

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

**PENERAPAN METODE TRANSFER LEARNING UNTUK
KLASIFIKASI PENYAKIT TANAMAN KEMBANG KOL
DENGAN PENDEKATAN ARSITEKTUR INCEPTION V3**



SKRIPSI

**Diajukan Sebagai Syarat Untuk Menyelesaikan Pendidikan
Program Sarjana (S-1)
Pada Program Studi Informatika**

Oleh:

RANDY MARSEVIN

NIM : 2102020098

**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



**PENERAPAN METODE TRANSFER LEARNING UNTUK
KLASIFIKASI PENYAKIT TANAMAN KEMBANG KOL
DENGAN PENDEKATAN ARSITEKTUR INCEPTION V3**

Oleh :

RANDY MARSEVIN

NIM : 2102020098

Pembimbing I

Lubuklinggau, Juli 2025
Pembimbing II

Tri Hasanah Bimastari Aviani, M.Kom

A. Taqwa Martadinata, M.Kom

Mengesahkan,

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 TIM PENGUJI SKRIPSI



Pada hari Selasa tanggal 1 Bulan Juli Tahun 2025 telah dilaksanakan Sidang Skripsi oleh program studi Informatika Fakultas Ilmu Teknik Universitas Bina Insan.

Nama : Randy Marsevin
NIM : 2002010098
Judul Skripsi : Penerapan Metode Transfer Learning Untuk
Klasifikasi Penyakit Tanaman Kembang Kol Dengan
Pendekatan Arsitektur Inception- V3

Komisi Penguji

1. Ketua : Tri Hasanah Bimastari Aviani, M.Kom (.....)
2. Sekretaris : A. Taqwa Martadinata, M.Kom (.....)
3. Anggota : Budi Santoso, M.Kom (.....)

**Mengetahui,
Kepala Program Studi informatika
Fakultas Ilmu Teknik**

Budi Santoso, M.Kom

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

HALAMAN MOTO DAN PERSEMBAHAN



MOTTO :

- ❖ *Mau sesulit apapun jalannya, kalau allah mau kamu melewatinya, pasti diberi jalan. (Q.S YA- sin: 82)*
- ❖ *Keberhasilan bukanlah milik orang pintar, keberhasilan adalah kepunyaan mereka yang senantiasa berusaha. (B.J Habibie)*
- ❖ *Seribu kawan terlalu sedikit, satu lawan terlalu banyak. (Prabowo Subianto)*

Persembahan Kepada :

- ❖ *Kedua orang tuaku tercinta ,yang telah mendukungku dan memberikan doa untuk keberhasilanku*
- ❖ *Saudara ku yang telah memberi semangat dan motivasi dan doa untuk ku*
- ❖ *Almamater yang sangat aku banggakan*
- ❖ *Teman-teman seperjuangan yang telah sama- sama memberi motivasi.*

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

HALAMAN PERNYATAAN



Saya yang bertanda tangan dibawan ini :

Nama Mahasiswa : Randy marsevin
Nim : 2102020098
Program Studi : Informatika
Fakultas : Ilmu Teknik

Menyatakan dengan sesungguhnya bahwa penelitian dan penulisan Skripsi yang saya susun sebagai persyaratan untuk memperoleh gelar Sarjana (S-1) Universitas Bina Insan, merupakan hasil kerja saya sendiri dan tidak menyuruh orang lain yang mengerjakannya. Ada pun bagian tertentu dalam penulisan skripsi ini yang saya kutip dari hasilkarya orang lain dan telah saya tuliskan sumbernya secara jelas sesuai dengan norma, kaidah dan etika penulisan ilmiah.

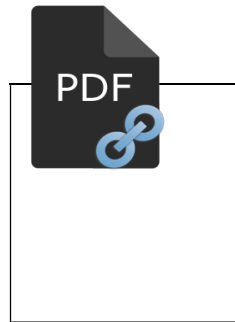
Jika dikemudian hari ternyata terbukti bahwa penelitian dan tugas akhir ini bukan hasil kerja saya sendiri atau plagiat dalam bagian- bagian tertentu, maka saya bersedia dikenakan sanksi sesuai dengan peraturan perundangan yang berlaku.

Lubuklinggau, Juli 2025

Penulis,

Randy Marsevin
2102020098

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



Biodata

Nama : Randy Marsevin
Tempat /Tanggal Lahir : Muara Kelingi 25 Maret 2004
Jenis Kelamin : Laki-Laki
Agama : Islam
Alamat : Desa. Temuan Sari, Kec
Muara Kelingi,

Pendidikan

- SD : SDN 1 MUARA KELINGI
- SMP/MTS Sederajat : MTS MAZZROILLAH LLG
- SMA/MAN/SMK Sederajat : MAN 1 MUSI RAWAS

Pengalaman Organisasi dan Pelatihan

1. Pramuka
2. OSIS
3. Paskibraka
4. HMP Informatika

Prestasi Akademik dan Non-Akademik

No	Prestasi Akademik dan Non-Akademik	Tahun
1.		
2.		

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

ABSTRACT




Indonesia, as an agrarian country, faces agricultural production challenges, particularly due to pest and disease attacks that reduce the quality of cauliflower crops (*Brassica oleracea* var. *botrytis* L). This study developed a disease classification model for cauliflower using transfer learning with the Inception V3 architecture. The dataset consists of four classes: Bacterial Spot Rot, Black Rot, Downy Mildew, and No Disease, obtained from Kaggle. The development process followed the CRISP-DM framework, including data preprocessing, model training, and evaluation. The model utilized pretrained weights from ImageNet, customized classification layers, and applied fine-tuning and data augmentation techniques. Performance evaluation was conducted using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. The results showed 93.75% validation accuracy and 99% testing accuracy, with balanced precision and recall. This model proves effective in classifying plant diseases and has strong potential for implementation in real-time image-based automated detection systems to support precision agriculture.

Keywords: Deep Learning, Transfer Learning, Inception V3, Plant Disease Classification, Cauliflower

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

ABSTRAK



Indonesia sebagai negara agraris menghadapi tantangan dalam produksi pertanian, khususnya akibat serangan hama dan penyakit yang menurunkan kualitas hasil panen kembang kol (*Brassica oleracea* var. *botrytis* L). Penelitian ini mengembangkan model klasifikasi penyakit tanaman kembang kol menggunakan metode *transfer learning* berbasis arsitektur Inception V3. Dataset terdiri dari empat kelas: Bacterial Spot Rot, Black Rot, Downy Mildew, dan No Disease, diperoleh dari Kaggle. Proses pengembangan mengikuti tahapan CRISP-DM, mulai dari pra-pemrosesan data, pelatihan model, hingga evaluasi. Model dilatih dengan memanfaatkan bobot awal dari ImageNet, diikuti dengan penyesuaian beberapa lapisan klasifikasi dan penggunaan teknik *fine-tuning* serta augmentasi data. Evaluasi performa dilakukan dengan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score. Hasil akhir menunjukkan akurasi validasi sebesar 93,75% dan akurasi pengujian mencapai 99%, dengan nilai precision dan recall yang seimbang (93,75%). Model terbukti efektif dalam mengklasifikasi penyakit tanaman dan memiliki potensi untuk diterapkan pada sistem deteksi otomatis berbasis citra guna mendukung pertanian presisi secara real-time.

Kata Kunci: Deep Learning, Transfer Learning, Inception V3, Klasifikasi Penyakit, Kembang Kol

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

KATA PENGANTAR



Alhamdulillah puji dan 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
3. Bina Insan Lubuklinggau.
4. Bapak Mukhlis Nur Wakhid, M.Pd selaku Pembantu Rektor II Universitas Bina Insan Lubuklinggau.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

5. Bapak Dr. Rudi Kurniawan, S.T., M.Kom selaku Dekan Fakultas Ilmu Teknik Universitas Bina Insan Lubuklinggau.
6. Bapak Budi Santoso, M.Kom selaku Ketua Prodi Informatika Universitas Bina Insan Lubuklinggau
7. Ibu Tri Hasanah Bimastari Aviani, M.Kom selaku Pembimbing I yang telah banyak memberikan ilmu waktu serta bimbingan selama masa perkuliahan dan penulisan Skripsi ini.
8. Bapak A. Taqwa Martadinata, M.Kom selaku Pembimbing II yang telah banyak memberikan perhatian serta bimbingan dalam penyelesaian Skripsi ini.
9. 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.

Lubuk linggau, Juli 2025

Penulis

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

DAFTAR ISI



Halaman Judul.....	i
Halaman Pengesahan Skripsi.....	ii
Halaman Persetujuan Tim Penguji.....	iii
Halaman Motto dan Persembahan	iv
Halaman Pernyataan	v
Halaman Daftar Riwayat Hidup.....	vi
<i>Abstract</i>	vii
Abstrak.....	viii
Kata Pengantar	ix
Daftar Isi	xi
Daftar Tabel.....	xii
Daftar Gambar	xiii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang Penelitian	1
1.2 Identifikasi Masalah.....	3
1.3 Rumusan Masalah.....	3
1.4 Batasan Masalah	4
1.5 Tujuan dan Manfaat Penelitian	4
BAB II KAJIAN PUSTAKA	6
2.1 Literatur.....	6
2.2 Penelitian Relevan	29
2.3 Kerangka Berpikir.....	33
BAB III METODOLOGI PENELITIAN.....	35
3.1 Metode Penelitian	35
3.2 Metode Pengumpulan Data.....	35
3.3 Metode Pengembangan Sistem	36
3.4 Waktu dan Tempat Penelitian	42
3.5 Alat dan Bahan.....	43
3.6 Analisis Kebutuhan dan Desain Sistem	44
3.7 Metode Pengujian Sistem.....	45
3.8 Rancangan Sistem.....	47
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....	50
4.1 Gambaran Umum.....	50
4.2 Hasil.....	51
4.3 Pembahasan.....	53

DAFTAR PUSTAKA

LAMPIRAN

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



Tabel 2.1 Confusion Matrix	24
Tabel 2.2 Confusion Matrix	29
Tabel 4.1 Tampilan 5 Terakhir dari Hasil Pelatihan	53

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

DAFTAR GAMBAR



Gambar 2.1 Penyakit Bacteria	12
Gambar 2.2 Penyakit Leaf Spot	13
Gambar 2.3 Penyakit Downy Mildew	14
Gambar 2.4 Arsitektur Inception V3	15
Gambar 2.5 Perbedaan Machine Learning dan Deep Learning.....	19
Gambar 2.6 Neural Network	20
Gambar 2.7 Fungsi Aktivasi ReLU.....	22
Gambar 2.8 Setelah dilakukan Dropout	23
Gambar 2.9 Tahapan CRISP-DM	26
Gambar 2.10 Kerangka Berpikir	33
Gambar 3.1 Metode Pengembangan Sistem	36
Gambar 3.2 Distribusi Dataset	39
Gambar 3.3 Persentase Distribusi Dataset	40
Gambar 3.4 Jumlah Pembagian pada Dataset	41
Gambar 3.5 Rancangan Sistem	48
Gambar 4.1 Hasil Akurasi pelatihan	55
Gambar 4.2 Hasil Kesalahan Pelatihan	57
Gambar 4.3 Hasil Evaluasi Model	58
Gambar 4.4 Hasil Confusion Matrix.....	59
Gambar 4.5 Hasil Prediksi	60

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

BAB I

PEMBAHASAN

PDF



1.1 Latar Belakang Penelitian

Mayoritas masyarakat Indonesia bekerja sebagai petani, karena negara ini dikenal sebagai negara agraris yang mengandalkan sektor pertanian. Pertanian menjadi salah satu pilar utama ekonomi sekaligus penyedia kebutuhan pangan bagi masyarakat. Peran petani sangat esensial dalam menjaga kecukupan pangan dan kualitasnya. Berbagai aspek, seperti pemilihan bibit unggul, penerapan metode pemupukan yang sesuai, dan pengelolaan hama serta penyakit, memiliki pengaruh besar terhadap hasil panen yang dihasilkan.

