

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

**PENERAPAN METODE *TRANSFER LEARNING* DALAM
KLASIFIKASI BUNYI HASIL SANGRAI DENGAN
ARSITEKTUR *INCEPTION-V3***



SKRIPSI

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

**Oleh :
MUHAMMAD AYASHA ALFIAH AJERTI
NIM : 2102020152**

**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 DALAM
KLASIFIKASI BILANGAN HASIL SANGRAI DENGAN
ARSITEKTUR INCEPTION-V3**

Oleh :

MUHAMMAD AYASHA ALFIAH AJERTI

NIM : 210202 0152

Lubuklinggau, Juni 2025

Pembimbing I

Pembimbing II

Ahmad Sobri, M.Kom

Muhammad Nur Alamsyah, 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 : Muhammad Ayasha Alfiah Ajerti

NIM : 2102020152

Jurusan : Informatika

Judul : Penerapan Metode *Transfer Learning* Dalam Klasifikasi Biji Kopi Hasil Sangrai Dengan Arsitektur *Inception-V3*

Komisi Penguji

1. Ketua : Ahmad Sobri, M.Kom (.....)
2. Sekretaris : Muhammad Nur Alamsyah, M.Kom (.....)
3. Anggota : Cindi Wulandari, 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 waktu untuk belajar adalah investasi pada masa depan yang lebih cerah.

Ku persembahkan karya tulis ini untuk

- *Ayah Japri dan ibu Tri Murti Erlinda, Kedua orang tua hebat yang selalu mendukung, memberikan yang terbaik dan mendoakan ku.*
- *Siti Tanaya Kezia Ajerti, Saudariku yang selalu memberikan semangat, motivasi dan doa untuk ku.*
- *Almamaterku yang sangat aku banggakan.*
- *Teman-teman seperjuanganku yang memberikan motivasi untuk ku.*
- *Klub sepakbola Real Madrid dan tim F1 Red Bull Racing Team yang telah menjadi tontonan hiburan untuk ku.*

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



Saya yang bertanda tanggan di bawah ini:

Nama Mahasiswa : Muhammad Ayasha Alfiah Ajerti

NIM : 2102020152

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 perundang-undangan yang berlaku.

Lubuklinggau, Juni 2025

Penulis,

Muhammad Ayasha Alfiah Ajerti
2102020152

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



Biodata

Nama : Muhammad Ayasha Alfiah Ajerti
Tempat dan Tanggal Lahir : Mandi Aur, 26 Januari 2003
Jenis Kelamin : Laki-laki
Agama : Islam
Alamat : Desa Mandi Aur

Pendidikan :

- SD : SDN 1 Mandi Aur
- SMP/MTS Sederajat : SMPN 1 Muara Kelingi
- SMA/MAN/SMK Sederajat : SMAN 1 Muara Kelingi

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

ABSTRACT



This research aims to apply the *Transfer Learning* method using the Inception-V3 architecture to classify the roast level of coffee beans accurately. Coffee roasting level is a critical factor that influences the taste, aroma, and overall quality of coffee. Manual classification of roast levels such as Green, Light, Medium, and Dark is often subjective and inconsistent. Therefore, this study proposes a deep learning model to support objective and automated classification, enhancing quality control in the coffee industry. The dataset used in this research consists of images of coffee beans from four distinct roasting levels, with each class containing 100 samples. The model training process is carried out over several epochs using the InceptionV3 architecture, which is known for its deep convolutional layers and strong performance in image recognition tasks. During training, the model achieved a maximum training accuracy of 97.85% and a validation accuracy of 94.00% in the final epoch. The learning curve analysis indicates that the model experiences a steady increase in accuracy and a consistent decrease in loss, suggesting good convergence without signs of overfitting. Model performance was further evaluated using a classification report and confusion matrix. The classification report shows a high level of precision, recall, and F1-score across all classes, with an overall accuracy of 97.50%. The confusion matrix demonstrates the model's ability to classify each roasting level with minimal misclassifications; for instance, the model perfectly classifies the Green class and shows only a few misclassifications between visually similar classes such as Light and Medium. Additionally, individual predictions such as the test image of a Light roast bean returned a confidence level of 100%, indicating the model's robustness in real-world applications. The findings of this research demonstrate that InceptionV3, through transfer learning, is highly effective for the classification of coffee roasting levels. The ability to automate roast detection with high accuracy provides significant value for coffee producers, ensuring consistent product quality and operational efficiency. This study also highlights the broader potential of deep learning models in the food and agriculture sectors, particularly in tasks that require fine-grained visual differentiation.

Keyword : Coffee roasting, Classification, Inception-V3

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

ABSTRAK



Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan metode *Transfer Learning* menggunakan arsitektur *Inception-V3* dalam mengklasifikasikan tingkat sangrai (*roasting level*) biji kopi secara akurat. Tingkat sangrai merupakan faktor penting yang memengaruhi cita rasa, aroma, dan kualitas keseluruhan dari kopi. Klasifikasi tingkat sangrai secara manual kerap kali bersifat subjektif dan tidak konsisten. Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan sebuah model *deep learning* untuk mendukung proses klasifikasi yang objektif dan otomatis, sehingga dapat meningkatkan kualitas pengendalian mutu pada industri kopi. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari citra biji kopi pada empat kategori tingkat sangrai yang berbeda, yaitu *Green*, *Light*, *Medium*, dan *Dark*, masing-masing dengan jumlah 100 sampel. Proses pelatihan model dilakukan selama beberapa epoch dengan menggunakan arsitektur *Inception-V3* yang dikenal efektif dalam melakukan ekstraksi fitur pada citra. Hasil pelatihan menunjukkan bahwa model mampu mencapai akurasi pelatihan maksimum sebesar 97,85% dan akurasi validasi sebesar 94,00% pada epoch terakhir. Analisis kurva pembelajaran menunjukkan adanya peningkatan akurasi yang stabil dan penurunan nilai *loss* yang konsisten, yang mengindikasikan bahwa model mengalami konvergensi yang baik tanpa gejala *overfitting*. Evaluasi performa model dilakukan menggunakan *classification report* dan *confusion matrix*. Laporan klasifikasi menunjukkan nilai presisi, *recall*, dan *F1-score* yang tinggi pada seluruh kelas, dengan akurasi keseluruhan sebesar 97,50%. Berdasarkan *confusion matrix*, model menunjukkan kemampuan klasifikasi yang sangat baik dengan jumlah kesalahan klasifikasi yang sangat rendah; misalnya, kelas *Green* berhasil diklasifikasikan secara sempurna, sedangkan kelas lain seperti *Light* dan *Medium* yang memiliki kemiripan visual hanya mengalami kesalahan kecil. Selain itu, pada pengujian prediksi individu terhadap citra biji kopi tingkat sangrai *Light*, model mampu menghasilkan prediksi dengan tingkat kepercayaan (*confidence*) sebesar 100%, yang menunjukkan ketangguhan model dalam skenario nyata. Hasil penelitian ini membuktikan bahwa *Inception-V3* dengan pendekatan *transfer learning* sangat efektif dalam mengklasifikasikan tingkat sangrai biji kopi. Kemampuan otomatisasi klasifikasi sangrai dengan tingkat akurasi tinggi ini memberikan nilai tambah yang signifikan bagi pelaku industri kopi dalam menjamin konsistensi mutu produk dan efisiensi operasional. Selain itu, studi ini juga menegaskan potensi luas teknologi *deep learning* dalam sektor pangan dan pertanian, khususnya pada tugas-tugas yang memerlukan pembedaan visual yang detail..

Kata Kunci : kopi sangrai, Klasifikasi, *Inception-V3*

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 Dr. M. Akbar, S.T, M.IT selaku Pembantu Rektor I Universitas Bina Insan Lubuklinggau.
3. Bapak Mukhlis Nur Wakhid, M.Pd, M.M selaku Pembantu Rektor II Universitas Bina Insan Lubuklinggau.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

4. Bapak Dr. Rudi Kurniawan, S.T., 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. Bapak Ahmad Sobri, M.Kom selaku Pembimbing I yang telah banyak memberikan ilmu waktu serta bimbingan selama masa perkuliahan dan penulisan Skripsi ini.
7. Bapak Muhammad Nur Alamsyah, 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 serta sebagai referensi untuk penelitian selanjutnya.

Lubuklinggau, Juni 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 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 DAN DAFTAR LAMPIRAN	xiv
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang Penelitian.....	1
1.2 Identifikasi Masalah.....	4
1.3 Rumusan Masalah.....	4
1.4 Batasan Masalah	5
1.5 Tujuan dan Manfaat Penelitian	5
BAB II KAJIAN PUSTAKA	7
2.1 Literatur.....	7
2.1.1 Penerapan	7
2.1.2 <i>Transfer Learning</i>	7
2.1.3 Klasifikasi	9
2.1.4 Kopi.....	10
2.1.5 Biji Kopi.....	11
2.1.6 Kopi Sangrai.....	12
2.1.8 <i>Machine Learning</i>	19
2.1.9 <i>Deep Learning</i>	21
2.1.9.1 <i>Neural Network</i> (NN).....	22
2.1.9.2 Fungsi Aktivasi	23
2.1.10 <i>Confusion Matrix</i>	27
2.1.11 <i>CRISP-DM</i>	29
2.2 Penelitian Relevan	32
2.3 Kerangka Berpikir.....	37

Protected by PDF Anti-Copy Free


(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

BAB III METODOLOGI PENELITIAN.....	38
3.1 Metode Penelitian	38
3.2 Metode Pengumpulan	38
3.2.1 Metode Pengumpulan (Observasi)	38
3.2.2 Metode Pustaka	39
3.3 Metode Pengembangan Sistem.....	39
3.3.1 <i>Bussines Understanding</i>	39
3.3.2 <i>Data Understanding</i>	39
3.3.3 <i>Data Preparation</i>	41
3.3.4 <i>Modeling</i>	45
3.3.5 <i>Evaluation</i>	46
3.3.6 <i>Deployment</i>	46
3.4 Waktu dan Tempat Penelitian.....	46
3.4.1 Waktu Penelitian.....	46
3.4.2 Tempat.....	47
3.5 Alat dan Bahan.....	47
3.5.1 Alat.....	47
3.5.2 Bahan.....	48
3.6 Analisis Kebutuhan dan Desain Sistem.....	48
3.6.1 Analisis Kebutuhan Sistem.....	48
3.6.2 Analisis Desain Sistem.....	48
3.7 Metode Pengujian Sistem.....	49
3.8 Rancangan Sistem.....	51
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	51
4.1 Gambaran Umum.....	51
4.2 Hasil	55
4.3 Pembahasan.....	57
4.3.1 Hasil Klasifikasi Kopi Sangrai.....	57
4.3.2 Pengujian Hasil Klasifikasi.....	67
DAFTAR PUSTAKA	

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 <i>Confusion Matrix</i>		28
Tabel 2.2 Penelitian Relevan.....		32
Tabel 3.1 Sampel Data		40
Tabel 3.2 Waktu Penelitian		47
Tabel 3.3 Metode Pengujian Sistem.....		49
Tabel 4.1 Tampilan 8 <i>epoch</i> dari Hasil Pelatihan		58

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

DAFTAR GAMBAR



Gambar 2.1 Arsitektur <i>Inception</i>	18
Gambar 2.2 Perbedaan <i>Machine Learning</i> dan <i>Deep Learning</i>	22
Gambar 2.3 <i>Neural Network</i>	23
Gambar 2.4 Fungsi Aktivasi <i>ReLU</i>	25
Gambar 2.5 Setelah dilakukan <i>Dropout</i>	26
Gambar 2.6 Tahapan <i>CRISP-DM</i>	29
Gambar 2.7 Kerangka Berpikir	37
Gambar 3.1 Distribusi <i>Data Test</i>	41
Gambar 3.2 Distribusi <i>Data Train</i>	42
Gambar 3.3 Distribusi <i>Data Train</i> Hasil <i>Split</i>	43
Gambar 3.4 Distribusi <i>Data Validation</i> Hasil <i>Split</i>	43
Gambar 3.5 Distribusi <i>Data Train, Validation</i> dan <i>Test</i>	44
Gambar 4.1 Hasil Akurasi pelatihan	63
Gambar 4.2 Hasil Kesalahan Pelatihan	65
Gambar 4.3 Hasil Evaluasi Model	67
Gambar 4.4 Hasil <i>Confusion Matrix</i>	69
Gambar 4.5 Hasil Prediksi	71

