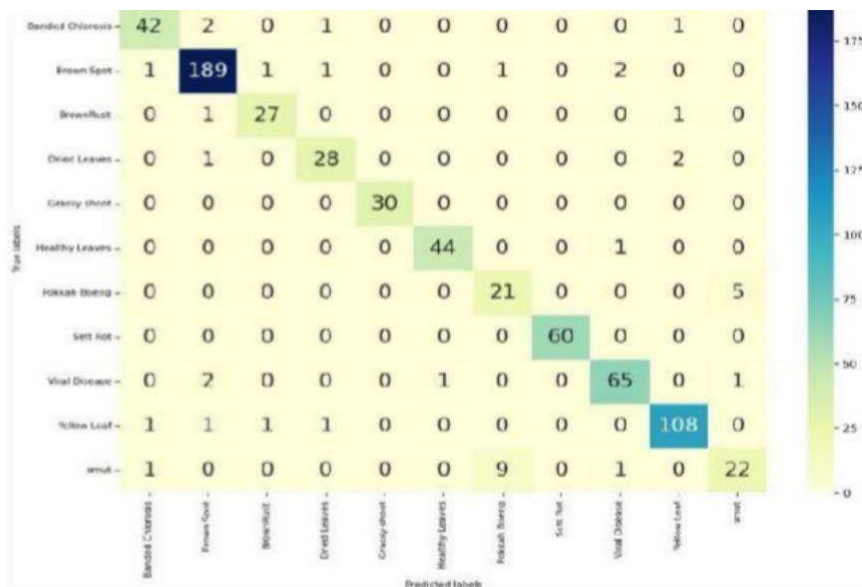
	precision	recall	f1-score	support
Banded Chlorosis	0.9333	0.9130	0.9231	46
Brown Spot	0.9643	0.9692	0.9668	195
BrownRust	0.9310	0.9310	0.9310	29
Dried leaves	0.9032	0.9032	0.9032	31
Grassy shoot	1.0000	1.0000	1.0000	30
Healthy Leaves	0.9778	0.9778	0.9778	45
Pokkah Boeng	0.6774	0.8077	0.7368	26
Sett Rot	1.0000	1.0000	1.0000	60
Viral Disease	0.9420	0.9420	0.9420	69
Yellow Leaf smut	0.9643	0.9643	0.9643	112
	0.7857	0.6667	0.7213	33
accuracy			0.9408	676
macro avg	0.9163	0.9159	0.9151	676
weighted avg	0.9416	0.9408	0.9407	676

Gambar 3 Hasil Evaluasi Model

Protected by PDF Anti-Copy Free

Merujuk pada Gambar 3, temuan evaluasi performa model klasifikasi menunjukkan (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark) untuk setiap kelas, serta rata-rata akurasi secara keseluruhan. Berdasarkan tabel hasil, model mengindikasikan performa yang sangat baik untuk sebagian besar kelas. Sebagai contoh, kelas *Brown Spot* memiliki skor *precision* yakni sejumlah 0.9643, *recall* yakni sejumlah 0.9668, dan *F1-score* yakni sejumlah 0.9668. Sementara itu, pada kelas *Healthy Leaves*, nilai *precision* mencapai 0.9778, *recall* yakni sejumlah 0.9778, dan *F1-score* yakni sejumlah 0.9778. Kinerja terbaik terlihat pada kelas *Grassy Shoot* dan *Sett Rot*, di mana masing-masing memperoleh nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* yakni sejumlah 1.0000, menunjukkan kemampuan model mengidentifikasi kelas-kelas tersebut tanpa kesalahan. Namun demikian, terdapat beberapa kelas yang menunjukkan performa lebih rendah, seperti *Pokkah Boeng* dengan nilai *precision* yakni sejumlah 0.6774, *recall* yakni sejumlah 0.8077, dan *F1-score* yakni sejumlah 0.7368, serta *Smut* dengan nilai *precision* yakni sejumlah 0.7857, *recall* yakni sejumlah 0.6667, dan *F1-score* yakni sejumlah 0.7213. Rendahnya nilai *recall* pada kelas-kelas ini menunjukkan bahwa model sering gagal mendeteksi sampel yang seharusnya masuk ke dalam kelas tersebut. Hal ini kemungkinan disebabkan oleh ketidakseimbangan data atau kemiripan fitur antar kelas, yang menghambat model dalam membedakan kelas secara akurat. Secara keseluruhan, akurasi model mencapai 94.08%. Skor *macroaverage* pada *precision*, *recall*, dan *F1-score* masing-masing yakni sejumlah 0.9163, 0.9159, dan 0.9151. Sementara itu, nilai *weighted average* menunjukkan performa model yang lebih tinggi pada kelas dengan jumlah data lebih besar, seperti *Brown Spot* dan *Yellow Leaf*. Temuan tersebut menjabarkan model mempunyai potensi yang kuat untuk digunakan dalam mendeteksi berbagai penyakit daun. Namun, untuk meningkatkan kinerja pada kelas dengan performa rendah, diperlukan upaya seperti augmentasi data untuk kelas minoritas, eksplorasi fitur tambahan, atau pengujian dengan arsitektur model yang lebih

Evaluasi selanjutnya adalah menggunakan *confusion matrix* seperti pada



Protected by PDF Anti-Copy Free

Gambar 4 Hasil Confusion Matrix

Berdasarkan Gambar 4, distribusi prediksi untuk setiap kelas penyakit daun tebu. Secara umum, model memiliki kemampuan klasifikasi yang baik dengan diagonal utama matrix menunjukkan jumlah prediksi yang benar untuk setiap kelas. Sebagai contoh, pada kelas Brown Spot, terdapat 189 sampel yang diklasifikasikan dengan benar dari total 195 sampel, menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi pada kelas ini. Demikian pula, pada kelas Healthy Leaves, sebanyak 44 dari 45 sampel diklasifikasikan dengan benar, menegaskan performa baik model pada kategori ini.