Kubis bunga, yang lebih dikenal sebagai kembang kol (*Brassica oleracea var. botrytis L*), merupakan salah satu jenis sayuran yang banyak dikonsumsi di Indonesia. Sayuran ini kaya akan nutrisi dan mineral yang bermanfaat bagi kesehatan tubuh. Selain itu, kembang kol memiliki nilai ekonomi yang tinggi karena permintaannya terus meningkat, baik di dalam negeri maupun di pasar ekspor. Hal ini menjadikan kembang kol sebagai salah satu komoditas pertanian yang bernilai strategis dan memiliki peluang besar untuk terus berkembang.

Produksi bunga kol yang tinggi sangat bergantung pada kualitas hasil panen, khususnya saat fase pembungaan. Penurunan kualitas bunga kol umumnya disebabkan oleh serangan hama serangga dan penyakit, yang berdampak pada penurunan mutu dan harga produk. Salah satu faktor utama penurunan produktivitas adalah serangan hama dan penyakit

Protected by PDF Anti-Copy Free

yang seringkali menyebabkan gagal panen. Oleh karena itu, diperlukan (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

metode yang mampu mengidentifikasi penyakit pada tanaman bunga kol secara cepat, akurat, dan otomatis. Salah satu pendekatan yang dapat digunakan untuk mendeteksi penyakit dengan cepat adalah membangun model klasifikasi berbasis citra untuk mengidentifikasi penyakit pada tanaman bunga kol.

Salah satu pendekatan yang mulai banyak diterapkan adalah penggunaan metode *deep learning*, khususnya model *Convolutional Neural Networks* (CNN) [1], untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan penyakit pada daun tanaman secara otomatis [2]. Dengan bantuan model *deep learning*, gambar daun yang terinfeksi dapat diolah secara efisien untuk mengidentifikasi jenis penyakit dengan tingkat akurasi yang tinggi [3].

Selain itu, pendekatan berbasis *transfer learning* juga telah terbukti meningkatkan performa model dalam deteksi penyakit tanaman, terutama ketika dataset yang tersedia terbatas [4]. Model arsitektur *Inception V3* yang unggul dalam menangkap fitur kompleks pada gambar, dapat dimanfaatkan dengan menggunakan bobot awal yang telah dilatih pada dataset skala besar seperti *ImageNet*. Melalui *transfer learning*, model *Inception V3* dapat disesuaikan dengan dataset khusus untuk penyakit pada bunga kol, sehingga meningkatkan efisiensi pelatihan baik dari segi waktu maupun akurasi. Pendekatan ini memungkinkan ekstraksi fitur yang lebih optimal dari citra daun, yang berkontribusi pada peningkatan akurasi dalam mendeteksi penyakit. Inovasi ini menawarkan potensi besar untuk mendukung produktivitas pertanian secara presisi dan

Protected by PDF Anti-Copy Free

berkelanjutan.

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Berdasarkan latar belakang dan permasalahan yang telah diuraikan di atas, maka penulis tertarik untuk melakukan penelitian dengan judul “Penerapan *Transfer Learning* dalam Klasifikasi Penyakit Tanaman Kembang Kol Menggunakan Arsitektur *Inception V3*”.

1.1 Identifikasi Masalah

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

- a. Belum adanya model yang dapat mengklasifikasi penyakit tanaman kembang kol secara cepat, akurat, dan efisien.
- b. Mengembangkan model klasifikasi penyakit tanaman kembang kol menggunakan *transfer learning* dengan arsitektur *Inception V3*.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang dan identifikasi masalah di atas maka penulis merumuskan permasalahan “bagaimana menerapkan model klasifikasi penyakit tanaman kembang kol dengan pendekatan arsitektur *inception v3*”?

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

1.3 Batasan Masalah

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

- a. Model *transfer learning* yang digunakan adalah Inception V3.
- b. Menggunakan citra digital penyakit tanaman kol yang terdiri dari 4 kelas yaitu *bacterial spot rot, block rot, downy mildew, dan no disease*.
- c. Bahasa pemrograman menggunakan *Python*.
- d. Pengujian sistem menggunakan *Confusion Matrix*.

1.4 Tujuan dan Manfaat Penelitian

1.4.1 Tujuan Penelitian

1.4.1.1 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.

1.4.1.2 Tujuan Khusus

Secara garis besar penelitian ini bertujuan untuk membangun model untuk mengklasifikasi penyakit tanaman kembang kol berdasarkan citra dengan arsitektur *inception v3*.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

1.4.2 Manfaat Penelitian

1.4.2.1 Manfaat bagi Pengetahuan

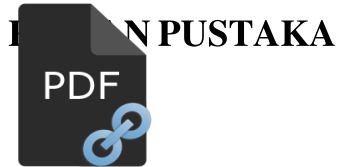
Sebagai pengembangan ilmu pengetahuan dalam bidang *deep learning* yang dapat dijadikan referensi untuk penelitian sejenis.

1.4.2.2 Manfaat bagi Lembaga.

- a) Sebagai bahan pengetahuan untuk peningkatan pengetahuan dan keterampilan mahasiswa Universitas Bina Insan Lubuklinggau.
- b) Untuk mengetahui kemampuan mahasiswa Universitas Bina Insan Lubuklinggau dalam menerapkan teori yang didapat dibangku perkuliahan.

1.4.2.3 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 Penerapan

Penerapan merupakan sebuah tindakan yang dilakukan, baik secara individu maupun kelompok dengan maksud untuk mencapai tujuan yang telah dirumuskan. Secara bahasa penerapan adalah hal, cara atau hasil [5].

Penerapan merupakan tindakan-tindakan yang dilakukan baik oleh individu-individu atau kelompok-kelompok yang diarahkan pada tercapainya tujuan yang telah digariskan dalam keputusan. Dalam hal ini, penerapan adalah pelaksanaan sebuah hasil kerja yang diperoleh melalui sebuah cara agar dapat dipraktekkan kedalam masyarakat [6].

2.1.2 *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 [7]. Didasari oleh fakta bahwa manusia dapat menerapkan pengetahuan yang dipelajari sebelumnya untuk memecahkan masalah baru dengan lebih cepat dan dengan solusi yang lebih baik.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

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 berhari-hari menggunakan GPU dan perlu dilakukan proses berulang untuk mendapatkan hasil yang memuaskan.

Terdapat tiga pendekatan utama *transfer learning* sebagai berikut:

- 1) *Pretrained as a 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) *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

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

arsitekturanya lalu dilatih ulang dengan cara membekukan bagian ekstraksi fitur, menghapus bagian *classifier*, dan menambahkan *layer classifier* baru sesuai gambar target.

- 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.

2.1.3 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) [8].

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

2.1.4 Penyakit Tanaman Kembang Kol

Tanaman bunga kembang kol termasuk dari keluarga kubis-kubisan yang diduga berasal dari Eropa, pertama kali ditemukan di Cyprus, Italia Selatan dan Mediterania. Tanaman bunga kol masuk ke Indonesia di perkirakan pada abad XIX yang varietasnya berasal dari India. Tanaman bunga kol termasuk golongan tanaman semusim yang hanya dapat berproduksi satu kali dan setelah itu akan mati. Bagian bunga kol yang sering dimanfaatkan yaitu Curd yang tersusun dari rangkaian bunga kecil bertangkai pendek [9].

Bunga kol mengandung vitamin dan mineral penting bagi kesehatan yaitu dapat membantu pencernaan, menetralkan zat-zat asam dan memperlancar pencernaan. Kandungan zat gizi dan mineral pada 100 g bunga kol yaitu kalori (25,0 kal), protein (2,4 g), karbohidrat (4,9 g), kalsium (22,0 mg), fosfor (72,0 mg), zat besi (1,1 mg), vitamin A (90,0 mg), vitamin B1 (0,1 mg), vitamin C (69,0 mg) dan air (91,7 g), vitamin E dalam jumlah kecil (alfa-tokoferol), vitamin B6, B2 (riboflavin), B3 (niasin). Morfologi tanaman bunga kol terdiri dari bagian akar, batang, daun, bunga, buah dan biji [10].

Bagian dari tanaman kembang kol terdiri atas beberapa bagian yaitu sebagai berikut [10]:

1) Akar

Akar tanaman bunga kol yaitu akar tunggang dan akar serabut.

Akar tunggang tumbuh kepusat bumi atau kearah dalam dan akar

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

serabut tumbuh ke arah samping, menyebar dan dangkal (20-30 cm).



2) Batang

Batang berwarna hijau tebal dan lunak namun cukup kuat. Tanaman bunga kol tidak memiliki cabang pada batangnya. Batang tanaman bunga kol tumbuh tegak dan pendek.

3) Daun

Daun berbentuk bulat telur (oval) dengan bagian tepi bergerigi, agak panjang seperti daun tembakau dan membentuk celah-celah yang menyirip agak melengkung ke dalam. Daun tumbuh berselang-seling pada batang tanaman. Tangkai daun agak panjang dengan pangkal daun yang menebal dan lunak. Daun yang tumbuh pada pucuk batang sebelum massa bunga memiliki ukuran yang kecil dan melengkung kedalam berfungsi untuk melindungi bunga yang mulai tumbuh

4) Bunga

Bunga kol terdiri dari bakal bunga yang belum mekar, tersusun atas lebih dari 5.000 kuntum bunga kecil dengan tangkai pendek, sehingga tampak membulat padat dan tebal berwarna putih bersih atau putih kekuning – kuning. Diameter massa bunga kol dapat mencapai lebih dari 20 cm dan memiliki berat antara 0.5 kg – 1.3 kg, tergantung varietas dan kecocokan tempat tanam.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

5) Buah

Buah bunga kol terbentuk dari hasil penyerbukan sendiri atau penyerbukan silang dengan bantuan serangga lebah madu. Buah berbentuk polong kecil dan ramping, dengan panjang 3- 5 cm.

6) Biji

Biji bunga kol terdapat didalam buah berbentuk bulat kecil, bewarna coklat kehitaman. Biji di pergunakan untuk perbanyak tanaman.