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

DAFTAR LAMPIRAN



Lampiran 1.1 Lembar Bimbingan Proposal Skripsi P1	79
Lampiran 1.2 Lembar Bimbingan Proposal Skripsi P2	80
Lampiran 1.3 Lembar Perbaikan Ujian Proposal Skripsi.....	81
Lampiran 1.4 Lembar Bimbingan Skripsi P1	82
Lampiran 1.5 Lembar Bimbingan Skripsi P2	83
Lampiran 1.6 Lembar Perbaikan Ujian Skripsi.....	84
Lampiran 2.1 Lembar Keterangan Bebas Plagiasi	37



1.1 Latar Belakang Penelitian

Mayoritas masyarakat Indonesia memiliki keterkaitan erat dengan sektor pertanian dan perkebunan, karena negara ini dikenal sebagai negara agraris. Selain menjadi pilar utama ekonomi, sektor ini juga merupakan penyedia kebutuhan pangan dan bahan baku untuk berbagai industri. Salah satu komoditas perkebunan yang memiliki nilai ekonomi tinggi adalah kopi[1]. Kopi menjadi komoditas unggulan yang tidak hanya memenuhi kebutuhan pasar domestik tetapi juga diekspor ke berbagai negara. Permintaan terhadap kopi terus meningkat seiring dengan berkembangnya tren konsumsi kopi, baik dalam bentuk biji utuh maupun produk olahan[2].

Proses sangrai atau roasting menjadi salah satu tahap krusial dalam pengolahan kopi, karena menentukan rasa, aroma, dan kualitas biji kopi. Berdasarkan hasil proses sangrai, biji kopi dapat diklasifikasikan ke dalam beberapa kategori, yaitu *dark roast*, *medium roast*, *light roast*, dan *green beans*. Klasifikasi ini sangat penting dalam memenuhi preferensi pasar, karena setiap kategori memiliki karakteristik rasa dan aroma yang berbeda. Namun, klasifikasi secara manual membutuhkan keahlian khusus, waktu yang lama, dan rentan terhadap ketidakkonsistenan[3].

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Untuk menjawab tantangan tersebut, diperlukan solusi teknologi yang mampu mengidentifikasi dan mengklasifikasikan biji kopi hasil sangrai secara cepat, akurat, dan konsisten. Salah satu pendekatan yang menjanjikan adalah penerapan metode *deep learning*, khususnya model *Convolutional Neural Networks* (CNN). CNN telah terbukti efektif dalam menangani data citra, termasuk untuk klasifikasi visual berdasarkan karakteristik fisik tertentu [4].

Lebih lanjut, pendekatan berbasis *transfer learning* telah memberikan kontribusi signifikan dalam meningkatkan performa model *deep learning*, terutama ketika dataset yang tersedia terbatas. Salah satu model arsitektur yang unggul dalam menangkap fitur kompleks adalah *Inception-V3*, yang memiliki bobot awal hasil pelatihan pada dataset skala besar seperti *ImageNet*. Melalui *transfer learning*, bobot awal tersebut dapat disesuaikan dengan dataset spesifik, seperti citra biji kopi hasil sangrai dalam kategori *dark*, *medium*, *light*, dan *green*, sehingga mempercepat proses pelatihan model dan meningkatkan akurasi klasifikasi [5].

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Penerapan *transfer learning* dengan arsitektur *Inception-V3* memungkinkan ekstraksi fitur yang lebih optimal dari citra biji kopi hasil sangrai. Pendekatan ini menawarkan solusi praktis untuk mengklasifikasikan biji kopi berdasarkan kategori sangrai dengan presisi tinggi, mendukung efisiensi proses produksi, dan menjaga konsistensi mutu produk. Dengan teknologi ini, industri kopi dapat memperoleh manfaat signifikan dalam meningkatkan daya saing produk mereka di pasar global.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Berdasarkan latar belakang dan permasalahan yang telah diuraikan diatas, maka penulis tertarik melakukan penelitian dengan judul



“Penerapan Metode *Transfer Learning* Dalam Klasifikasi Biji Kopi Hasil Sangrai Dengan Arsitektur *Inception-V3*”.

1.2 Identifikasi Masalah

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

- a. Proses klasifikasi biji kopi hasil sangrai ke dalam kategori *dark*, *medium*, *light*, dan *green* masih dilakukan secara manual, membutuhkan keahlian khusus, dan memakan waktu yang lama..
- b. Belum ada penerapan teknologi berbasis *transfer learning* untuk mempermudah dan meningkatkan akurasi klasifikasi biji kopi hasil sangrai sesuai dengan kategori yang diinginkan.

1.3 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang dan identifikasi masalah diatas maka penulis merumuskan permasalahan “Penerapan Metode *Transfer Learning* Dalam Klasifikasi Biji Kopi Hasil Sangrai Dengan Arsitektur *Inception-V3*”?.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

1.4 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 biji kopi hasil sangrai yang terdiri dari 4 kelas yaitu *dark, medium, light, dan green*.
- c. Bahasa pemrograman menggunakan *Python*.
- d. Pengujian sistem menggunakan *Confusion Matrix*.

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 untuk mengklasifikasi biji kopi hasil sangrai dengan arsitektur *Inception-V3*.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

1.6 Manfaat Penelitian

1.6.1 Manfaat bagi Ilmu Pengetahuan

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

1.6.2 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.

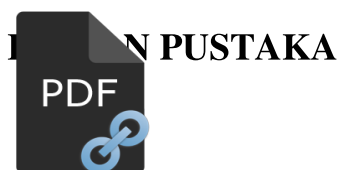
1.6.3 Manfaat bagi Peneliti

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

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

BAB II



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 [6].

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 [7].

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 [8]. 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:



- 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:

2.1.2.1 *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.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

2.1.2.2 *Pretrained as a feature extractor*, pada pendekatan ini

data domain sumber dengan domain target mirip. Model yang 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.

2.1.2.3 *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) [9].

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

2.1.4 Kopi

Kopi pertama ditemukan di Ethiopia pada abad ke-9 pertama kali oleh penggembala yang menyadari domba-dombanya gembalanya menjadi hiperaktif setelah memakan biji-bijian berukuran kecil yang tumbuh disekitar tempat penggembalaannya. Tempat penggembalannya bernama Kaffa, kemudian muncul istilah *coffee* dan sejak itulah kopi mulai mendunia [10].

Konsumsi kopi dunia mencapai 70% berasal dari spesies kopi arabika dan 26% dari robusta dan 4% dari jenis liberika. Kopi arabika (*coffea arabica*) berasal dari Afrika, tepatnya di daerah pegunungan Ethiopia. Namun, kopi arabika mulai berkembang setelah dikembangkan didaerah Yaman dan selatan Jazirah Arab. Melalui para saudagar Arab, kopi arabika mulai menyebar ke daerah lainnya. Awalnya penduduk Yaman dan Arab mencoba memakan biji kopi arabika dan merasakan adanya tambahan energi, dengan perkembangan zaman akan pengetahuan dan teknologi buah kopi dimanfaatkan menjadi minuman sampai sekarang ini [11].

Kopi masuk ke wilayah Indonesia pada tahun 1696 dibawa oleh Belanda dari Malabar, India ke Jawa dan ditanam di perkebunan Kedawung, Jakarta. Tetapi, pembudidayaan ini gagal dikarenakan terjadinya gempa dan banjir. Tahun 1699 Belanda

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

kembali mendatangkan stek pohon kopi dari Malabar, kopi yang ditanam di Indonesia menghasilkan kualitas sangat baik hal ini diketahui dari sejarah kopi yang diteliti di Amsterdam. Biji kopi yang dikembangkan di pulau Jawa kemudian dijadikan bibit untuk perkebunan di seluruh wilayah Indonesia [12].

Ada beberapa jenis kopi yang tersebar di Indonesia antara lain: kopi arabika, robusta, dan liberika. Namun, yang terkenal di Indonesia yaitu kopi arabika dan robusta (Afriliana, 2018)

2.1.5 Biji Kopi

Kopi (*coffea sp.*) adalah tanaman yang berbentuk pohon termasuk dalam *famili Rubiaceae* dan *genus Coffea*. Tanaman ini tumbuhnya tegak, bercabang, dan bila dibiarkan tumbuh dapat mencapai tinggi 12 m. Daunnya bulat telur dengan ujung agak meruncing. Daun tumbuh berhadapan pada batang, cabang, dan ranting-rantingnya. Tanaman kopi termasuk dalam kerajaan *Plantae*, divisi *Magnoliophyta*, kelas *Magnoliopsida*, ordo *Rubiales*, *famili Rubiaceae*, *genus Coffea L.*[13].

2.1.5.1 Kopi robusta

Kopi robusta digolongkan lebih rendah mutu citarasanya dibandingkan dengan citarasa kopi arabika. Hampir seluruh produksi kopi robusta di seluruh dunia dihasilkan secara kering dan untuk mendapatkan rasa lugas tidak boleh mengandung rasa-rasa

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

asam dari hasil fermentasi. Kopi robusta memiliki kelebihan yaitu kekentalan lebih banyak dan rasa yang kuat (Siswoputranto, 1993).

2.1.5.2 Kopi arabika

Kopi arabika adalah kopi yang paling baik mutu cita rasanya, tanda-tandanya adalah biji picak dan daun hijau tua dan berombak-ombak. Jenis-jenis kopi yang termasuk dalam golongan arabika adalah *abesinia*, *pasumah*, *marago* dan *congensis* (Najiyati dan Danarti, 2001).

2.1.5.3 Kopi liberika

Kopi liberika berasal dari Angola dan masuk ke Indonesia sejak tahun 1965. Meskipun sudah cukup lama penyebarannya tetapi hingga saat ini jumlahnya masih terbatas karena kualitas buah yang kurang bagus dan rendemennya rendah (Najiyati dan Danarti, 2001). Tanaman kopi mempunyai sifat khusus karena masing-masing jenis menghendaki lingkungan yang agak berbeda. Faktor lingkungan yang mempengaruhi pertumbuhan tanaman kopi antara lain ketinggian tempat, curah hujan, penyinaran matahari, angin, dan tanah (Najiyati dan Danarti, 2001).

2.1.6 Kopi Sangrai

Buah kopi yang telah di panen membutuhkan proses yang sangat panjang untuk kita konsumsi, tidak hanya sekedar mengkonsumsi tapi para penikmat kopi menginginkan kelezatan dan aroma dari karakteristik kopi. Proses yang dilakukan yaitu dari

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

mulai biji kopi yang merah (*cerry*) diproses menjadi gabah, lalu gabah menjadi (*green bean*) dan proses selanjutnya kopi beras (*green bean*) yang diangrai (*roasting*) menjadi *roast bean*, kemudian ditumbuk atau digiling atau dibubukkan (*greender*) sampai menjadi bubuk kopi yang siap melalui proses selanjutnya yaitu siap diseduh dan dinikmati [14].