Hasil pengujian dengan data gambar langsung secara individual bisa diamati di Gambar 4.5.



Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Gambar 5. Hasil Prediksi

Dari Gambar 5 menjabarkan bahwa model berhasil memprediksi gambar daun tebu dengan kelas *Brown Spot* dan nilai akurasi sebesar 1.00. Prediksi ini menunjukkan bahwa model sangat yakin dalam menganalisis pola visual khas dari penyakit *Brown Spot*, seperti bercak cokelat kecil atau area nekrotik yang muncul pada permukaan daun. Gambar yang ditampilkan memperlihatkan karakteristik visual yang sesuai dengan fitur utama penyakit ini, sehingga mendukung hasil prediksi model. Keyakinan penuh dari model juga menunjukkan kemampuannya dalam mengekstrak fitur penting secara konsisten dari data gambar yang dianalisis. Hal ini menegaskan efektivitas model dalam mengidentifikasi ciri-ciri visual penyakit tertentu, terutama pada kelas *Brown Spot*.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian tersebut maka Model dikembangkan untuk klasifikasi penyakit daun tebu mencapai performa yang sangat baik. Di fase pelatihan, model menunjukkan akurasi yang sangat tinggi sebesar 94.08%. Model yang dikembangkan sangat efektif dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasikan setiap kelas secara tepat, dengan hampir tidak ada kesalahan klasifikasi untuk setiap label yang diuji. Model memiliki kemampuan yang sangat baik dalam memberikan prediksi yang akurat dan konsisten

V. DAFTAR PUSTAKA

- Protected by PDF Anti-Copy Free
- (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)
- [1] W. L. Pratitis, K. Kurniasari, and H. Al Fata, "Classification of Spotted Disease on Sugarcane Leaf Image Using Convolutional Neural Network Algorithm," *JTECS J. Sist. Telekomun. Elektron. Sist. Kontrol Power Sist. dan Komput.*, vol. 3, no. 2, p. 117, 2023, doi: 10.32503/jtecs.v3i2.3433.
- [2] D. P. Perkebunan, D. J. Perkebunan, and K. Pertanian, *Buku Saku Pengelolaan OPT Tanaman Tebu*. Jakarta: Kementerian Pertanian RI, 2021.
- [3] A. A. Muliastuti and R. Trilaksana, "Penerapan Metode Pengendalian Hama dan Penyakit Utama Tebu (*Saccharum officinarum* L.) di PT PG Rajawali II Jatitujuh Majalengka," *J. Sains Terap.*, vol. 10, no. 1, pp. 40–52, 2021, doi: 10.29244/jstsv.10.1.40-52.
- [4] A. Ridhovan and A. Suharso, "Penerapan Metode Residual Network (Resnet) Dalam Klasifikasi Penyakit Pada Daun Gandum," *JUPI (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.)*, vol. 7, no. 1, pp. 58–65, 2022, doi: 10.29100/jupi.v7i1.2410.
- [5] D. Setiawan and T. Suryawijaya, "Algoritma Resnet152V2 Dalam Melakukan Klasifikasi Penyakit Pada Daun Tanaman Tomat," *J. Comput. Sci. Technol.*, vol. 3, no. 2, pp. 37–42, 2023, doi: 10.54840/jcstech.v3i2.192.
- [6] I. Yuni Wulandari, N. Indroasyoko, R. Mudia Alti, Y. N. Asri, and R. Hidayat, "Pengenalan Sistem Deteksi Objek untuk Anak Usia Dini Menggunakan Pemrograman Python," *Remik*, vol. 6, no. 4, pp. 664–673, 2022, doi: 10.33395/remik.v6i4.11772.
- [7] C. R. Kotta, D. Paseru, and M. Sumampouw, "Implementasi Metode Convolutional Neural Network untuk Mendeteksi Penyakit Pada Citra Daun Tomat," *J. Pekommas*, vol. 7, no. 2, pp. 123–132, 2022, doi: 10.56873/jpkm.v7i2.4961.
- [8] N. Yudistira, "Peran Big Data dan Deep Learning untuk Menyelesaikan Permasalahan Secara Komprehensif," *Expert J. Manaj. Sist. Inf. dan Teknol.*, vol. 11, no. 2, p. 78, 2021, doi: 10.36448/expert.v11i2.2063.
- [9] F. Charli, H. Syaputra, M. Akbar, S. Sauda, and F. Panjaitan, "Implementasi Metode Faster Region Convolutional Neural Network (Faster R-CNN) Untuk Pengenalan Jenis Burung Lovebird," *J. Inf. Technol. Ampera*, vol. 1, no. 3, pp. 185–197, 2020, doi: 10.51519/journalita.volume1.issue3.year2020.page185-197.
- [10] A. Ahmad Hania, "Mengenal Artificial Intelligence, Machine Learning, & Deep Learning," *J. Teknol. Indones.*, vol. 1, no. June, pp. 1–6, 2017, [Online]. Available: <https://amt-it.com/mengenal-perbedaan-artificial-intelligence-machine-learning-deep-learning>

Protected by PDF Anti-Copy Free
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



Protected by PDF Anti-Copy Free
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