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

Penyakit – penyakit pada tanaman kembang kol adalah sebagai berikut [11]:

1) *Bacterial Spot Rot*

Bacterial Spot Rot adalah penyakit yang disebabkan oleh bakteri *Pseudomonas spp.* Gejala awalnya berupa bercak-bercak kecil berwarna cokelat tua hingga hitam pada permukaan daun. Seiring waktu, bercak ini dapat meluas dan menyebabkan busuk basah, terutama pada kondisi lingkungan yang lembap. Penyakit ini tidak hanya merusak daun tetapi juga dapat menyerang kepala bunga kol, mengakibatkan kerusakan yang signifikan pada kualitas hasil

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

panen. Pencegahan dan pengendalian meliputi penggunaan benih yang bebas patogen, pengaturan kelembapan lingkungan, dan penerapan praktik pertanian yang baik.



Gambar 2.1 Penyakit *Bacterial Spot Rot*

2) *Black Rot*

Black Rot disebabkan oleh bakteri *Xanthomonas campestris* pv. *campestris* dan merupakan salah satu penyakit yang paling merugikan pada tanaman bunga kol. Gejala utamanya berupa lesi berbentuk huruf "V" pada tepi daun, dengan warna kekuningan yang secara bertahap berubah menjadi hitam. Infeksi bakteri ini menyebar melalui jaringan pembuluh vaskular tanaman, sehingga dapat menyebabkan nekrosis yang meluas dan kematian jaringan. Penyakit ini sering kali diperparah oleh kondisi cuaca lembap dan penyiraman berlebihan. Pengendalian *Black Rot* melibatkan rotasi

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

tanaman, pengelolaan irigasi yang baik, dan penggunaan varietas tahan penyakit.



Gambar 2.2 Penyakit *Leaf Spot*

3) *Downy Mildew*

Downy Mildew adalah penyakit yang disebabkan oleh jamur *Hyaloperonospora brassicae*. Penyakit ini muncul terutama pada kondisi cuaca basah dan dingin. Gejalanya dimulai dengan bercak-bercak kuning di permukaan atas daun, yang kemudian diikuti oleh lapisan keputihan atau abu-abu di bagian bawah daun akibat pertumbuhan spora jamur. Infeksi yang berat dapat menyebabkan daun rontok, menghambat pertumbuhan tanaman, dan menurunkan kualitas hasil panen. Pengendalian *Downy Mildew* mencakup pengaturan sirkulasi udara di area pertanaman, penggunaan fungisida, dan rotasi tanaman untuk memutus siklus hidup patogen.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



Gambar 2.3 Penyakit *Downy Mildew*

2.1.5 Inception V3

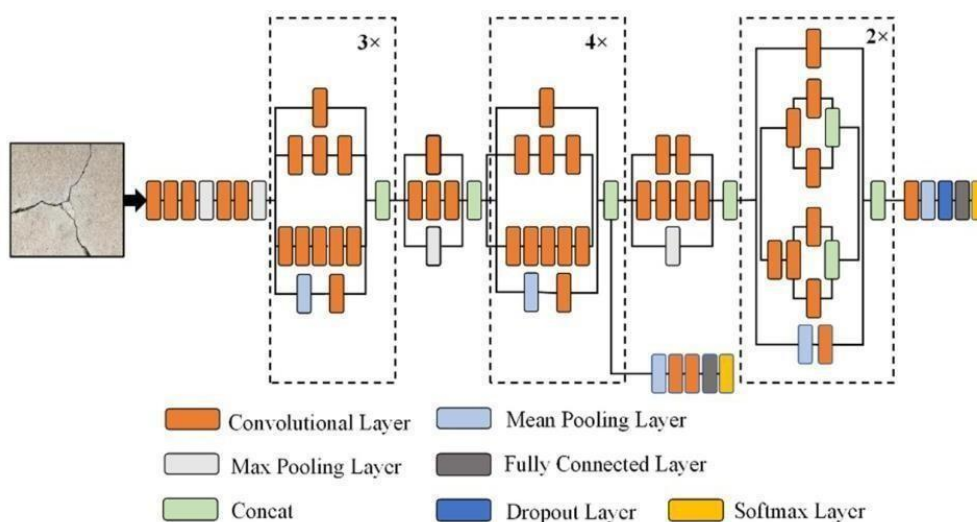
Arsitektur *Inception* merupakan sebuah model *deep convolutional neural network* yang mencapai *state-of-the-art* pada klasifikasi dan deteksi di *ImageNet Large-Scale Visual Recognition Challenge 2014* (ILSVRC14). Salah satu versi arsitektur tersebut adalah Inception V3, yang merupakan pengembangan dari *Inception* sebelumnya [12].

Inception V3 adalah struktur arsitektur yang mengutamakan efisiensi komputasi dengan jumlah parameter yang lebih rendah. *Inception-V3* merupakan perpaduan dari penyempurnaan yang terdapat pada versi sebelumnya, di mana terdapat beberapa tambahan fitur, termasuk penggunaan RMSProp sebagai *optimizer*, penerapan konvolusi *factorized 7x7*, BatchNorm pada *classifier* tambahan, serta

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

penerapan label smooting. Dalam *Inception V3* ini, terdapat penerapan faktorisasi untuk mengurangi jumlah parameter yang digunakan [13]. Pada tahun 2016, Szegedy memperkenalkan *Inception V3* melalui makalah berjudul "*Going Deeper with Convolutions*". Model *InceptionV3* telah menjalani proses pelatihan menggunakan data dari dataset *ImageNet* dan memiliki kemampuan untuk mengenali berbagai 1000 kelas yang terdapat dalam *ImageNet* dengan tingkat kesalahan yang minimal mencapai 3,5%, serta tingkat kesalahan yang paling tinggi mencapai 17,3% [14].



Gambar 2.4 Arsitektur Inception V3

Ilustrasi pada gambar 4 mengilustrasikan struktur *InceptionV3* yang terdiri dari 42 lapisan, dibagi menjadi tiga modul utama. Pada Modul A, diterapkan teknik *Factorization into Smaller Convolutions* dengan menggantikan filter 5x5 dari generasi sebelumnya dengan dua filter 3x3, yang mengakibatkan pengurangan parameter hingga sebesar

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

28%. Modul B mengadopsi metode *Factorization into Asymmetric Convolutions* yang secara berurutan, di mana filter 3x3 digantikan oleh dua filter asimetris, yakni 3x1 dan 1x3, sehingga mengurangi parameter sebesar 33% dibanding generasi sebelumnya. Modul C juga menggunakan teknik *Factorization into Asymmetric Convolutions*, namun diatur dalam mode paralel, menghasilkan *output* dengan dimensi yang lebih besar. Dalam struktur *InceptionV3*, setiap modul diberi *Auxiliary Classifier* untuk meningkatkan kapabilitas penyaringan fitur. Terdapat juga proses *Grid Size Reduction* yang terletak antara Modul A dengan B, dan Modul B dengan C, berfungsi untuk mengurangi dimensi matriks *Feature Map*, serupa dengan fungsi lapisan *Pooling* pada arsitektur lainnya.

2.1.6 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 [15].

Sedangkan menurut *machine learning* atau pembelajaran mesin ditandai dengan perangkat lunak yang belajar dari pengalaman sebelumnya. Program komputer seperti itu dapat meningkatkan

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

kinerjanya karena semakin banyaknya data yang tersedia maka kinerjanya semakin meningkat. Harapannya adalah jika data yang ada cukup, ia akan mempelajari data yang ada dan menghasilkan kecerdasan buatan untuk data yang baru dimasukkan. Nama lain dari *machine learning* adalah pembelajaran induktif, karena kode dari mesin mencoba menyimpulkan struktur dari data saja [16].

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.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

3. Reinforcement learning

Reinforcement learning melatih informasi yang dikumpulkan dengan mengalamikan bagaimana lingkungan bereaksi terhadap tindakan. *Reinforcement learning* adalah jenis dari *machine learning* yang berinteraksi dengan lingkungan untuk belajar kombinasi tindakan yang paling menghasilkan hasil yang menguntungkan.

2.1.7 Deep Learning

Deep learning memungkinkan model komputasi yang terdiri atas beberapa lapisan pemrosesan untuk mempelajari representasi data dengan berbagai tingkat abstraksi. *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 [17].

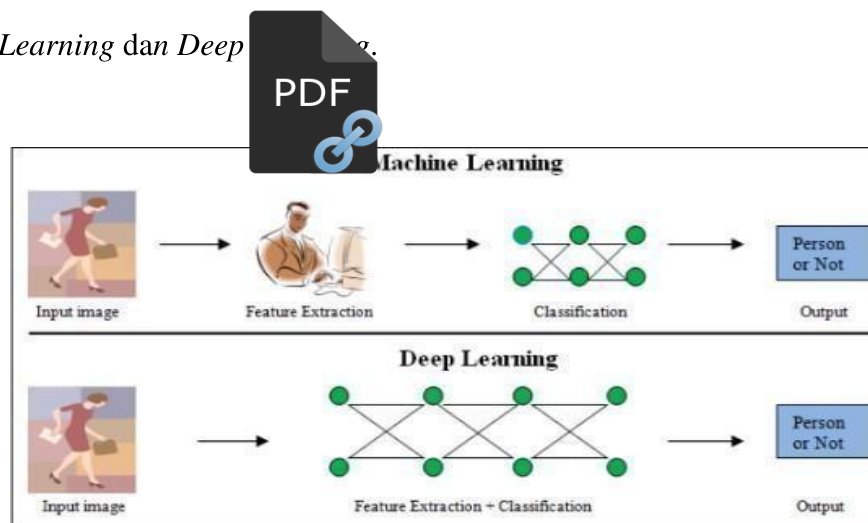
Salah satu potensi dari *deep learning* adalah mengganti fitur buatan tangan dengan algoritma yang efisien untuk pembelajaran hirarkis *unsupervised* (tanpa pengawasan) atau *semi-supervised feature learning* (semi-diawasi) dan *hierarchical feature extraction* (esktraksi fitur). Penerapan *deep learning*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

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

klasifikasi teks [18]. Gambar adalah ilustrasi perbedaan *Machine*

Learning dan *Deep*



Gambar 2.5 Perbedaan *Machine Learning* dan *Deep Learning*

Deep learning terdiri atas:

1) *Neural Network* (NN)

Istilah *neural networks* pertama kali digunakan oleh McCulloch & Pitts (1942) 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. 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 [3]. Awalnya, pelopor *neural networks* memiliki arsitektur yang sangat sederhana dengan hanya lapisan input dan output, yang disebut jaringan saraf *single-layer*. Ketika