Penyangraian merupakan memasak kopi atau *roasting* adalah proses mengeluarkan air dalam kopi, mengeringkan dan mengembangkan bijinya, mengurangi beratnya memberikan aroma pada kopi tersebut. Ketika kopi dimasak ada suatu reaksi kimia yang menyertai sehingga karakter biji kopi pun berubah. Lebih lama biji kopi itu dimasak, semakin banyak pula bahan kimia yang berubah karakteristiknya. Ketika kopi di *roasting*, kopi berubah menjadi berwarna coklat. Oleh karena itu, apabila biji kopi berwarna lebih gelap berarti di *roasting* lebih lama. Namun bagaimanapun, me *roasting* biji kopi bukanlah suatu hal yang sederhana. Biji kopi sesungguhnya akan menghasilkan kopi yang berbeda apabila di *roasting* dalam suhu yang berbeda meskipun hasil akhirnya berwarna sama, karena teknik me *roasting* kopi merupakan suatu seni [15].

Kopi juga akan berubah dari menyerap panas (*endothermic*) menjadi menghasil panas (*exothermic*) selama proses *roasting*. Reaksi kimia kopi pada saat di *roasting* menciptakan berbagai

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

komponen yang berpengaruh pada cita rasa kopi. Proses *roasting* juga biji kopi akan menghasilkan intisari biji kopi yang berasal dari reaksi kimia yang terjadi. Intisari biji kopi itu berupa minyak kopi. Kemudian minyak kopi menjadi *coffeol* (sejenis minyak yang mengambang), namun juga bersifat larut dalam air. Dengan mengatur prosedur *roasting*, seseorang dapat mengatur sedikit atau banyaknya minyak kopi yang akan dihasilkan untuk setiap kali proses *roasting* [16].

Waktu sangrai ditentukan atas dasar warna biji kopi sangrai atau disebut derajat sangrai. Waktu penyangraian bervariasi mulai dari 7 sampai 20 menit tergantung pada kadar air biji kopi berasanya dan mutu kopi bubuk yang dikehendaki. Salah satu tolak ukur proses penyangraian adalah derajat sangrai yang dilihat dari perubahan warna biji kopi yang sedang disangrai. Kualitas biji kopi dapat ditingkatkan apabila proses penyangraian dilakukan pada suhu dan lama waktu penyangraian yang tepat untuk mendapatkan kadar air dan tingkat keasaman yang sesuai dengan standar SNI 01-2983-1992 (Standar Nasional Indonesia, 1992) dan SNI 01-3542-2004 (Standar Nasional Indonesia, 2004) [17].

Jenis – jenis biji kopi setelah penyangraian adalah sebagai berikut:

2.1.6.1 *Light Roast*

Pada tingkatan *roasting* ini cita rasanya asam, aroma sangrai kurang tercium, tahapan pertama biji kopi yang telah di sangrai

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



beberapa menit sedikit mengembang. *Light roast* merupakan fase dalam *roasting* yang memiliki tingkat kematangan paling rendah. Biji kopi akan memiliki warna coklat terang karena proses penyerapan panas yang dilakukan tidak terlalu lama, minyak juga tidak muncul pada biji kopi dan biji kopi cenderung kering. *Light roast* memiliki suhu biji kopi berada pada kisaran 180°C – 205°C. Pada suhu sekitar 205°C tersebut terjadi first crack dan pada saat itu pula proses *roasting* dihentikan. Kopi yang di *roasting* pada tingkatan ini memiliki keasaman dan *caffeine* yang tinggi. Tingkatan *roasting* ini cocok bagi orang yang menyukai rasa kopi mencolok, karena memiliki ciri khas seperti *citrusy*, *earthy*, dan *buttery*.

2.1.6.2 Medium Roast

Pada tingkatan *roasting* ini, cita rasa terasa manis dan aroma asap penyangraian sangat tajam tercium, karena biji kopi banyak mengeluarkan asap, warnanya makin hitam sampai berminyak dan kandungan gula mulai berkarbonisasi. *Medium Roasting* merupakan tingkatan *roasting* yang paling banyak digunakan. Biji kopi akan berwarna lebih gelap apabila dibandingkan dengan *light roast* tetapi lebih terang apabila dibandingkan dengan *dark roast*. Sama seperti *light roast*, pada *medium roast* biji kopi tidak mengeluarkan minyak pada permukaannya. *Medium roast* memiliki suhu biji kopi pada kisaran 210°C dan 220°C. Pada suhu tersebut

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

adalah suhu dimana *first crack* usai namun *second crack* belum terjadi. Selain  yang lebih rendah, *medium roast* menghasilkan  cenderung *balance* aroma, *balance* keasaman dan menghasilkan banyak rasa.

2.1.6.3 Dark Roast

Merupakan tingkatan paling matang pada proses *roasting* kopi, apabila melebihi tingkatan ini justru kopi menjadi tidak enak. Warna biji kopi akan lebih gelap bila dibandingkan dengan tingkatan-tingkatan *roasting* lainnya. Pada *dark roast* biji kopi hasil *roasting* mengeluarkan minyak pada permukaannya. Rasa kopi juga akan cenderung pahit dan menutupi rasa khas dari masing – masing kopi. *Dark roast* selesai di *roasting* ketika *second crack* usai terjadi atau pada suhu sekitar 240°C. Bagi yang menyukai kopi dengan kekentalan (*body*) kopi yang tebal, sangat cocok dengan *profil dark roast*.

2.1.6.4 Green Beans

Biji kopi green beans adalah biji kopi mentah yang telah melalui proses pasca panen, seperti pengupasan, fermentasi, dan pengeringan, namun belum disangrai. Biji ini berwarna hijau pucat hingga kebiruan dengan tekstur keras dan belum memiliki aroma khas kopi karena senyawa aromatiknya belum terbentuk. Green beans memiliki kadar air ideal sekitar 10–12% dan biasanya disimpan dalam karung khusus untuk menjaga kualitasnya.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Meskipun belum siap konsumsi, green beans sangat penting karena menjadi bahan utama dalam proses sangrai yang akan menentukan cita rasa kopi. Oleh karena itu, kualitas green beans sangat berpengaruh terhadap hasil akhir seduhan kopi.

2.1.7 Inception-V3

Arsitektur *Inception-V3* 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 [18].

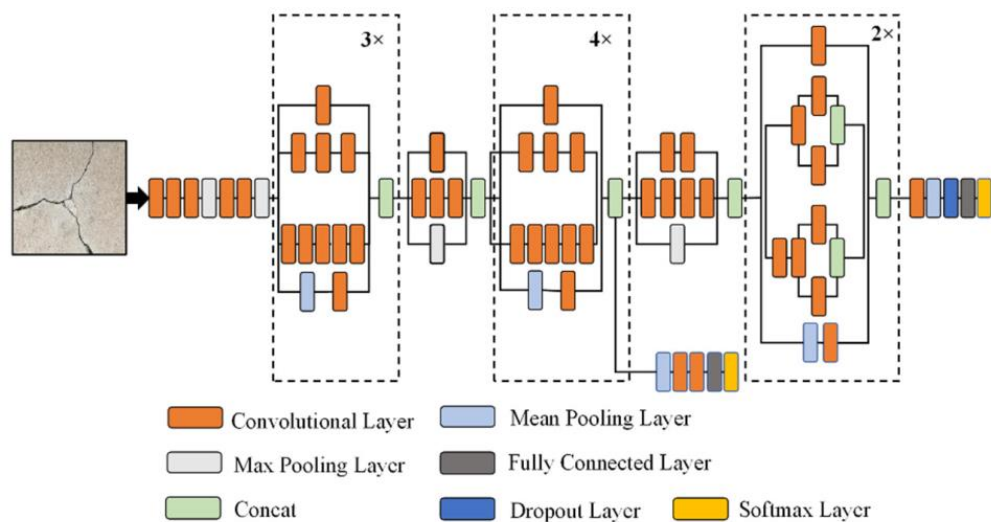
Inception-V3 adalah struktur arsitektur yang mengutamakan efisiensi komputasi dengan jumlah parameter yang lebih rendah. *Inception-V3* merupakan perpaduan dari penyempurnaan yang terdapat pada versi sebelumnya, di mana terdapat beberapa tambahan fitur, termasuk penggunaan RMSProp sebagai *optimizer*, penerapan konvolusi *factorized 7x7*, *BatchNorm* pada *classifier* tambahan, serta penerapan label smooting. Dalam *Inception-V3* ini, terdapat penerapan faktorisasi untuk mengurangi jumlah parameter yang digunakan [19].

Pada tahun 2014, Szegedy memperkenalkan *Inception-V3* melalui makalah berjudul "*Going Deeper with Convolutions*". Model *Inception-V3* telah menjalani proses pelatihan menggunakan

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

data dari dataset *ImageNet* dan memiliki kemampuan untuk mengenali berbagai 1000 kelas yang terdapat dalam *ImageNet* dengan tingkat akurasi yang minimal mencapai 3,5%, serta tingkat kesalahan yang paling tinggi mencapai 17,3% [20].



Gambar 2.1 Arsitektur *Inception-V3*

Ilustrasi pada gambar 4 mengilustrasikan struktur *Inception V3* 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 28%. Modul B mengadopsi metode *Factorization into Asymmetric Convolutions* yang diatur 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

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

menggunakan teknik *Factorization into Asymmetric Convolutions*, namun diatur dan di jalankan secara paralel, menghasilkan *output* dengan dimensi yang lebih kecil. Dalam struktur *Inception-V3*, 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.

2.1.8 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 [21].

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

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

dari *machine learning* adalah pembelajaran induktif, karena kode dari mesin mencoba menyimpulkan struktur dari data saja [22].

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

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

tindakan. *Reinforcement learning* adalah jenis dari *machine learning* yang berinteraksi dengan lingkungan untuk belajar kombinasi yang paling menghasilkan hasil yang menguntungkan.

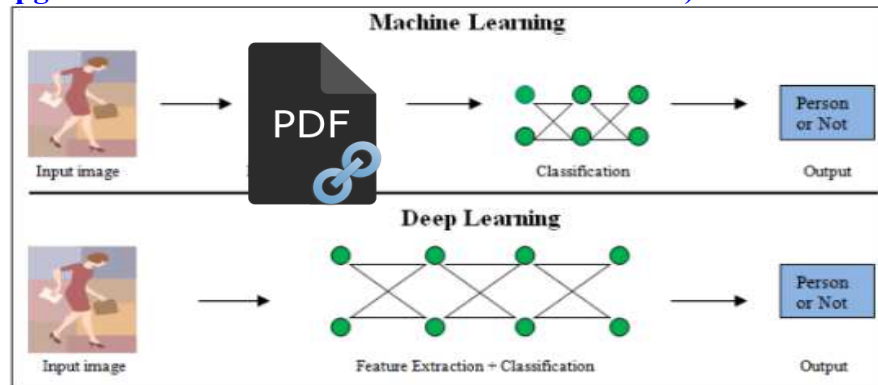


2.1.9 Deep Learning

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 [23].

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 [24]. Gambar adalah ilustrasi perbedaan *Machine Learning* dan *Deep Learning*.

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



Gambar 2.2 Perbedaan *Machine Learning* dan *Deep Learning*

Deep learning terdiri atas:

2.1.9.1 *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. *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*) ditambahkan ke jaringan saraf *single-layer*, maka akan menghasilkan jaringan saraf *multi-layer*. Oleh

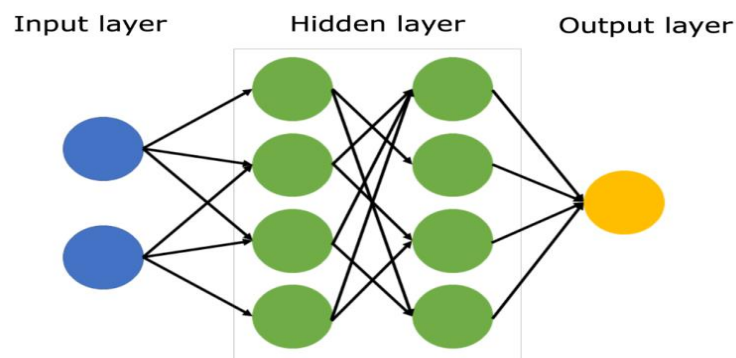
Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

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 2.3 Neural Network

2.1.9.2 Fungsi Aktivasi

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

a. Softmax

Fungsi *Softmax* adalah fungsi eksponensial yang dinormalisasi untuk mengubah vektor asli D-dimensi dengan nilai riil yang berubah-ubah menjadi vektor probabilitas D-dimensi dengan nilai riil dalam kisaran [0,1].