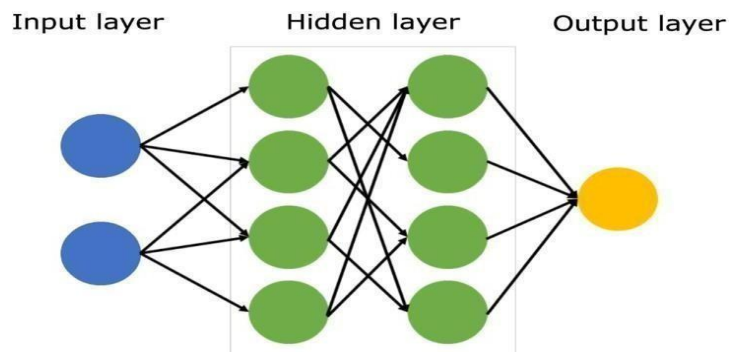
Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

lapisan tersembunyi (*hidden layer*) ditambahkan ke jaringan saraf *single-layer*, maka menghasilkan jaringan saraf multi-layer. Oleh karena itu, jaringan saraf *multi-layer* terdiri atas 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 dibawah ini.

$$y = g \left(\sum_{i=1}^n x_i w_i + b \right)$$



Gambar 2.6 Neural Network

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

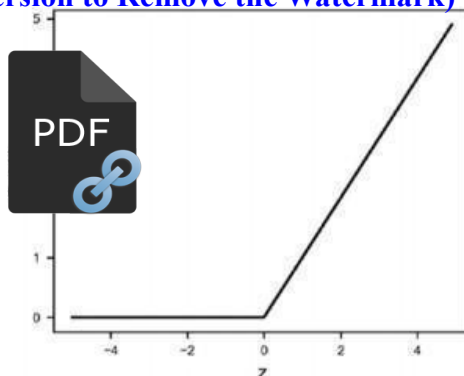
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

dengan nilai riil yang berubah-ubah menjadi vektor probabilitas fungsi dengan nilai riil dalam kisaran $[0,1]$. Fungsi S 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)



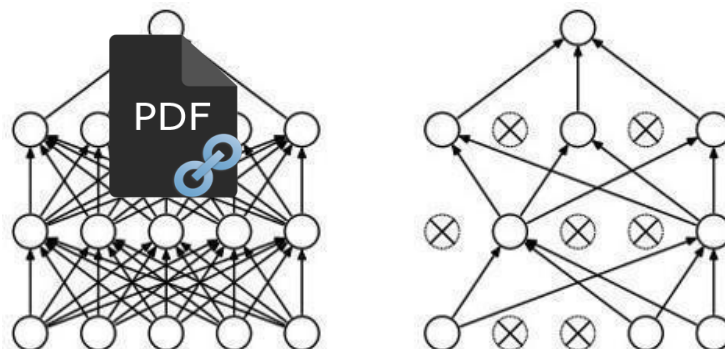
Gambar 2.7 Fungsi Aktivasi ReLU

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 2.8 Setelah dilakukan *Dropout*

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

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*
- b) *Backpropagation* ke lapisan *output*

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

c) *Backpropagation* ke lapisan tersembunyi (*hidden*)

d) Pembaruan (*weight*)



2.1.9 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 [19]. Tujuan dari *confusion matrix* adalah untuk melakukan perhitungan akurasi pada konsep 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 [20].

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:

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

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

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:

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

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

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

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*

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

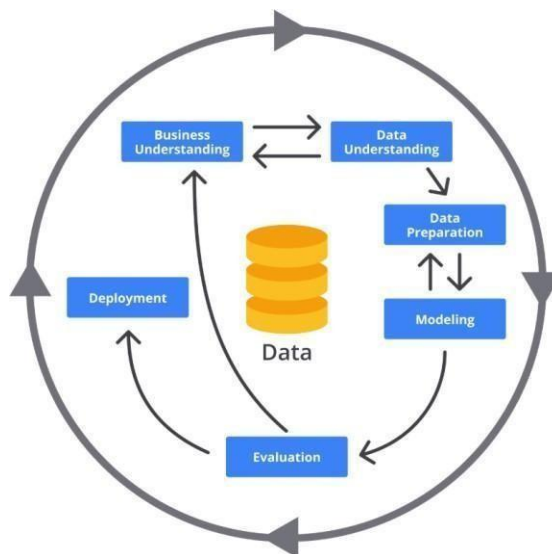
2.1.10 CRISP-DM

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

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

industri sebagai strategi pemecahan masalah dari bisnis atau unit penelitian. Untuk [redacted] dapat diproses dengan CRISP-DM ini, tidak ada ketentuan [redacted] karakteristik tertentu, karena data tersebut akan diproses kembali pada fase-fase di dalamnya [21]. Terdapat enam fase dalam CRISP-DM ini yakni dijelaskan pada gambar berikut:




Gambar 2.9 Tahapan CRISP-DM

Berikut tahapan-tahapan dalam framework ini antara lain:

1. Fase Pemahaman Bisnis (*Business 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.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

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

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

c) Dapat menggunakan beberapa teknik yang sama untuk permasalahan yang sama

d) Dapat menggunakan proses pengolahan data jika diperlukan untuk menjadikan data ke dalam bentuk kebutuhan tertentu.

5. Fase Evaluasi (*Evaluation Phase*)

a) Mengevaluasi satu atau lebih model yang digunakan dalam fase permodelan atau proses Evaluation Pattern.

b) Menetapkan apakah model tadi 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

2.2 Penelitian Relevan (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Pada subbab penelitian ini, penulis menyajikan penelitian-penelitian yang berhubungan dengan klasifikasi dengan arsitektur *inception v3* yang telah dilakukan. Beserta Teknik-teknik yang digunakan. Tabel 2 menyajikan secara detail penelitian relevan dalam bidang klasifikasi gambar.

Tabel 2.2 *Confusion Matrix*

No	Peneliti / tahun	Judul	Metode	Hasil
1	Lufi Harneni, Dkk, 2024 [22]	Klasifikasi Jamur Yang Dapat dikonsumsi Berdasarkan Citra Menggunakan Pre-Trained Model Inception V3	<i>Inception -V3</i>	Jamur merupakan organisme yang memiliki berbagai macam jenis di alam. Beberapa jenis jamur dapat dikonsumsi oleh manusia. Namun, tidak semua jamur dapat dikonsumsi karena beberapa jamur bersifat toksik atau beracun apabila dikonsumsi oleh manusia. Oleh karena itu klasifikasi jamur yang dapat dikonsumsi dan tidak dapat dikonsumsi sangat penting. Dalam penelitian ini menggunakan Pre-Trained model Inception V3 sebagai ekstraksi fitur dalam gambar untuk mengklasifikasi gambar jamur. Ada 14 kelas jamur yang digunakan dalam penelitian ini, yaitu Amanita Muscaria, Amanita Rubescens, Boletus Edulis, Calycina Citrina, Cerioporos Squamosus, Flammulina Velutipes, Fomes Fomentarius, Ganoderma

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



			<p>Applanatum, Gyromitra Gigas, leccinum Aurantiacum, Paxillus Involutus, Pleurotus Ostreatus, Schizophyllum Commune, Trichaptum Biforme. Total dataset yang digunakan adalah 21.630, dengan 515 gambar untuk setiap kelas. Hasil percobaan klasifikasi dalam penelitian ini menghasilkan akurasi sebesar 85%.</p>
2	Juan Elisha Widyaya, dkk, 2021 [23]	<p>Pengaruh Preprocessing Terhadap Klasifikasi Diabetic Retinopathy dengan Pendekatan Transfer Learning Convolutional Neural Network</p>	<p><i>Inception V3</i> Pada penelitian ini, empat preprocessing dilakukan pada dataset “APTOS 2019 Blindness Detection”. Dari keempat preprocessing yang diujicobakan, preprocessing dengan Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization yang diikuti dengan unsharp masking pada kanal hijau citra fundus retina memberikan hasil yang paling baik dengan akurasi sebesar 78.79%, presisi 82.97%, recall 74.64%, dan Arsitektur CNN yang digunakan adalah Inception v3</p>
3	Valdy Ramadhan dkk, 2024 [24]	<p>Klasifikasi Bentuk Bingkai (Frame) Kacamata Menggunakan CNN dengan Arsitektur Inception V3 dan Augmented</p>	<p><i>Inception -V3</i> Dalam penelitian ini dikembangkan aplikasi berbasis Unity 3D yang menggabungkan Augmented Reality (AR) dengan ML untuk merekomendasikan bentuk bingkai kacamata berdasarkan bentuk</p>

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Reality
Berbasis
Andro



hasil pelatihan model Inception V3 menunjukkan peningkatan kinerja seiring waktu. Namun, perlu mengatasi overfitting pada data validasi. Pada pengujian data test, model mencapai akurasi sekitar 78.6%, menunjukkan kemampuan prediksi yang baik. Teknologi ini memiliki potensi untuk membantu konsumen membuat keputusan yang lebih tepat dalam pemilihan kacamata.

- | | | | | |
|---|-------------------------|--|---------------------|--|
| 4 | Ungkawa, dkk, 2023 [25] | Klasifikasi Warna pada Kematangan Buah Kopi Kuning menggunakan Metode CNN Inception V3 | <i>Inception v3</i> | <p>Penelitian ini menggunakan metode CNN Inception V3 yang merupakan metode deep learning untuk menentukan kematangan buah kopi kuning. Ada permasalahan yakni kurangnya dataset. Dengan teknik augmentasi dan transfer learning permasalahan tersebut dapat diatasi dengan memperoleh model yang baik. Dengan menggunakan label yaitu mentah, setengah matang, matang, dan total 1380 dataset citra buah kopi yang dipecah menjadi 984 citra untuk training, 246 citra untuk validasi dan 150 citra buah kopi untuk testing, didapatkan nilai akurasi metode CNN Inception V3 sebesar 92.00%.</p> |
|---|-------------------------|--|---------------------|--|