Protected by PDF Anti-Copy Free

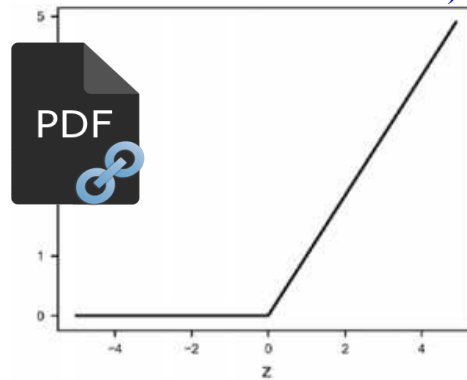
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Fungsi *Softmax* biasanya diterapkan ke bidang pembelajaran mesin, seperti operasi logistik, jaringan saraf tiruan, pembelajaran, dan lain-lain. 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)



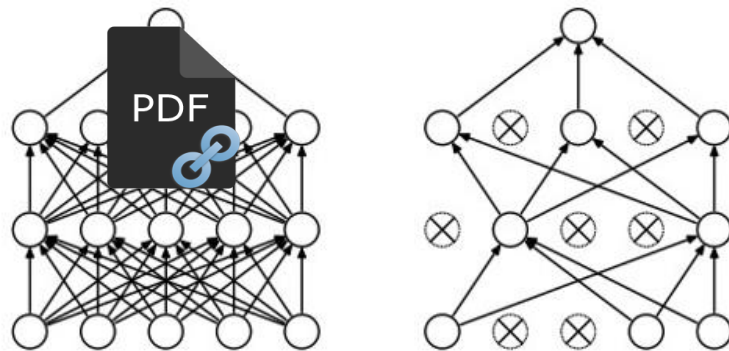
Gambar 2.4 Fungsi Aktivasi ReLU

2.1.9.3 *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 2.5 Setelah dilakukan *Dropout*

2.1.9.4 *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.

2.1.9.5 *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:

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

- a) Perhitungan *feed-forward*
- b) *Backpropagation* lapisan *output*
- c) *Backpropagation* lapisan tersembunyi (*hidden*)
- d) Pembaruan bobot (*weight*)

2.1.10 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 [25]. 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 [26].

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Tabel 2.1 Confusion Matrix

Aktual	Prediksi	
	+	-
+	True positives (A)	False negatives (B)
-	False positives (C)	True negatives (D)

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:

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

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.

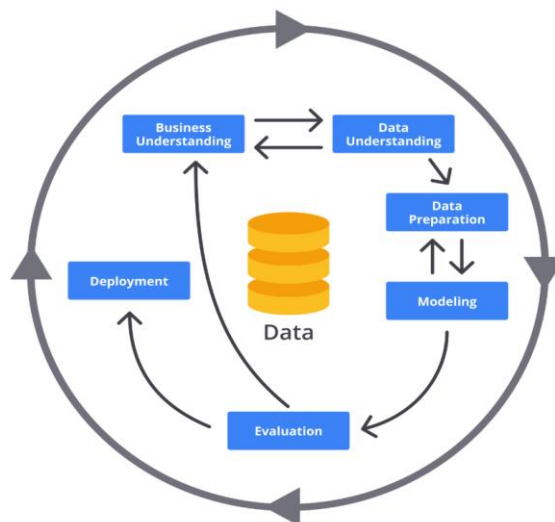
F1-Score merupakan perbandingan rata-rata presisi dan *recall*

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

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

2.1.11 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 [27]. Terdapat enam fase dalam CRISP-DM ini yakni dijelaskan pada gambar berikut:



Gambar 2.6 Tahapan CRISP-DM

Berikut tahapan-tahapan dalam framework ini antara lain:

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

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

Dapatkan perspektif yang jelas tentang masalah yang ingin kita selesaikan dan 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.
- 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.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

- b) Pilih kasus dan variabel yang akan dianalisis, sesuai dengan analisis yang dilakukan.
- c) Lakukan  pada variabel jika diperlukan.
- d) Siapkan data awal sehingga siap untuk perangkat permodelan atau data *transformation*.

4. Fase Pemodelan (*Modelling Phase*)

- a) Pilih dan aplikasikan teknik permodelan 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*)

- 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*.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

6. Deployment

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

2.2 Penelitian Relevan

Pada subbab penelitian ini, penulis menyajikan penelitian-penelitian yang berhubungan dengan sistem 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 Penelitian Relevan

No	Peneliti / tahun	Judul	Metode	Hasil
1	Andi Nurdin, Dkk, 2024 [28]	Klasifikasi Penyakit Daun Tomat Dengan Metode <i>Convolutional Neural Network</i> Menggunakan Arsitektur <i>Inception-V3</i>	<i>Inception-V3</i>	Penelitian ini menggunakan model pembelajaran <i>transfer learning Inception-V3</i> dan prapemrosesan citra serta augmentasi data. Pengujian dilakukan dengan berbagai macam <i>optimizer</i> (Adam, SGD, RMS Prop) untuk mencari model terbaik. Pengujian dilakukan dengan menggunakan <i>confusion matrix</i> untuk mengetahui tingkat akurasi yang dihasilkan oleh model CNN. Hasil pengujian menunjukkan akurasi sebesar 93.8% dengan model optimal menggunakan <i>optimizer Adam</i> .

Protected by PDF Anti-Copy Free

- (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)
- 2 Andrian Herbert Parsaoran Sitohang, dkk, 2024 [29]
- Klasifikasi Jenis Penyakit Pada Tumbuhan Stroberi Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network* Arsitektur *Inception-V3*
- 
- Inception-V3*
- Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan model klasifikasi penyakit pada daun stroberi dengan metode *Convolutional Neural Network* menggunakan arsitektur *Inception-V3*. Proses penelitian yang dibutuhkan dalam pengembangan model melibatkan pengumpulan dataset gambar daun stroberi yang terdiri dari kategori sehat dan penyakit *leaf scorch*. Model CNN dilatih dan diuji dengan menggunakan dataset gambar daun tersebut untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan jenis penyakit dengan tingkat akurasi yang tinggi. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa model CNN dengan arsitektur *Inception-V3* berhasil mencapai akurasi klasifikasi sebesar 99%, menandakan keandalan model dalam mendeteksi penyakit pada daun stroberi.
- 3 Okka Hermawan Yulianto dkk, 2024 [30]
- Klasifikasi Jenis Jamur Menggunakan Metode *Neural Network* Dengan Fitur *Inception-V3*
- Inception-V3*
- Pada penelitian ini, peneliti menggunakan metode *Neural Network* dan *Deep Learning Inception-V3* sebagai proses ekstraksi fitur pada citra untuk mengklasifikasikan

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



citra jamur berdasarkan *genus* dengan aplikasi *Orange Data Mining*. Terdapat 9 *genus* jamur yang digunakan pada penelitian ini, yaitu *Agaricus*, *Amanita*, *Boletus*, *Cortinarius*, *Entoloma*, *Hygrocybe*, *Lactarius*, *Russula*, dan *Suillus*. Total dataset yang digunakan adalah 2.700, dengan 300 gambar untuk setiap *genus*.

Pengujian menggunakan metode *cross-validation* yang diaplikasikan pada *confusion matrix* untuk mendapatkan nilai *precision*, *recall*, *F1-score*, dan akurasi. Pada penelitian ini didapatkan hasil klasifikasi akhir dengan akurasi sebesar 82.5% dan *genus* jamur *Boletus* mendapatkan hasil terbaik dengan akurasi sebesar 98.9%

- | | | | | |
|---|----------------------------|---|---------------------|---|
| 4 | Nurul Huda, dkk, 2023 [31] | Analisis Performa <i>Inception-V3 Convolutional Network</i> Pada Klasifikasi Varietas Daun <i>Grapevine</i> | <i>Inception-V3</i> | <p>Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan 5 jenis daun <i>Grapevine</i> menggunakan arsitektur <i>Inception-V3</i> yang merupakan salah satu arsitektur <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN). Dataset yang digunakan adalah dataset publik yang terdiri dari 500 gambar, dimana untuk masing-masing kelas terdiri dari 100 gambar</p> |
|---|----------------------------|---|---------------------|---|

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



yaitu Ak (100), Ala Idris (100), Buzgulu (100), Dimnit (100), Nazli (100). Tahapan pertama dari penelitian ini dengan cara membagi dataset menjadi data *training* dan data *testing*. Prosentase data *training* sebesar 80% (400 gambar) dan data *testing* 20% (100 gambar). Tahapan selanjutnya dengan melakukan *preprocessing* gambar, dimulai dengan augmentasi gambar kemudian merubah ukuran gambar menjadi 300x300 pixel. Hasil dari *preprocessing* gambar inilah yang digunakan untuk uji coba model. Jika peneliti sebelumnya mengusulkan model berbasis *Densenet-30* dan menghasilkan akurasi 98%, penelitian ini dengan menggunakan model *Inception-V3 Convolutional Network* berhasil mencapai akurasi sebesar 99.5% Pada Jurnal ini mengusulkan *Inception-V3* sebagai arsitektur CNN. *Inception-V3* adalah arsitektur CNN yang dikemukakan oleh *Google* yang bisa melatih data sampai

- 5 Fauzan Cahyadi, dkk, 2024 [32] Deteksi Penyakit Tanaman Paprika, Tomat, dan Kentang dengan menggunakan *Inception-V3* *Inception-V3*

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



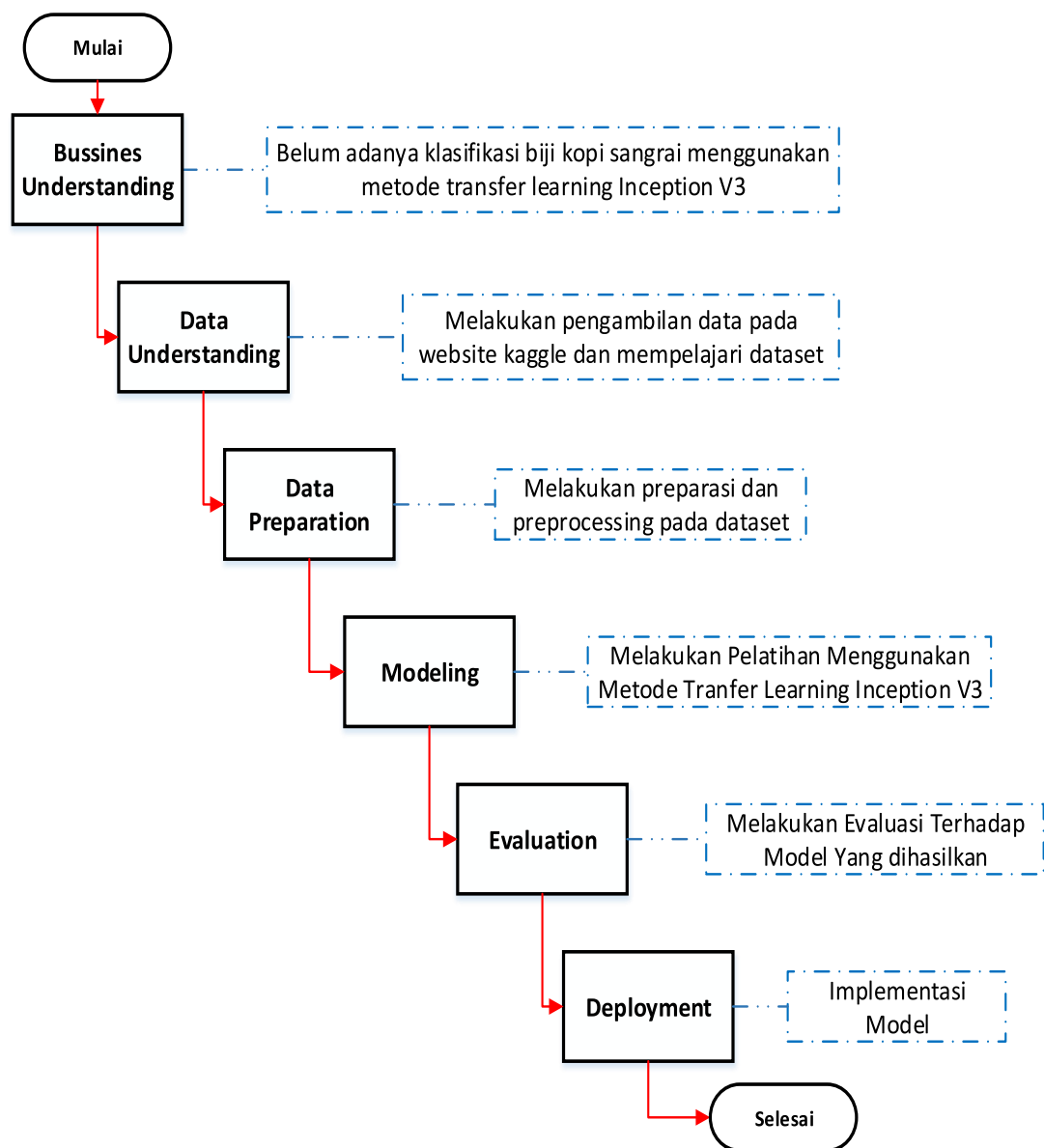
1000 kelas dan lebih dari 1.4 juta citra. Dataset yang digunakan pada penelitian ini bersumber dari *kaggle.com* dan *PlantVillage*. Dataset berisi 10800 citra daun dengan format *.jpeg*. Pengklasifikasi pada citra dibagi menjadi 9 kelas yaitu 2 kelas pada paprika, 3 kelas pada kentang, dan 4 kelas pada 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

(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 10 berikut menyajikan kerangka berfikir yang menjadi acuan dalam metodologi penelitian.



Gambar 2.7 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 :

3.2.1 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)

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

3.3.1 *Bussines Understanding*

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





3.3.2 *Data Understanding*

Dataset diambil pada *website* penyedia dataset *public* yaitu *kaggle*, dataset berjumlah 1600 data gambar yang terdiri dari 4 (Empat) antara lain: *Green*, *Light*, *Medium*, dan *Dark*.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Tabel 3.1 Sampel Data

No	Nama Class	Sampel Data	Data Train	Data Val	Data Test
1	<i>Green</i>		240	60	100
2	<i>Light</i>		240	60	100
3	<i>Medium</i>		240	60	100
4	<i>Dark</i>		240	60	100
Total			960	240	400

Protected by PDF Anti-Copy Free

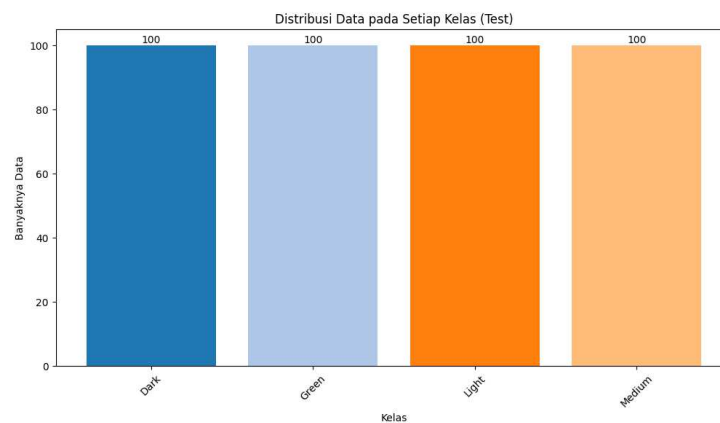
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

3.3.3 Data Preparation

Data preparation adalah tahapan setelah *data understanding* dimana tahapan ini bertujuan untuk memahami karakteristik data yang telah dikumpulkan. Dataset yang dikumpulkan berjumlah 1600 data data gambar dengan format PNG (*Portable Network Graphics*). Berikut ini distribusi kelas dalam dataset biji kopi diteliti adalah sebagai berikut:

a) Distribusi data *test*

Distribusi data *test* didalam dataset biji kopi ini dapat dilihat pada gambar 8 berikut ini.



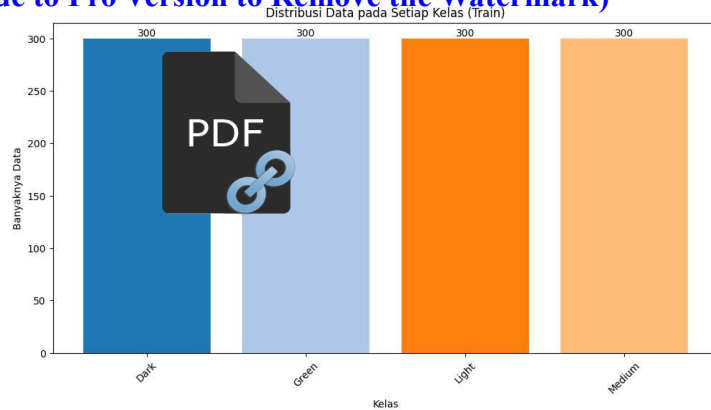
Gambar 3.1 Distribusi Data *Test*

Pada grafik yang disajikan pada gambar 8 menunjukkan bahwa distribusi data uji pada setiap kelas menunjukkan jumlah yang seimbang, yaitu masing-masing kelas (*dark*, *green*, *light*, dan *medium*) memiliki 100 sampel gambar.

b) Distribusi data *train* didalam dataset biji kopi ini dapat dilihat pada gambar 9 berikut ini.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



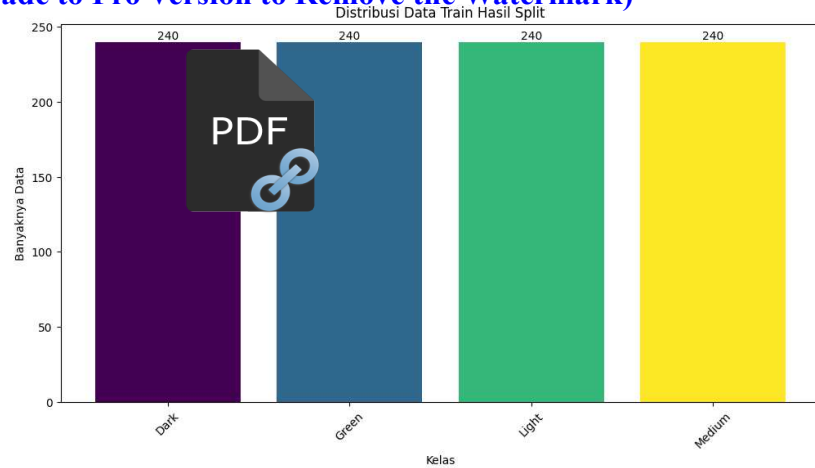
Gambar 3.2 Distribusi Data *Train*

Pada grafik yang disajikan Distribusi data pada data *train* (pelatihan) terlihat seimbang, dengan masing-masing kelas (*Dark*, *Green*, *Light*, dan *Medium*) memiliki 300 sampel. Keseimbangan ini penting untuk memastikan bahwa model dapat mempelajari pola dari setiap kelas secara proporsional tanpa bias terhadap salah satu kategori.

Selanjutnya dari data *train* ini akan dibagi lagi menjadi data *train* dan data *validation*, sebagai pencegah dari *overfitting*, untuk pembagiannya yaitu memakai 80:20 yaitu 80% untuk data *train* dan 20% untuk data *validation*. Berikut ini adalah distribusi pembagian data *train* dan data *validation* dapat dilihat pada gambar 10 dan 11.

Protected by PDF Anti-Copy Free

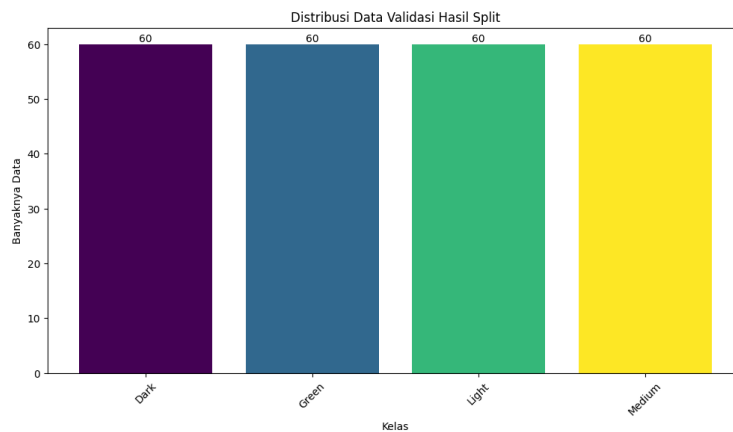
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



Gambar 3.3 Distribusi Data *Train* Hasil *Split*

Distribusi data pada set pelatihan setelah proses *split* tetap seimbang, dengan setiap kelas (*Dark*, *Green*, *Light*, dan *Medium*) memiliki jumlah yang sama, yaitu 240 sampel. Keseimbangan ini menunjukkan bahwa proses *split* dilakukan dengan baik, tanpa mengurangi proporsi data di masing-masing kelas.

Berikut ini adalah data *validation* (validasi) hasil *split* dari data *train* yang pertama, untuk lebih jelas dapat dilihat pada gambar 11.



Gambar 3.4 Distribusi Data *Validation* Hasil *Split*

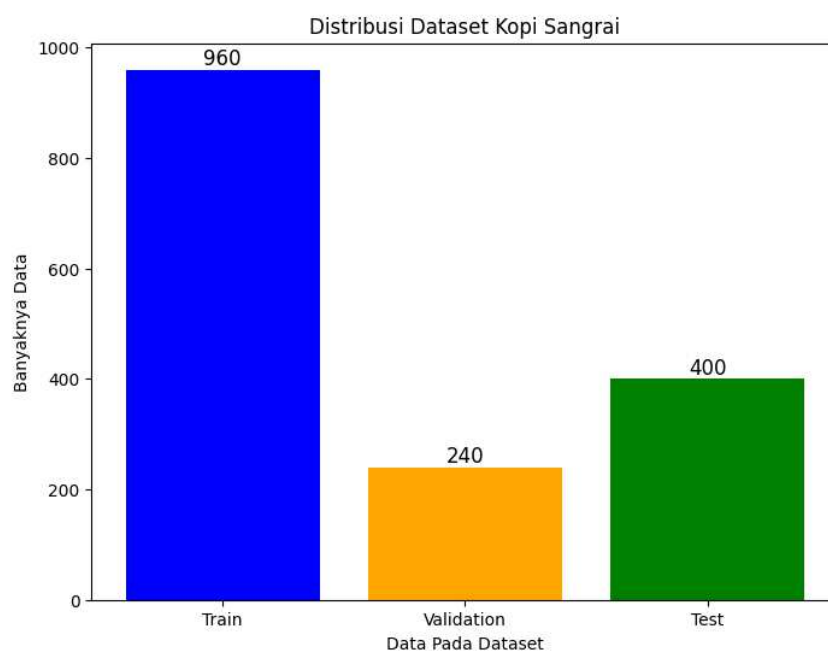
Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Distribusi data pada set validasi hasil *split* menunjukkan jumlah yang sama untuk setiap kelas (*Dark*, *Green*, *Light*, dan *Medium*), yaitu sampel per kelas. Keseimbangan ini memastikan bahwa proses validasi dapat memberikan evaluasi yang adil terhadap performa model untuk setiap kategori. Dengan proporsi yang merata, model tidak akan cenderung bias terhadap kelas tertentu selama evaluasi, sehingga hasil validasi dapat lebih dipercaya dalam merefleksikan kemampuan generalisasi model.

c) Distribusi data *train*, data validasi dan data *test*.