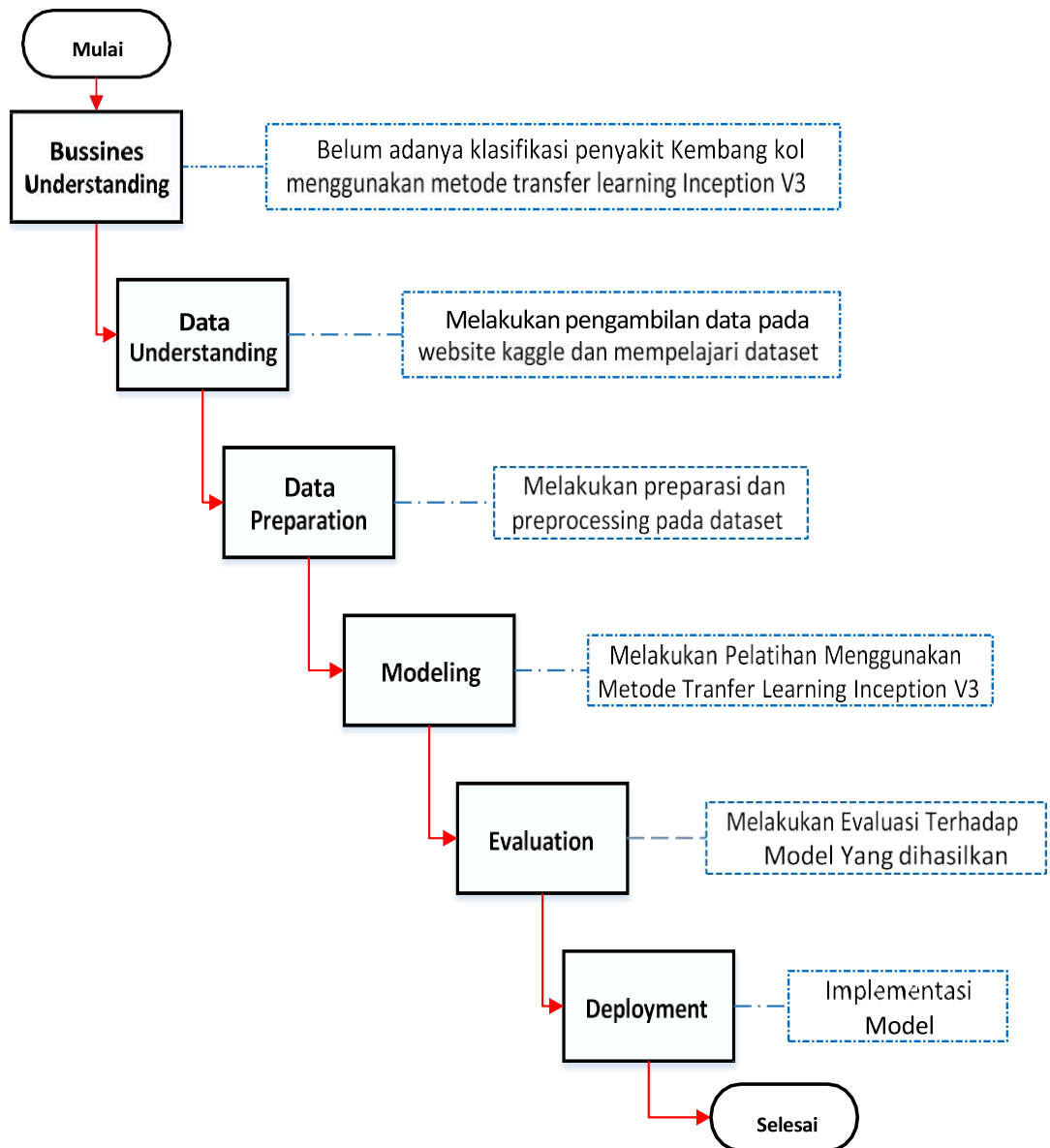
Protected by PDF Anti-Copy Free

- 5 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)
 Fauzan Cahyadi, dkk, 2024 [26] Deteksi Penyakit Tanaman Paprika dan dengan menggunakan InceptionV3 Pada Jurnal ini mengusulkan InceptionV3 sebagai arsitektur CNN. InceptionV3 adalah arsitektur CNN yang dikemukakan oleh Google yang bisa melatih data sampai 1000 kelas dan lebih dari 1.4 juta citra. Dataset yang digunakan pada penelitian ini bersumber dari kaggle.com dan PlantVillage. Dataset berisi 10800 citra daun dengan format .jpeg. Pengklasifikasi pada citra dibagi menjadi 9 kelas yaitu 2 kelas pada paprika, 3 kelas pada kentang, dan 4 kelas pada tomat. Parameter yang digunakan adalah akurasi, sensitivitas, presisi, dan f1score. Hasil pengujian terbaik didapatkan menggunakan optimizer SGD, learning rate 0.001, batch size 32, epoch 100 memperoleh tingkat akurasi 91% dan loss 0.2568, presisi 91%, sensitivitas (*recall*) 91%, dan *F1-score* 91%.

Protected by PDF Anti-Copy Free

2.3 Kerangka Berpikir

Kerangka penelitian dalam penelitian ini mengacu pada metode perancangan sistem yang digunakan yaitu *CRIPS-DM*. Gambar 10 berikut menyajikan kerangka berpikir yang menjadi acuan dalam metodologi penelitian.



Gambar 2.10 Kerangka Berpikir



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 memperoleh data sekunder dengan mengakses dan mengunduh data langsung dari sumber yang tersedia secara *online*, yaitu situs Kaggle. Data yang diperoleh merupakan informasi yang sudah terdokumentasi sebelumnya, termasuk bahan dan aspek lain yang relevan dengan penelitian ini, sehingga memungkinkan peneliti untuk mendapatkan data secara praktis dan terstruktur.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

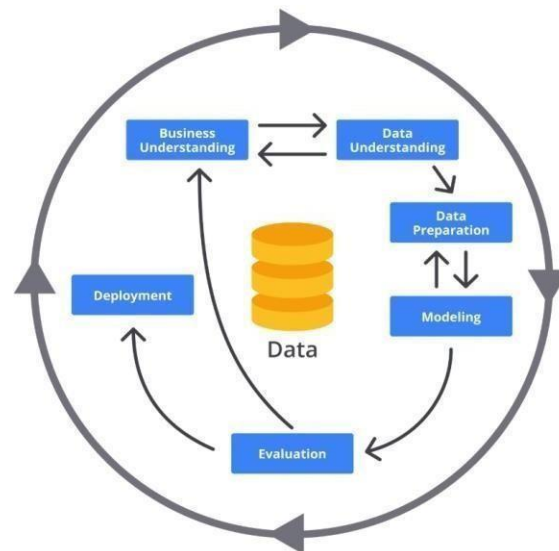
b. Metode Pustaka

Pada metode ini penulis membaca dan mencatat data yang ada pada jurnal 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:

1) *Bussines Understanding*



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

Protected by PDF Anti-Copy Free

2) (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark) *Data Understanding*



Data understanding adalah proses pengumpulan, pengukuran dan validitas data, dengan mencari data apa saja yang dibutuhkan dan bagaimana cara mendapatkannya. *Dataset* diambil pada *website* penyedia dataset *public* yaitu *kaggle*, *dataset* berjumlah 656 data. Jumlah kelas sebanyak 4 (Empat) antara lain: *Bacterial Spot Rot*, *Black Rot*, *Downy Mildew*, dan *No Disease*.

Tabel 1. Sampel Data

No	Nama Class	Sampel Data	Jumlah Data
1	<i>Bacterial Spot Rot</i>		173
2	<i>Black Rot</i>		100

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

3	<i>Downy Mildew</i>		177
4	<i>No Disease</i>		206
Total			656

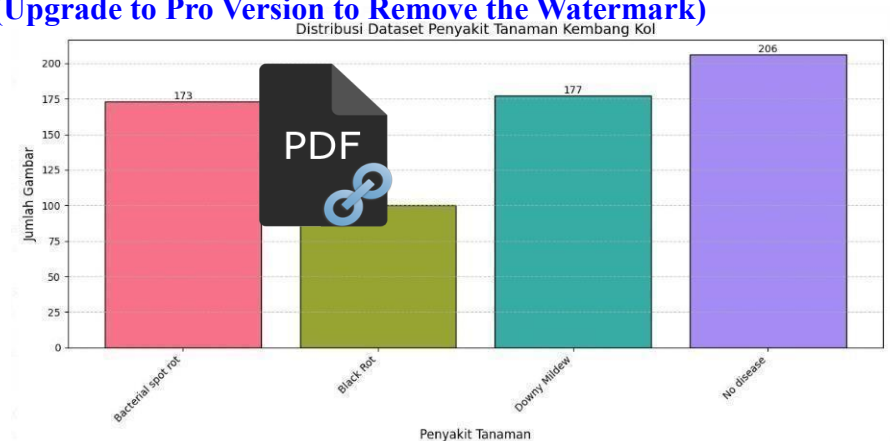
3) *Data Preparation*

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.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

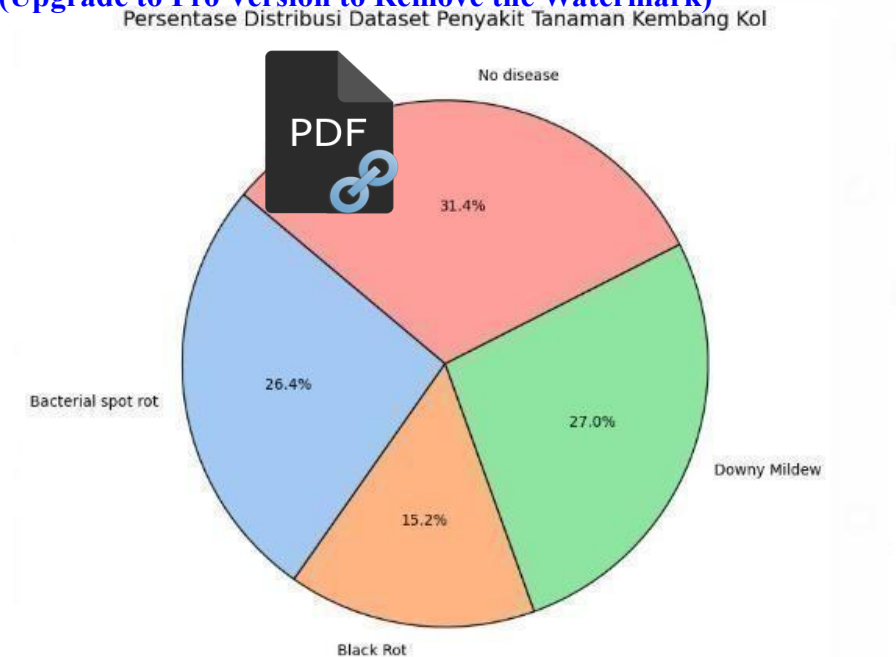


Gambar 3.2 Distribusi Dataset

Pada gambar diatas grafik yang disajikan menunjukkan distribusi dataset penyakit tanaman kembang kol berdasarkan jumlah gambar yang tersedia untuk setiap kategori penyakit. Terdapat empat kategori yang ditampilkan, yaitu *Bacterial Spot Rot*, *Black Rot*, *Downy Mildew*, dan *No Disease* (tidak ada penyakit). Kategori "No Disease" memiliki jumlah gambar tertinggi, yaitu 206 gambar, menunjukkan bahwa dataset ini memiliki lebih banyak data untuk kondisi tanaman yang sehat dibandingkan kategori lainnya. Selanjutnya, kategori *Downy Mildew* memiliki jumlah gambar sebanyak 177, diikuti oleh *Bacterial Spot Rot* dengan 173 gambar. Kategori dengan jumlah gambar paling sedikit adalah *Black Rot*, yang hanya memiliki 100 gambar.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