Selanjutnya dataset tersebut akan dilakukan *split* (pembagian) data, yang terbagi atas data *train* dan data *test*, untuk lebih jelas dapat dilihat pada gambar 12.



Gambar 3.5 Distribusi Data *Train*, Validasi dan *Test*

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Grafik batang di atas menunjukkan distribusi total data yang digunakan untuk proses pelatihan (*training*) dan pengujian (*testing*) dalam uji kopi hasil sangrai. 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 untuk belajar pola dalam data tanpa terlalu sedikit menyisakan data untuk evaluasi performa.

Proses *preprocessing* yang dilakukan antara lain *resizing*, *rescaling*, dan teknik augmentasi seperti *horizontal flip*, *rotation range*, dan *validation split*.

3.3.4 Modeling

Modelling adalah tahap pengembangan model meliputi pemilihan algoritma dan *training* data dan menerapkan CNN

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

(*Convolution Neural Network*) metode *transfer learning* dengan

arsitektur *Incept*



3.3.5 Evaluation

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

3.3.6 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

3.4.1 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 Penelitian

No	Jenis Kegiatan	Waktu Kegiatan															
		Maret 2024				April 2024				Mei 2025				Juni 2025			
		4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3
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																

3.4.2 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

3.5.1 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) *Googlo Colab*

d) *Python*

2) *Hardware*



Alat yang digunakan dalam penelitian ini berupa perangkat

keras (*Hardware*) yaitu sebagai berikut :

1. Laptop *Lenovo Ideapad 110*
2. Printer *Canon IP 2770*
3. *Flashdisk Toshiba 32 GB*

3.5.2 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

3.6.1 Analisis Kebutuhan Sistem

Analisis kebutuhan meliputi pengumpulan data citra diambil pada *website* penyedia dataset *public* yaitu *kaggle*, dataset berjumlah 1600 data gambar yang terdiri dari 4 (Empat) antara lain: *Green, Light, Medium, dan Dark*.

3.6.2 Analisis Desain Sistem

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

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

- 1) Model yang dibuat merupakan model CNN dengan arsitektur *Inception-V3* yang mengalami *overfitting*, 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 3.3 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>

Penjelasan *Confusion Matrix* diatas:

- 1) *True Positive*, data-data yang memiliki kelas positif, dan model juga memprediksi benar positif.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

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


$$\frac{TP}{FN + TP}$$

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 menggunakan persamaan berikut:



$$f1\text{-score} = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

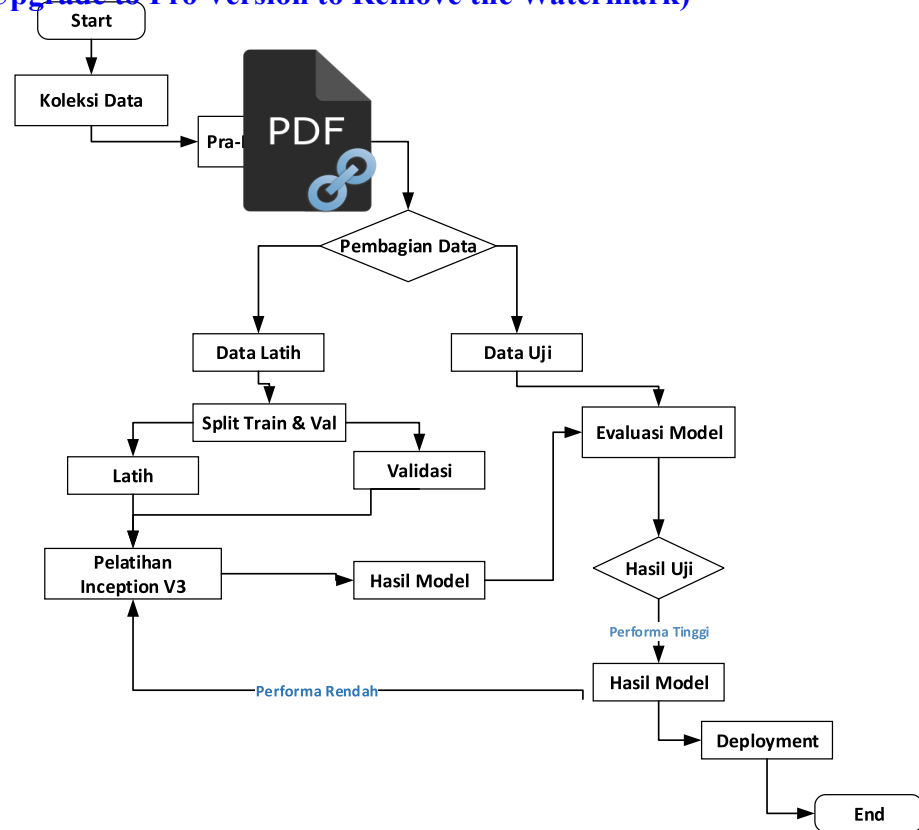
3.8 Rancangan Sistem

Berikut ini rancangan dari klasifikasi biji kopi hasil sangrai 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*, dan teknik augmentasi data, kemudian dilakukan *split* data (permbagian data) dari keseluruhan dataset menjadi data *train*, dan data *test*, kemudian dilakukan pembagian data lagi pada data latih menjadi data latih dan data validasi. Jumlah data yang digunakan untuk pelatihan adalah 960, data validasi 240, dan untuk pengujian sebanyak 400 data. 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 bagus (akurasi tinggi) maka model tersebut akan di lakukan proses *deployment*. Untuk lebih jelas dapat dilihat pada gambar 13.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



Gambar 1. Rancangan Sistem

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

1) *Data Collection*

Melakukan pengambilan dataset biji kopi sangrai pada *website kaggle*.



2) *Pre-processing*

Sebelum melatih model, kami melakukan pra-pemrosesan data untuk memastikan konsistensi dan kualitas dataset. Adapun tahapan-tahapan *pre-processing* yang dilakukan adalah *rescaling*, *augmentasi*, dan *resizing*.

3) *Split Data*

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Langkah selanjutnya melakukan pembagian data pada dataset yaitu data latih dan data  selanjutnya data latih tersebut displit kembali menjadi data uji dan  data.

4) Arsitektur *Inception-V3*

Arsitektur *Inception-V3* digunakan untuk pengelompokan jenis biji kopi hasil sangrai. 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 biji kopi sangrai, 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*.



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 Agroteknologi.

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, model pelatihan yang dirancang menggunakan pendekatan *transfer learning* berbasis arsitektur *Inception-V3* 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,

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

seperti *GlobalAveragePooling2D* untuk mereduksi dimensi fitur, dua lapisan *dense* masing-masing dengan 512 *neuron* dan fungsi aktivasi ReLU untuk menangkap representasi fitur yang lebih kompleks, serta lapisan keluaran dengan fungsi aktivasi *softmax* untuk menghasilkan probabilitas klasifikasi multikelas. Sebagian besar lapisan dalam *Inception-V3* 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

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

yang baik dan penyesuaian *learning rate* yang adaptif, model diharapkan mampu mencapai performansi dan generalisasi yang baik. Namun, perlu dilakukan verifikasi terhadap penyesuaian 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 Kopi Sangrai

Pada eksperimen ini, proses melatih model pembelajaran mendalam menggunakan dataset kematangan sangrai kopi selama 50 *epoch* dengan *early stopping* sehingga baru mencapai 8 *epoch* sudah berhenti dikarenakan telah mencapai akurasi tertinggi. 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 8 *epoch* dapat dilihat hasilnya pada tabel 4.1.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Tabel 4.1 Tampilan 8 *epoch* dari Hasil Pelatihan

<i>Epoch</i>	<i>Accuracy Training</i>	<i>Loss Training</i>	<i>Accuracy Validation</i>	<i>Loss Validation</i>
1	0.4794	0.83	0.8708	0.3740
2	0.8651	0.3699	0.9042	0.2583
3	0.9209	0.2340	0.9250	0.1986
4	0.9378	0.1631	0.8958	0.2338
5	0.9504	0.1449	0.9500	0.1352
6	0.9685	0.1066	0.9125	0.2005
7	0.9637	0.1231	0.9250	0.1730
8	0.9739	0.1045	0.9375	0.1599

Analisis dari hasil pelatihan model *deep learning* berbasis *Inception-V3* menunjukkan metrik kinerja model selama delapan *epoch*, 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.

Evaluasi terhadap delapan *epoch* pelatihan yang dilakukan menunjukkan dinamika kinerja model klasifikasi sangrai kopi dalam mengenali pola visual pada data citra. Hasil pengamatan terhadap metrik akurasi dan *loss* pada data pelatihan dan validasi memberikan pemahaman mendalam mengenai proses pembelajaran dan potensi generalisasi model.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Pada *epoch* pertama, model masih dalam tahap awal pembelajaran.

Nilai akurasi pelatihan yang rendah (47,94%) menunjukkan bahwa model belum memahami pola data pelatihan secara optimal. Namun menariknya, akurasi validasi cukup tinggi (87,08%), yang bisa disebabkan oleh faktor kebetulan atau kesesuaian sementara antara bobot awal dan data validasi. *Loss* pelatihan yang sangat tinggi (1,5683) menunjukkan ketidaksesuaian antara prediksi dan target sebenarnya, dan *validation loss* (0,3740) yang lebih rendah dibanding *training loss* masih termasuk wajar dalam tahap awal pelatihan karena model belum mampu menangkap kompleksitas data sepenuhnya.

Di *epoch* kedua, terjadi lonjakan besar dalam akurasi pelatihan menjadi 86,51%, menunjukkan bahwa model mulai belajar dengan baik dari data. Akurasi validasi juga meningkat ke 90,42%, menandakan model mampu menggeneralisasi pola data pelatihan ke data baru. Penurunan signifikan pada *training loss* dan *validation loss* (masing-masing ke 0,3699 dan 0,2583) menunjukkan bahwa model semakin mampu meminimalkan kesalahan prediksinya, baik pada data pelatihan maupun data validasi. Ini merupakan tanda awal bahwa model mulai *konvergen*.

Pada *epoch* ketiga, model menunjukkan performa yang semakin membaik. Akurasi pelatihan dan validasi sama-sama meningkat ke atas 92%, menandakan model berhasil belajar pola data dengan lebih stabil. Penurunan *loss training* ke 0,2699 dan *loss validasi* ke 0,1986 memperlihatkan bahwa prediksi model menjadi lebih akurat dan konsisten.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Hal ini menandakan bahwa model mulai mendekati kondisi optimal, dan belum menunjukkan tanda-tanda *overfitting* karena akurasi validasi tetap naik serta selisih *loss* tidak terlalu besar.

Pada *epoch* keempat pelatihan, model mencapai akurasi pelatihan sebesar 93,78% dengan nilai *loss* sebesar 0,1631. Sementara itu, akurasi validasi tercatat sebesar 89,58% dan *validation loss* mencapai 0,2338. Nilai ini menggambarkan bahwa model telah mulai mengenali struktur data meskipun masih dalam tahap awal konvergensi. *validation loss* yang lebih tinggi dibanding *training loss* merupakan kondisi yang umum terjadi pada *epoch* awal, karena model belum memiliki kemampuan generalisasi yang kuat.

Epoch kelima menjadi titik kinerja terbaik dari seluruh proses pelatihan. Akurasi pelatihan meningkat menjadi 95,04% dan *training loss* menurun ke 0,1449. Lebih signifikan lagi, akurasi validasi mencapai puncaknya pada 95,00% dengan *validation loss* terendah sebesar 0,1352. Hal ini menunjukkan bahwa model tidak hanya memahami data pelatihan dengan baik, tetapi juga mampu melakukan generalisasi secara optimal terhadap data validasi. Ini menandakan bahwa parameter model pada *epoch* ini berada pada titik keseimbangan terbaik antara *underfitting* dan *overfitting*.