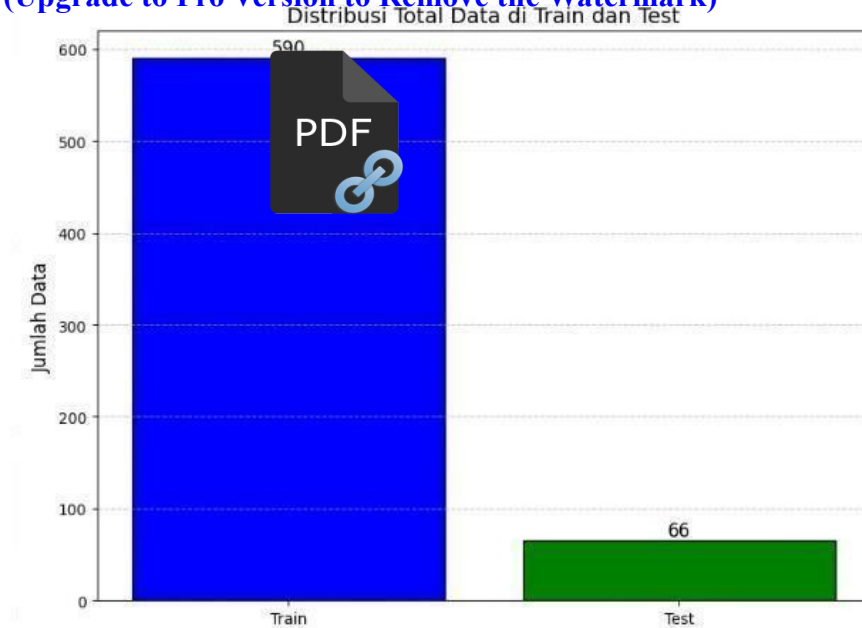


Gambar 3.3 Persentase Distribusi Dataset

Pada Gambar 3.3 terlihat *diagram pie* yang ditampilkan merepresentasikan persentase distribusi dataset penyakit tanaman kembang kol untuk empat kategori, yaitu *No Disease* (tanaman sehat), *Downy Mildew*, *Bacterial Spot Rot*, dan *Black Rot*. Dari grafik tersebut, kategori *No Disease* memiliki proporsi terbesar, yaitu 31.4%, menunjukkan bahwa hampir sepertiga dataset mencakup gambar tanaman tanpa penyakit. Kategori *Downy Mildew* berada di posisi kedua dengan 27.0%, diikuti oleh *Bacterial Spot Rot* yang mencakup 26.4% dari total dataset. Kategori dengan proporsi terkecil adalah *Black Rot*, yang hanya mencakup 15.2% dari *dataset*.

Selanjutnya dataset tersebut akan dilakukan *split* (pembagian) data, yang terbagi atas data train dan data test, untuk lebih jelas dapat dilihat pada gambar 14.

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



Gambar 3.4 Jumlah Pembagian pada Dataset

Grafik batang di atas menunjukkan distribusi total data yang digunakan untuk proses pelatihan (*training*) dan pengujian (*testing*) dalam dataset penyakit tanaman kembang kol. Jumlah data yang digunakan untuk pelatihan adalah 590, sedangkan data untuk pengujian sebanyak 66. Perbandingan ini menunjukkan bahwa sebagian besar data dialokasikan untuk pelatihan (sekitar 89.9% dari total data), sementara sisanya (10.1%) digunakan untuk pengujian.

Pendekatan distribusi ini merupakan praktik umum dalam pembelajaran mesin, di mana sebagian besar data dikhususkan untuk melatih model agar memiliki performa yang optimal. Data pengujian yang lebih kecil digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam memprediksi data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Proporsi ini memastikan bahwa model mendapatkan cukup informasi

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

untuk belajar pola dalam data tanpa terlalu sedikit menyisakan data

untuk evaluasi perfo



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

4) *Modeling*

Modelling adalah tahap pengembangan model meliputi pemilihan algoritma dan *training* data dan menerapkan CNN (*Convolution Neural Network*) metode *transfer learning* dengan arsitektur *Inception V3*.

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 2. Waktu Penelitian

No	Jenis Kegiatan	Waktu Kegiatan															
		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.	Pengajuan Judul																
2.	Analisa																
3.	Penulisan Proposal																
4.	Bimbingan Proposal																
5.	Seminar Proposal																
6.	Revisi Seminar Proposal																
7.	Penulisan Skripsi																
8.	Bimbingan Skripsi																
9.	Ujian Skripsi																

b. Tempat

Penelitian ini dilakukan di unit laboratorium terpadu dan pusat komputer Universitas Bina Insan yang beralamatkan Jl. HM Soeharto Kelurahan Lubuk Kupang, Kecamatan Lubuk Linggau Selatan I, Kota Lubuklinggau, Sumatera Selatan kode pos 31626.

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
 - b) *Chrome*

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

c) *Jupyter Notebook*

d) *Python*

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* berjumlah 656 data. Jumlah kelas sebanyak 4 (empat) antara lain: *Bacterial Spot Rot*, *Black Rot*, *Downy Mildew*, dan *No Disease*.

Protected by PDF Anti-Copy Free

b. Analisis Desain Sistem

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

- 1) Model yang dibuat merupakan model CNN dengan arsitektur Inception V3 yang sudah *goodfitting*, jadi apabila terjadi *overfitting* maka harus memperbaiki model seperti menambahkan *dropout* pada tahapannya, serta 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. 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 positif, dan model memprediksi juga benar negatif.
- 3) *False Positive*, data-data yang memiliki kelas positif, 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 perfoma sebuah model, antara lain:

- 1) *Accuracy*, total keseluruhan seberapa sering model benar dalam klasifikasi penyakit kembang kol. 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 harmonik dari *Precision* dan *Recall*.

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

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

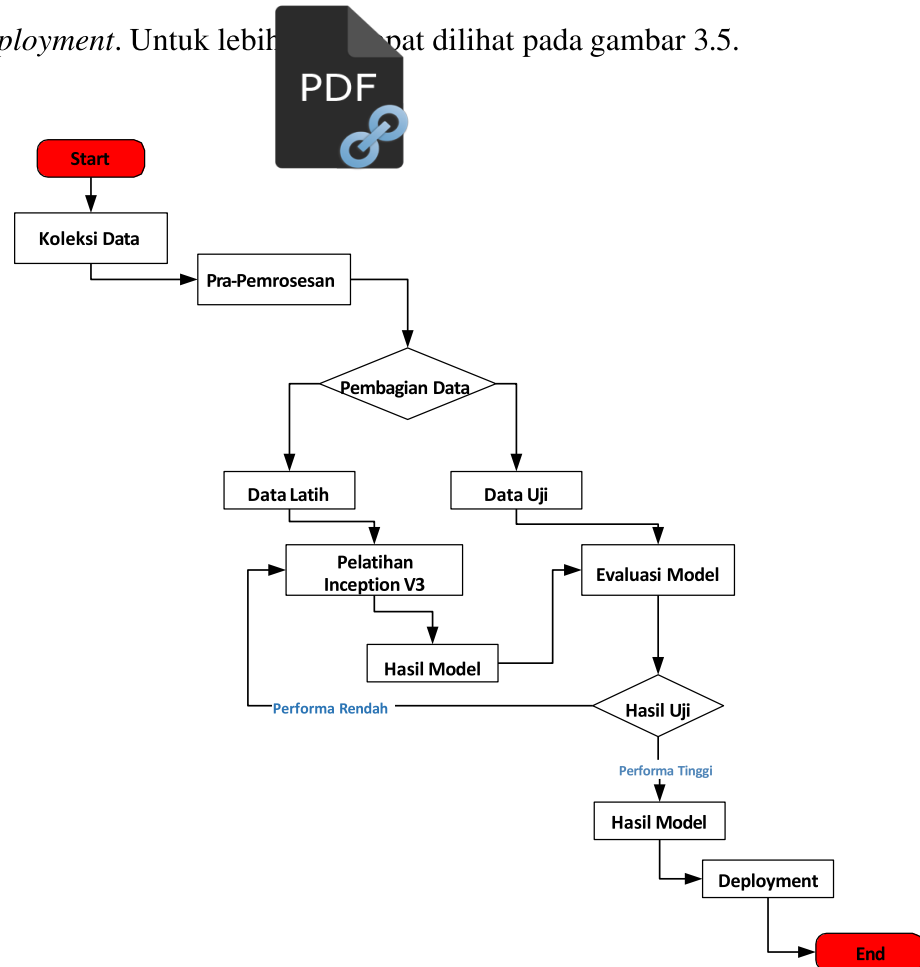
3.8 Rancangan Sistem

Berikut ini rancangan dari deteksi penyakit tanaman kembang kol dengan arsitektur *Inception V3*.

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*, kemudian dilakukan *split* data (permbagian data) dari keseluruhan data set menjadi data train, data *test*. Jumlah data yang digunakan untuk pelatihan adalah 590, sedangkan data untuk pengujian sebanyak 66. Perbandingan ini menunjukkan bahwa sebagian besar data dialokasikan untuk pelatihan (sekitar 89.9% dari total data), sementara sisanya (10.1%) digunakan untuk pengujian. Kemudian dilakukan proses pelatihan dengan *Inception V3*. 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

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)
 bagus (akurasi tinggi) maka model tersebut akan dilakukan proses
deployment. Untuk lebih detail dapat dilihat pada gambar 3.5.



Gambar 3.5 Rancangan Sistem

Berikut ini penjelasan dari Alur kerja dari rancangan sistem yang dikembangkan:

1) *Data Collection*

Melakukan pengambilan dataset penyakit tanaman kembang kol pada *website kaggle*.

2) *Pre-processing*

Sebelum melatih model, kami melakukan pra-pemrosesan data untuk memastikan konsistensi dan kualitas dataset. Adapun tahapan-tahapan

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

preprocessing yang dilakukan adalah *grayscale*, *thresholding*, segmentasi, dan *res*

3) *Split Data*



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

4) Arsitektur *Inception V3*

Arsitektur *Inception V3* digunakan untuk pengelompokan jenis penyakit pada tanaman kembang kol. Arsitektur CNN (*Convolution Neural Network*) 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 CNN (*Convolution Neural Network*).

5) Pelatihan Model

Proses pelatihan model dilakukan menggunakan arsitektur *Inception V3*, yang dimulai dari gambar daun kembang kol, 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*.

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 pusat IPTEK dan bisnis yang unggul, berbudaya, berkarakter, inovatif 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, model pelatihan yang dirancang menggunakan pendekatan *transfer learning* berbasis arsitektur InceptionV3 dengan penyesuaian lapisan kustom untuk klasifikasi multikelas. Model ini memanfaatkan bobot pretrained InceptionV3 dari dataset ImageNet, di mana lapisan atas model bawaan dihapus dan diganti dengan lapisan tambahan, seperti *GlobalAveragePooling2D* untuk mereduksi dimensi fitur, dua lapisan

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

dense masing-masing dengan 512 neuron dan fungsi aktivasi ReLU untuk menangkap representasi yang lebih kompleks, serta lapisan keluaran dengan fungsi aktivasi softmax untuk menghasilkan probabilitas klasifikasi multikelas. Sebagian besar lapisan dalam InceptionV3 dibekukan untuk memanfaatkan fitur umum yang telah dipelajari sebelumnya, sementara 30 lapisan terakhir tetap dapat dilatih agar dapat beradaptasi dengan pola pada dataset baru.