Memasuki *epoch* keenam, akurasi pelatihan meningkat drastis menjadi 96,85% dan *training loss* menurun ke 0,1066. Namun, akurasi validasi justru menurun menjadi 91,25% disertai peningkatan *validation loss* ke

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

0,2005. Penurunan ini mengindikasikan bahwa model mulai menunjukkan gejala *overfitting*, yaitu kondisi di mana model terlalu menyesuaikan diri terhadap data pelatihan dengan mengorbankan sebagian kemampuan generalisasi. Meskipun penurunan performa validasi tidak ekstrem, tren ini harus diwaspadai.

Pada *epoch* ketujuh, model mempertahankan akurasi pelatihan yang tinggi sebesar 96,37% dengan sedikit peningkatan *training loss* menjadi 0,1231. Sementara itu, akurasi validasi naik kembali ke angka 92,50%, tetapi nilai *validation loss* hanya menurun sedikit ke 0,1730. Ini menunjukkan adanya sedikit pemulihan performa validasi, namun belum sepenuhnya kembali ke performa optimal seperti pada *epoch* kedua. *Validation loss* yang masih relatif tinggi menandakan bahwa model belum sepenuhnya mengatasi kecenderungan *overfitting*.

Epoch terakhir memperlihatkan akurasi pelatihan tertinggi yakni 97,39% dengan *training loss* sebesar 0,1045. Namun, akurasi validasi tercatat sebesar 93,75% dengan *validation loss* 0,1599. Meskipun akurasi validasi tetap berada dalam kisaran tinggi, selisih *loss* antara data pelatihan dan validasi masih signifikan. Hal ini memperkuat indikasi bahwa model cenderung mengalami *overfitting* ringan pada tahap akhir pelatihan.

Berdasarkan delapan *epoch* yang diamati selama proses pelatihan, model menunjukkan pola pembelajaran yang progresif dan stabil pada tahap awal. Pada *epoch* 1 hingga 3, terjadi peningkatan akurasi pelatihan dan validasi yang signifikan, disertai penurunan nilai *loss* yang konsisten,

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

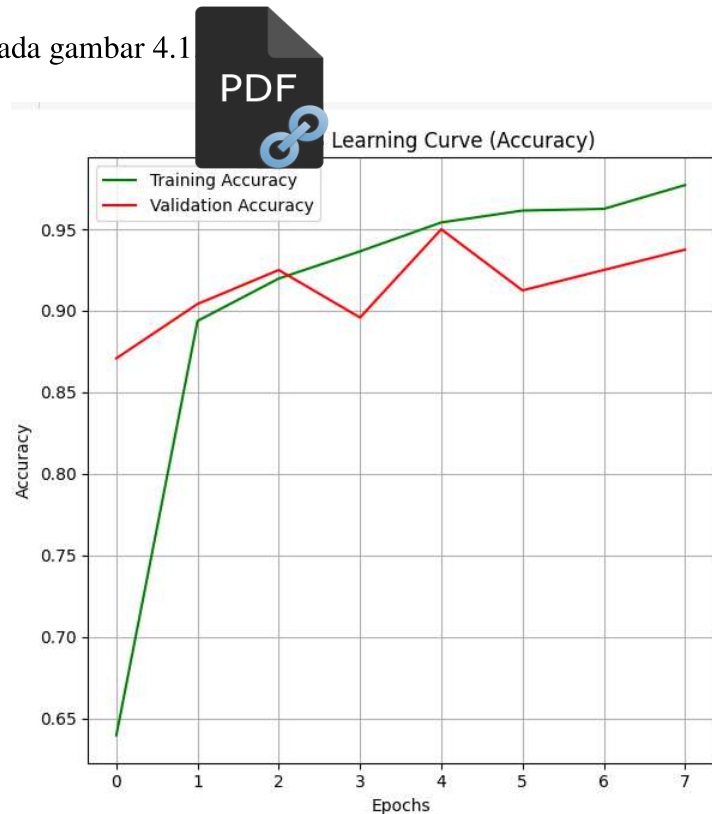
menandakan bahwa model mulai mengenali pola dalam data secara efektif dan belum menunjukkan *overfitting*. Puncak kinerja model tercapai pada *epoch* ke-5, dengan akurasi pelatihan sebesar 95,04% dan akurasi validasi mencapai nilai tertinggi yaitu 95,00%, serta nilai *validation loss* terendah sebesar 0,1352. Kondisi ini menunjukkan bahwa model berada dalam titik keseimbangan terbaik antara kemampuan belajar dari data pelatihan dan kemampuan generalisasi terhadap data validasi. Namun, setelah melewati *epoch* kelima, performa validasi tidak lagi meningkat dan bahkan mengalami sedikit penurunan, sementara akurasi pelatihan terus naik. Hal ini mengindikasikan munculnya gejala *overfitting* ringan, di mana model terlalu menyesuaikan diri terhadap data pelatihan. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa model telah mencapai kondisi *konvergen* secara optimal pada *epoch* ke-5, dan pelatihan lebih lanjut justru meningkatkan risiko *overfitting* tanpa memberikan peningkatan performa yang berarti pada data validasi.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Dari hasil pelatihan tersebut didapat grafik akurasi pelatihan yang

terdapat pada gambar 4.1



Gambar 4.1 Hasil Akurasi pelatihan

Hasil pelatihan menunjukkan perubahan akurasi model pada data pelatihan dan validasi selama 8 *epoch*. Akurasi merupakan *metrik* evaluasi yang menggambarkan persentase prediksi model yang sesuai dengan target sebenarnya. Pada data pelatihan, kurva akurasi (ditandai dengan garis biru) memperlihatkan peningkatan signifikan hingga mendekati 100% setelah beberapa *epoch* awal. Akurasi ini kemudian cenderung stabil dengan sedikit fluktuasi kecil dari *epoch* ke-2 hingga ke-8, 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

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

pada *epoch-epoch* awal, mulai dari pertengahan pelatihan hingga akhir, kurva ini menunjukkan akurasi 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.

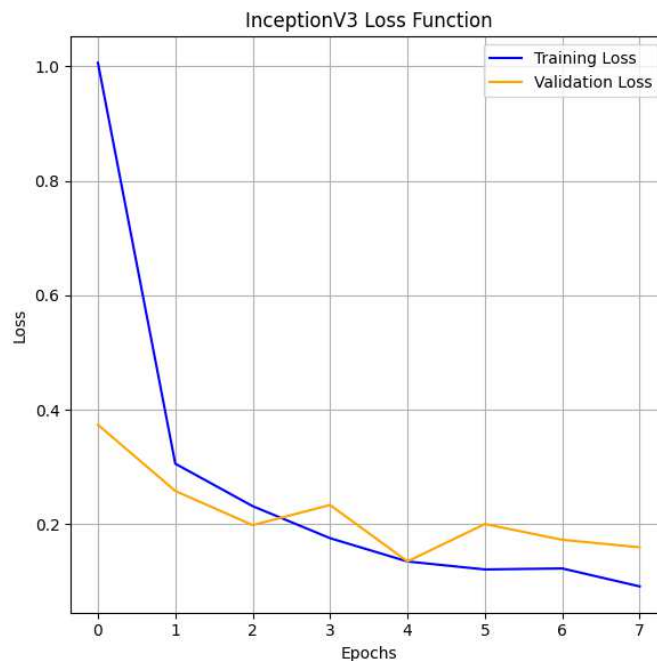
Untuk mengatasi masalah ini, beberapa strategi dapat diimplementasikan, seperti menambahkan regularisasi (*dropout* atau *L2-regularization*), menerapkan augmentasi data untuk memperluas variasi dataset pelatihan, atau menggunakan teknik *early stopping* untuk menghentikan pelatihan pada titik optimal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

Grafik akurasi pada proses pelatihan *Inception-V3* menunjukkan adanya selisih dan fluktuasi antara akurasi pelatihan dan validasi, yang mencerminkan dinamika pembelajaran model selama delapan *epoch*. Karena akurasi pelatihan mengalami peningkatan yang konsisten hingga mendekati nilai maksimal, menandakan bahwa model mampu mengenali dan menyesuaikan diri terhadap pola dalam data pelatihan dengan sangat

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)
 baik. Namun, akurasi pada data validasi justru menunjukkan pola yang tidak stabil, dengan kenaikan pada *epoch* awal diikuti oleh fluktuasi naik-turun pada *epoch-epoch* selanjutnya.

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



Gambar 4.2 Hasil Kesalahan Pelatihan

Dari Gambar 4.2 menampilkan kurva fungsi *loss* dari model *Inception-V3* selama proses pelatihan selama delapan *epoch*. Kurva ini memberikan informasi penting mengenai kestabilan dan konvergensi model, serta indikasi terhadap potensi *overfitting* atau *underfitting*.

Pada awal pelatihan (*epoch* ke-0), nilai *loss* pelatihan masih sangat tinggi, yaitu sekitar 1.0. Nilai ini menurun drastis pada *epoch* berikutnya, menunjukkan bahwa model dengan cepat belajar dari data latih. Sampai *epoch* ke-4, terjadi penurunan *loss* yang konsisten baik pada data pelatihan

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

maupun validasi. Hal ini menunjukkan bahwa model belum mengalami *overfitting* pada tahap awal pelatihan, karena performa pada data validasi juga meningkat seiring dengan pelatihan.

Namun, mulai dari *epoch* ke-3 hingga ke-6, *kurva loss* validasi menunjukkan sedikit fluktuasi, khususnya pada *epoch* ke-3 dan ke-5, di mana nilai *loss* validasi meningkat meskipun *loss* pelatihan tetap menurun. Fenomena ini merupakan indikasi awal terjadinya *overfitting* ringan, di mana model mulai terlalu menyesuaikan diri dengan data pelatihan, dan performanya terhadap data yang belum pernah dilihat menjadi kurang stabil. Meskipun demikian, fluktuasi ini masih dalam batas wajar, dan tidak menunjukkan lonjakan tajam yang menandakan *overfitting* berat.

Secara keseluruhan, tren penurunan *loss* hingga akhir pelatihan tetap terjaga, dengan *loss* pelatihan mencapai nilai mendekati 0.1 dan *loss* validasi bertahan di sekitar 0.17 pada *epoch* ke-7. Stabilitas ini menunjukkan bahwa proses pelatihan berlangsung efektif, dan model mampu mencapai konvergensi dengan baik. Hasil ini mengindikasikan bahwa *Inception-V3* adalah arsitektur yang cukup andal untuk klasifikasi visual pada citra sangrai kopi, meskipun pemantauan terhadap fluktuasi *loss* validasi tetap diperlukan.

Grafik *loss* yang ditampilkan pada Gambar 4.2 memperlihatkan adanya selisih angka dan fluktuasi naik-turun antara *loss* pelatihan dan *loss* validasi selama delapan *epoch* pelatihan model *Inception-V3*. Selisih ini terjadi karena model terus belajar dari data pelatihan secara intensif,

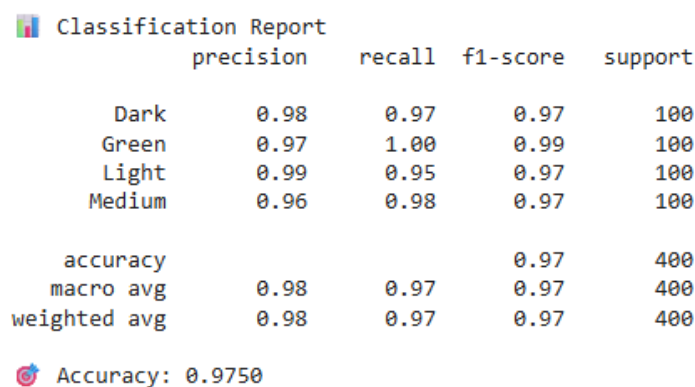
Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

sehingga nilai *loss* pada data pelatihan mengalami penurunan tajam dan konsisten. Sementara data validasi digunakan untuk menguji kemampuan generalisasi terhadap data yang belum pernah dilihat, sehingga *loss* validasi cenderung lebih fluktuatif.