Model ini dikompilasi menggunakan *optimizer Adam* dengan *learning rate* awal sebesar 0.001 dan skema penurunan learning rate berdasarkan jumlah epoch untuk memastikan stabilitas pembelajaran saat mendekati konvergensi. Fungsi loss yang digunakan adalah *binary_crossentropy*, meskipun untuk klasifikasi multikelas sebaiknya dipertimbangkan penggunaan *categorical_crossentropy*. Selain akurasi, model juga mengevaluasi performa menggunakan metrik tambahan seperti F1-Score, Precision, dan Recall, yang sangat relevan untuk dataset dengan distribusi kelas yang tidak seimbang. Penyesuaian learning rate dilakukan secara adaptif menggunakan *ReduceLROnPlateau*, di mana learning rate akan berkurang sebesar 50% jika tidak ada peningkatan pada nilai loss validasi selama tiga epoch berturut-turut, dengan batas minimum sebesar $1e-6$.

Secara keseluruhan, desain model ini bertujuan untuk memanfaatkan kekuatan transfer learning dengan tetap memberikan fleksibilitas dalam pembelajaran pola spesifik pada dataset baru. Dengan strategi optimisasi yang baik dan penyesuaian learning rate yang adaptif, model diharapkan mampu

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

mencapai performa tinggi dan generalisasi yang baik. Namun, perlu dilakukan verifikasi terhadap kesesuaian penggunaan fungsi loss dan analisis lebih mendalam untuk memastikan model bekerja optimal, terutama jika dataset yang digunakan memiliki jumlah kelas yang lebih dari dua.

4.3 Pembahasan

4.3.1 Hasil Klasifikasi Penyakit Tanaman Kembang Kol

Pada eksperimen ini, proses melatih model pembelajaran mendalam menggunakan dataset penyakit tanaman kol 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 4.1.

Tabel 4.1 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	1.0000	0.0084	0.8333	0.1999
2	0.9474	0.0702	0.8939	0.1706
3	1.0000	0.0050	0.8788	0.1667
4	0.9775	0.0375	0.9242	0.1291
5	0.9375	0.1188	0.9091	0.1367

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Analisis dari hasil pelatihan model *deep learning* berbasis *Inception V3*

menunjukkan metrik kinerja model selama lima epoch pertama, meliputi akurasi dan loss pada data pelatihan serta akurasi dan loss pada data validasi. Data ini memberikan wawasan tentang perkembangan kemampuan model dalam mempelajari pola dari data pelatihan sekaligus kemampuan generalisasi terhadap data validasi.

Pada epoch pertama, model mencapai akurasi pelatihan yang sangat tinggi (1.0000), yang berarti semua prediksi pada data pelatihan benar. Namun, akurasi validasi lebih rendah (0.8333), dengan nilai loss validasi sebesar 0.1999. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun model mampu mempelajari data pelatihan dengan sangat baik, kemampuan generalisasi terhadap data validasi masih terbatas, yang wajar pada awal pelatihan.

Pada epoch kedua, terjadi penurunan akurasi pelatihan menjadi 0.9474 dan peningkatan akurasi validasi menjadi 0.8939, disertai penurunan loss validasi menjadi 0.1706. Pola ini menunjukkan bahwa model mulai mampu generalisasi lebih baik pada data validasi meskipun terjadi sedikit fluktuasi dalam akurasi pelatihan, yang bisa disebabkan oleh proses optimasi parameter.

Pada epoch ketiga, akurasi pelatihan kembali mencapai 1.0000 dengan penurunan loss pelatihan menjadi 0.0050. Akurasi validasi sedikit menurun menjadi 0.8788 dengan loss validasi sebesar 0.1667. Perbedaan ini mengindikasikan awal potensi overfitting, di mana model mulai terlalu menyesuaikan diri dengan data pelatihan.

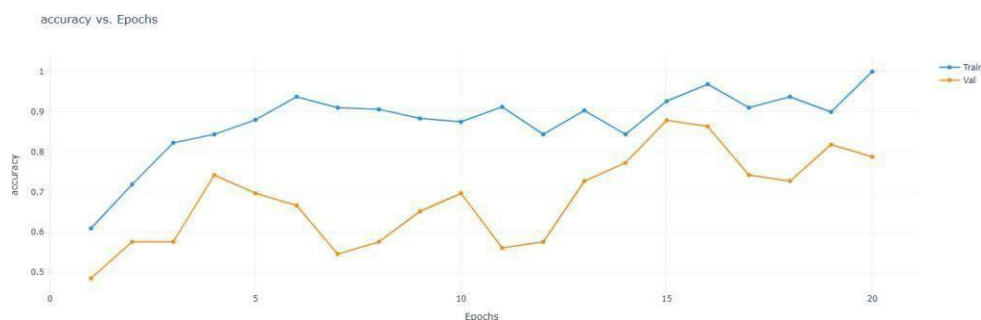
Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Epoch keempat menunjukkan peningkatan kinerja pada data validasi, dengan akurasi validasi menjadi 0.9242 dan loss validasi menurun menjadi 0.1291. Akurasi pelatihan juga tetap tinggi di 0.9775 dengan loss pelatihan sebesar 0.0375. Hal ini menunjukkan bahwa model masih dapat meningkatkan generalisasi tanpa terlalu kehilangan performa pelatihan.

Namun, pada epoch kelima, akurasi pelatihan menurun menjadi 0.9375 dengan loss pelatihan yang meningkat menjadi 0.1188. Akurasi validasi sedikit menurun menjadi 0.9091 dengan loss validasi sebesar 0.1367. Penurunan ini menunjukkan tanda awal bahwa model mungkin memerlukan penyesuaian parameter lebih lanjut atau regularisasi tambahan untuk mempertahankan performa pada validasi.

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



Gambar 4.1 Hasil Akurasi pelatihan

Hasil pelatihan menunjukkan perubahan akurasi model pada data pelatihan dan validasi selama 20 epoch. Akurasi merupakan metrik evaluasi yang menggambarkan persentase prediksi model yang sesuai dengan target sebenarnya. Pada data pelatihan, kurva akurasi

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)
(ditandai dengan garis biru) memperlihatkan peningkatan signifikan hingga mendekati 100% setelah beberapa epoch awal. Akurasi ini kemudian cenderung stabil dengan fluktuasi kecil dari epoch ke-10 hingga ke-20, menunjukkan bahwa model telah belajar dengan baik dari data pelatihan.

Namun, kurva akurasi pada data validasi (ditandai dengan garis oranye) menunjukkan pola yang berbeda. Meskipun akurasi meningkat pada epoch-epoch awal, mulai dari pertengahan pelatihan hingga akhir, kurva ini menunjukkan fluktuasi yang lebih besar dan tidak mencapai stabilitas seperti pada data pelatihan. Bahkan pada beberapa titik, akurasi validasi cenderung menurun, menandakan bahwa model mengalami kesulitan untuk mempertahankan performa pada data yang tidak terlihat selama pelatihan.

Perbedaan yang signifikan antara akurasi pelatihan dan validasi ini mengindikasikan potensi overfitting, di mana model terlalu menyesuaikan diri dengan data pelatihan tetapi kurang mampu menangkap pola generalisasi pada data validasi.

Untuk mengatasi masalah ini, beberapa strategi dapat diimplementasikan, seperti menambahkan regularisasi (dropout atau L2-regularization), menerapkan augmentasi data untuk memperluas variasi dataset pelatihan, atau menggunakan teknik early stopping untuk menghentikan pelatihan pada titik optimal sebelum model mulai overfit. Dengan pendekatan ini, model diharapkan mampu meningkatkan akurasi pada data validasi sekaligus menjaga kesetimbangan dengan performa pelatihan.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Untuk grafik *loss* (kesalahan) dari pelatihan dapat dilihat pada gambar

4.2 berikut ini.



Gambar 4.2 Hasil Kesalahan Pelatihan

Dari Gambar 4.2 menunjukkan perubahan nilai loss selama proses pelatihan dan validasi model dalam 20 epoch. Nilai loss menggambarkan seberapa baik model mampu memprediksi keluaran dibandingkan dengan data target sebenarnya, di mana penurunan nilai loss mencerminkan peningkatan performa model. Pada data pelatihan, terlihat bahwa nilai loss terus menurun secara signifikan pada beberapa epoch awal dan menjadi stabil setelah epoch ke-5 dengan fluktuasi yang minimal hingga akhir pelatihan. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu belajar dengan baik dari data pelatihan. Namun, pada data validasi, meskipun nilai loss awalnya menurun, fluktuasi yang lebih besar mulai terjadi setelah epoch ke-5, dan kurva loss cenderung mendatar mulai dari sekitar epoch ke-10 hingga ke-20.

Perbedaan yang mencolok antara kurva loss pelatihan dan validasi menunjukkan bahwa model mulai mengalami overfitting, terutama pada epoch-epoch akhir. Hal ini mengindikasikan bahwa model terlalu menyesuaikan diri terhadap data pelatihan sehingga kehilangan kemampuan

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

untuk menghasilkan generalisasi yang baik pada data validasi. Untuk mengatasi hal ini, beberapa langkah dapat diterapkan, seperti menambahkan regularisasi (misalnya dengan L2-regularization), memperluas dataset validasi agar lebih representatif, menerapkan teknik augmentasi data untuk meningkatkan variasi data pelatihan, atau menggunakan teknik early stopping untuk menghentikan pelatihan lebih awal sebelum model overfit. Dengan langkah-langkah tersebut, diharapkan performa model pada data validasi dapat lebih baik dan mendekati performa pada data pelatihan.

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.

```
# evaluate the model
loss, accuracy, f1_score, precision, recall = model.evaluate(x_test, y_test, verbose=0)
print("Accuracy: {} \nLoss: {} \nF1_score: {} \nPrecision: {} \nRecall: {}".format(accuracy, loss, f1_score, precision, recall))

Accuracy: 0.9090909361839294
Loss: 0.1366930603981018
F1_score: 0.9375
Precision: 0.9375
Recall: 0.9375
```

Gambar 4.3 Hasil Evaluasi Model

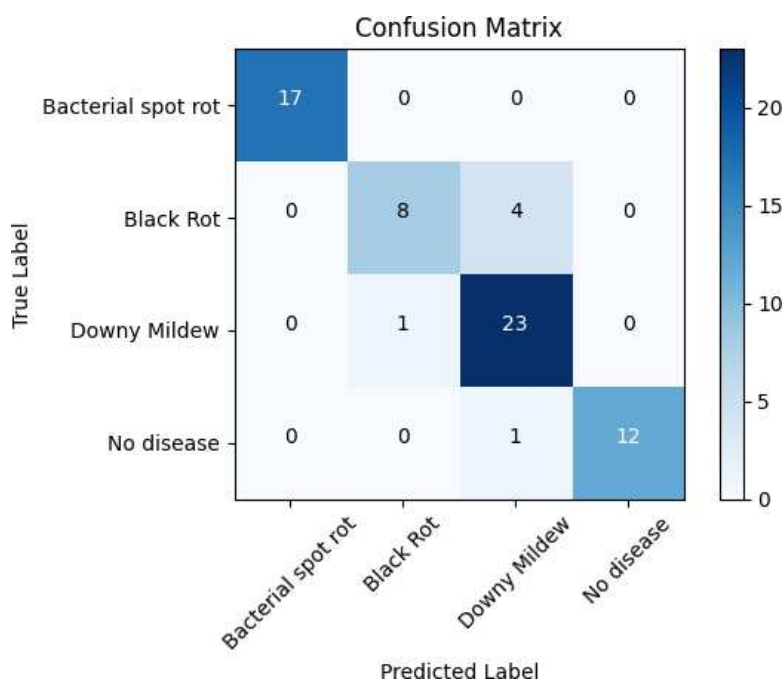
Berdasarkan Gambar 4.3, Hasil evaluasi model pada data pengujian menunjukkan performa yang sangat baik dengan beberapa indikator utama. Model mencapai akurasi sebesar 99%, yang berarti bahwa 99% dari total sampel pengujian diklasifikasikan dengan benar. Nilai loss yang diperoleh adalah 0.136, yang menunjukkan bahwa kesalahan prediksi model pada data pengujian relatif kecil, sehingga menunjukkan konvergensi model yang baik selama pelatihan. Selain itu, F1-score model sebesar 0.9375 mengindikasikan

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

keseimbangan yang sangat baik antara Precision dan Recall, mencerminkan kemampuan model untuk efektif mengidentifikasi sampel positif tanpa mengabaikan terlalu banyak sampel negatif. Dengan nilai Precision dan Recall masing-masing sebesar 0.9375, model terbukti mampu memberikan prediksi yang akurat dan konsisten dalam mendeteksi setiap kelas target. Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa model memiliki performa yang andal dan dapat diandalkan dalam tugas klasifikasi yang diberikan.

Evaluasi selanjutnya adalah menggunakan *confusion matrix* seperti pada gambar 4.4



Gambar 4.4 Hasil *Confusion Matrix*

Berdasarkan Gambar 4.4 menunjukkan performa model klasifikasi dalam mendeteksi empat kategori, yaitu Bacterial spot rot, Black Rot, Downy Mildew, dan No disease. Model menunjukkan performa yang baik dalam mengklasifikasikan sampel pada kelas Bacterial spot rot dengan 17 sampel

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

yang terklasifikasi secara benar, dan kelas Downy Mildew dengan jumlah sampel benar tertinggi, yaitu pada kelas Black Rot, terdapat 8 sampel yang diklasifikasikan dengan benar. Namun terjadi kesalahan sebanyak 4 sampel yang salah diklasifikasikan sebagai Downy Mildew. Untuk kelas No disease, 12 sampel diklasifikasikan secara akurat, meskipun terdapat satu sampel yang salah dikenali sebagai Downy Mildew. Secara keseluruhan, model menunjukkan performa yang cukup baik dalam klasifikasi penyakit, terutama pada kelas dengan jumlah sampel yang lebih besar, meskipun ada beberapa kesalahan klasifikasi pada kelas yang saling berdekatan dalam karakteristiknya.

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

Original Label: Black Rot(34)
Predicted label: Black Rot > probability: 0.99



Gambar 4.5 Hasil Prediksi

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Dari Gambar 4.5 menunjukkan hasil prediksi model klasifikasi pada sampel daun yang terinfeksi penyakit Black Rot. Berdasarkan label asli, sampel ini dikategorikan sebagai Black Rot, dan model berhasil memprediksi dengan benar bahwa sampel tersebut merupakan Black Rot dengan tingkat probabilitas yang sangat tinggi, yaitu 0,99. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang sangat baik dalam mengenali gejala penyakit Black Rot, yang kemungkinan besar didukung oleh fitur visual yang cukup unik dan jelas pada jenis penyakit ini. Hasil ini juga mencerminkan kemampuan model dalam memberikan prediksi yang andal, terutama untuk kelas dengan fitur visual yang lebih terdefinisi. Prediksi yang akurat seperti ini penting untuk mendukung deteksi dini penyakit pada tanaman dan pengambilan langkah pengendalian yang tepat.

KESIMPULAN DAN SARAN



5.1 Kesimpulan

Dari hasil penelitian penulis dapat membuat kesimpulan sebagai berikut:

- a. Model dikembangkan untuk klasifikasi penyakit kembang kol mencapai performa yang sangat baik. Pada fase pelatihan, model menunjukkan akurasi yang sangat tinggi sebesar 93.75%.
- 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.

Protected by PDF Anti-Copy Free


- b. [\(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark\)](#) Penelitian selanjutnya bisa melakukan prediksi model langsung menggunakan media h... e maupun kamera untuk mendapatkan hasil yang lebih *real time*.



Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

DAFTAR PUSTAKA

- 
- [1] I. Cholissodin and A. A. "AI , MACHINE LEARNING & DEEP LEARNING (Teori & I... asi)," no. December, 2021.
- [2] R. Soekarta, N. Nurdjan, and A. Syah, "Klasifikasi Penyakit Tanaman Tomat Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *Insect (Informatics Secur. J. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 143–151, 2023, doi: 10.33506/insect.v8i2.2356.
- [3] M. Vakalopoulou, S. Christodoulidis, N. Burgos, O. Colliot, and V. Lepetit, "Deep Learning: Basics and Convolutional Neural Networks (CNNs)," *Neuromethods*, vol. 197, no. June, pp. 77–115, 2023, doi: 10.1007/978-1-0716-3195-9_3.
- [4] M. I. Fathur Rozi, N. O. Adiwijaya, and D. I. Swasono, "Identifikasi Kinerja Arsitektur Transfer Learning Vgg16, Resnet-50, Dan Inception-V3 Dalam Pengklasifikasian Citra Penyakit Daun Tomat," *J. Ris. Rekayasa Elektro*, vol. 5, no. 2, p. 145, 2023, doi: 10.30595/jrre.v5i2.18050.
- [5] S. M. Z. Badudu, *Efektifitas Bahasa Indonesia*,. Jakarta: Balai Pustaka, 2010.
- [6] Wahab, *Tujuan Penerapan Program*. Jakarta: Bulan Bintang, 2008.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] Sunarti, "Pengamatan Hama dan Penyakit Penting Tanaman Kubis Bunga (Brassica oleracea var. botrytis L.) Dataran Rendah," *J. AGROQUA*, vol. 13, no. 2, pp. 74–80, 2015, [Online]. Available: <https://journals.unihaz.ac.id/index.php/agroqua/article/view/18/10>.
- [10] F. Fatimah, H. N. Khasanah, R. Khoirunnisa, F. Q. 'Aini, and N. R. Hanik,

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

- “Identification of Diseases and Pests of Cauliflower (*Brassica oleracea*) in the Pedan Hamlet Plantation, Karanglo, Tawangmangu,” *J. Biol. Trop.*, vol. 22, no. 1, pp. 113–120, 2022, doi: 10.29303/jbt.v22i1.3072.
- [11] C. R. Kotta, D. Paserni, and L. 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.
- [12] A. W. Kosman, Y. Wahyuningsih, and F. Mahendrasusila, “Pengujian Metode Inception V3 dalam Mengidentifikasi Penyakit Kanker Kulit,” *J. Teknologi Inform. dan Komput. MH. Thamrin*, vol. 10, no. 1, pp. 136–146, 2024.
- [13] A. W. Kosman, Y. Wahyuningsih, and F. Mahendrasusila, “Pengujian Algoritma Inception V3 Dalam mengidentifikasi Penyakit Tuberculosis Dan Pneumonia,” *J. Tek. Inform. dan Komput.*, vol. 3, no. 1, pp. 26–30, 2024, doi: 10.22236/jutikom.v3i1.13879.
- [14] Eren Dio Sefrila, Basuki Rahmat, and Andreas Nugroho Sihananto, “Implementasi Arsitektur Inception V3 Dengan Optimasi Adam, SGD dan RMSP Pada Klasifikasi Penyakit Malaria,” *Bridg. J. Publ. Sist. Inf. dan Telekomun.*, vol. 2, no. 2, pp. 69–84, 2024, doi: 10.62951/bridge.v2i2.62.
- [15] 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.
- [16] A. Mustikarini, *Agenda Riset Bisnis dan Ekonomi Topik Terkini Teknologi Terbarukan*, vol. 01. 2016.
- [17] 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/>.
- [18] A. Géron, *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn and Tensorflow*. O’Reilly, 2017.
- [19] F. Marpaung, F. Aulia, and R. C. Nabila, *Computer Vision Dan Pengolahan*

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Citra Digital. Pustaka Aksara, 2022.

- [20] Y. Amrozi, D. Yuliaty, Susilo, N. Novianto, and R. Ramadhan, “Klasifikasi Jenis Buah Berdasarkan Citra Warna dengan Metode SVM,” *J. Sisfokom (Sistem Informasi Komputer)*, vol. 11, no. 3, pp. 394–399, 2022, doi: 10.32736/sisfokom.v11i3.1502.
- [21] J. A. Bunge and D. H. Judson, “Implementasi Data Mining Menggunakan CRISP-DM Pada Sistem Informasi Eksekutif Dinas Kelautan dan Perikanan Provinsi Jawa Tengah,” *Encycl. Soc. Meas. Three-Volume Set*, vol. 1, pp. V1-617-V1-624, 2004, doi: 10.1016/B0-12-369398-5/00159-6.
- [22] L. Harneni *et al.*, “Klasifikasi Jamur Yang Dapat di Konsumsi Berdasarkan Citra Menggunakan Pre-Trained Model Inception V3,” *J. Rekayasa Komputasi Terap.*, vol. 04, no. 02, pp. 169–176, 2024.
- [23] J. E. Widayaya and S. Budi, “Pengaruh Preprocessing Terhadap Klasifikasi Diabetic Retinopathy dengan Pendekatan Transfer Learning Convolutional Neural Network,” *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 7, no. 1, pp. 110–124, 2021.
- [24] M. W. Sardjono, V. Ramadhan, V. Ramadhan, M. Cahyanti, and E. R. Swedia, “Klasifikasi Bentuk Bingkai (Frame) Kacamata Menggunakan CNN dengan Arsitektur Inception V3 dan Augmented Reality Berbasis Android,” *J. Syst. Comput. Eng.*, vol. 5, no. 2, pp. 204–218, 2024, doi: 10.61628/jsce.v5i2.1292.
- [25] U. UNGKAWA and G. AL HAKIM, “Klasifikasi Warna pada Kematangan Buah Kopi Kuning menggunakan Metode CNN Inception V3,” *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, vol. 11, no. 3, p. 731, 2023, doi: 10.26760/elkomika.v11i3.731.
- [26] F. Cahyadi, “Deteksi Penyakit Tanaman Paprika , Tomat , dan Kentang dengan menggunakan InceptionV3,” *e-Proceeding Eng.*, vol. 11, no. 2, pp. 582–587, 2024.