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.



```

Classification Report
precision    recall  f1-score   support

   Dark      0.98    0.97    0.97     100
   Green      0.97    1.00    0.99     100
   Light      0.99    0.95    0.97     100
   Medium     0.96    0.98    0.97     100

 accuracy          0.97     400
 macro avg         0.98    0.97    0.97     400
 weighted avg      0.98    0.97    0.97     400

Accuracy: 0.9750

```

Gambar 4.3 Hasil Evaluasi Model

Berdasarkan Gambar 4.3, Hasil evaluasi performa klasifikasi menggunakan arsitektur *Inception-V3*, diperoleh nilai akurasi keseluruhan sebesar 97,50%. Nilai ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang sangat baik dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasikan tingkat sangrai kopi ke dalam empat kelas, yaitu *Dark*, *Green*, *Light*, dan *Medium*. Metrik evaluasi lainnya seperti *precision*, *recall*, dan *F1-score* juga menunjukkan nilai yang tinggi dan merata pada masing-masing kelas. *Precision* tertinggi dicapai oleh kelas *Light* sebesar 0,99, menunjukkan bahwa hampir seluruh prediksi terhadap kelas ini benar. Sementara itu, *recall* tertinggi diperoleh oleh kelas *Green* sebesar 1,00, yang berarti

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

seluruh sampel kelas *Green* berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh model. Hal ini mengindikasikan tidak ada satupun *instance* dari kelas tersebut yang terlewatkan ke kelas *Dark* dan *Medium*, nilai *precision* dan *recall* masing-masing berada di atas 0,96, menunjukkan konsistensi performa yang baik.

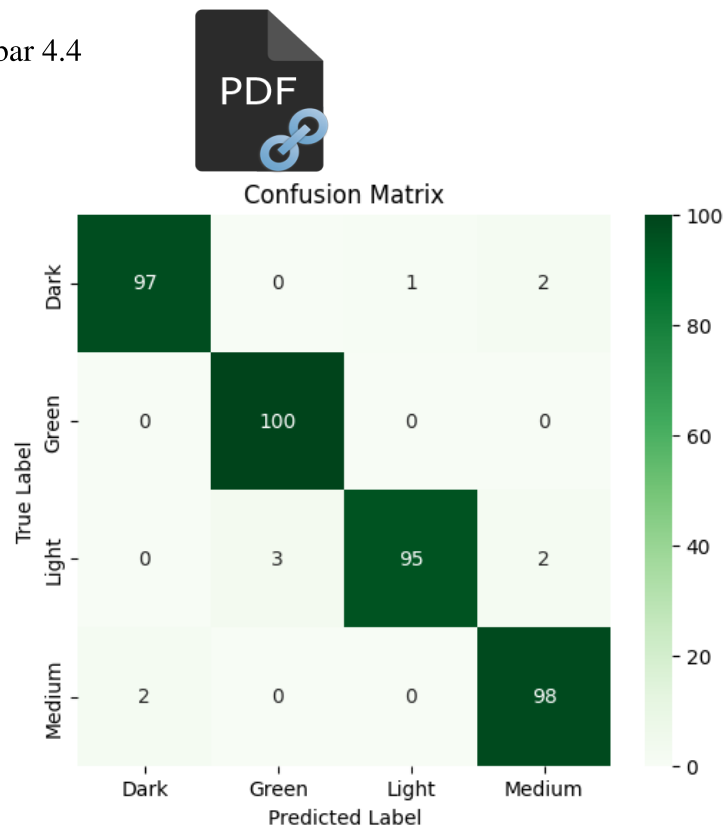
Nilai rata-rata makro (*macro average*) untuk *precision*, *recall*, dan *F1-score* masing-masing sebesar 0,98, 0,97, dan 0,97, yang mencerminkan performa model secara seimbang tanpa bias terhadap kelas tertentu. Hal ini juga didukung oleh nilai rata-rata berbobot (*weighted average*) yang identik, menandakan distribusi data antar kelas yang seimbang. Secara keseluruhan, hasil evaluasi ini menunjukkan bahwa model mampu menangani variasi antar kelas dengan baik, serta memiliki generalisasi yang kuat terhadap data validasi. Meskipun demikian, terdapat sedikit penurunan *recall* pada kelas *Light* (0,95), yang dapat menjadi indikator perlunya peningkatan pada representasi data atau strategi augmentasi untuk kelas tersebut guna menghindari misklasifikasi pada data uji yang serupa. Dengan performa tinggi dan stabil tersebut, dapat disimpulkan bahwa model *Inception-V3* sangat layak digunakan dalam tugas klasifikasi tingkat sangrai kopi secara otomatis.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

.Evaluasi selanjutnya adalah menggunakan *confusion matrix* seperti

pada gambar 4.4



Gambar 4.4 Hasil *Confusion Matrix*

Berdasarkan Gambar 4.4 menunjukkan menunjukkan performa model *Inception-V3* dalam mengklasifikasikan empat kelas tingkat sangrai kopi, yaitu *Dark*, *Green*, *Light*, dan *Medium*. Dari matriks tersebut dapat diketahui bahwa kelas *Green* memiliki tingkat klasifikasi sempurna dengan 100 sampel terklasifikasi dengan benar, tanpa kesalahan prediksi (*true positive* = 100, *false positive/negative* = 0). Hal ini mengindikasikan bahwa fitur visual dari kelas *Green* memiliki karakteristik yang sangat khas sehingga mudah dikenali oleh model.

Sementara itu, kelas *Dark* berhasil diklasifikasikan dengan benar sebanyak 97 sampel, dengan 1 sampel yang salah diklasifikasikan sebagai

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Light dan 2 sampel sebagai *Medium*. Ini menunjukkan adanya kemiripan visual *minor* antara *Dark* dan kelas lain yang lebih terang. Untuk kelas *Light*, sebanyak 95 sampel diklasifikasikan dengan benar, namun 3 sampel salah diklasifikasikan sebagai *Green* dan 2 sampel sebagai *Medium*, yang menandakan adanya ambiguitas dalam fitur visual antara *Light* dan kelas lainnya, khususnya *Green* yang berlawanan dalam hal proses sangrai. Adapun kelas *Medium* memiliki 98 prediksi benar dan 2 sampel salah diklasifikasikan sebagai *Dark*, yang menunjukkan adanya kesamaan fitur warna atau tekstur antara keduanya.

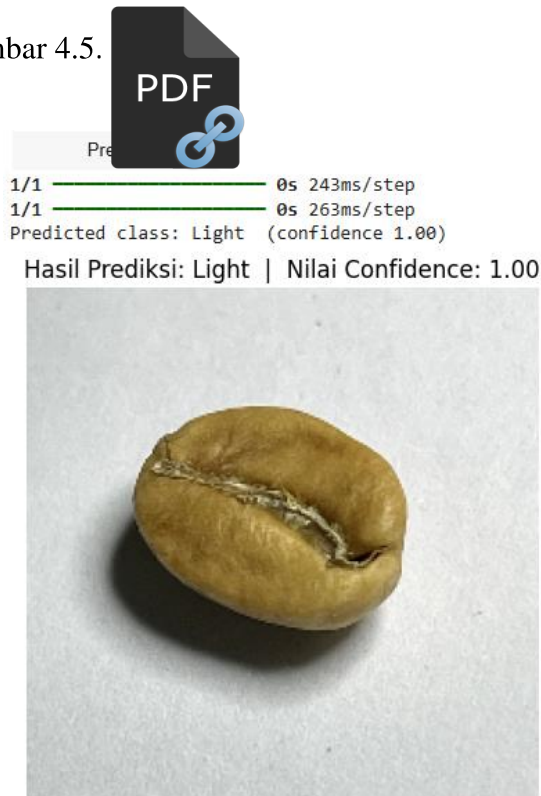
Secara keseluruhan, tingkat kesalahan antar kelas sangat rendah dan tidak menunjukkan pola misklasifikasi sistematis. Hal ini memperkuat temuan sebelumnya bahwa model *Inception-V3* memiliki performa klasifikasi yang sangat baik dan mampu mengenali pola visual dari setiap tingkat sangrai kopi secara akurat. Meski demikian, misklasifikasi kecil yang terjadi antar kelas berdekatan secara visual menunjukkan bahwa beberapa fitur dari citra kopi pada titik peralihan tingkat sangrai bisa jadi memiliki kemiripan tekstural atau spektral, yang menjadi tantangan tersendiri dalam klasifikasi berbasis citra.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Hasil pengujian dengan data gambar langsung secara individual dapat

dilihat pada Gambar 4.5.



Gambar 4.5 Hasil Prediksi

Dari Gambar 4.5 menunjukkan Hasil prediksi model *Inception-V3* terhadap citra biji kopi yang ditampilkan menunjukkan bahwa biji tersebut diklasifikasikan ke dalam kelas *Light* dengan tingkat kepercayaan (*confidence score*) sebesar 1.00 atau 100%. Angka ini mencerminkan tingkat keyakinan penuh dari model terhadap prediksi yang dihasilkan, menandakan bahwa fitur visual dari biji kopi tersebut sangat konsisten dengan karakteristik yang telah dipelajari dari kelas *Light* selama proses pelatihan. Secara visual, biji kopi pada gambar memang menunjukkan warna coklat terang khas sangrai ringan (*light roast*), di mana permukaan biji tampak kering tanpa adanya minyak yang keluar, Ciri umum dari proses

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

sangrai dengan durasi waktu yang singkat dan suhu yang lebih rendah.

Prediksi yang sangat akurat juga mengindikasikan bahwa model telah berhasil mengenali atribut seperti warna, tekstur, dan kontras permukaan biji yang menjadi indikator utama dalam membedakan tingkat sangrai. Nilai confidence yang sempurna memperkuat asumsi bahwa tidak ada ambiguitas visual dari citra ini terhadap kelas lain, seperti Medium atau Green, yang secara spektral dapat memiliki kemiripan dalam beberapa kondisi pencahayaan. Temuan ini menunjukkan bahwa model tidak hanya mampu mengklasifikasikan dengan akurasi tinggi secara agregat, tetapi juga konsisten dalam performa saat diterapkan pada data individual.



5.1 Kesimpulan

Dari hasil penelitian penulis dapat membuat kesimpulan sebagai berikut:

- a. Model dibangun untuk klasifikasi kopi hasil sangrai mencapai performa yang sangat baik. Pada fase pelatihan, model menunjukkan akurasi yang sangat tinggi sebesar 100% pada pengujian individual.
- b. Model klasifikasi kopi hasil sangrai yang dibangun 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. Untuk menambahkan metode klasifikasi lain guna membandingkan performa akurasi dan efektivitas model dalam mengklasifikasikan data secara lebih komprehensif.

Protected by PDF Anti-Copy Free


(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

- b. Penelitian selanjutnya juga dapat mengeksplorasi arsitektur deep learning lainnya seperti ResNet, Inception, atau MobileNet untuk mengetahui sejauh mana perbedaan antara ketepatan dan efisiensi model.
- c. Pengujian sistem dalam skala real-time atau implementasi berbasis aplikasi juga menjadi langkah lanjutan yang baik untuk menguji keandalan model dalam lingkungan nyata.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

DAFTAR PUSTAKA

- 
- [1] Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian and K. P. Sekretariat Jenderal, *Analisis Kinerja Perdagangan Kopi*, vol. 16, no. 1. Jakarta: Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian Kementerian Pertanian, 2023.
- [2] R. Kustiari, “Perkembangan Pasar Kopi Dunia dan Implikasinya Bagi Indonesia Market Development of World Coffee and Its Implication for Indonesia,” *Forum Am. Bar Assoc.*, no. 70, pp. 43–55, 2022, [Online]. Available: <https://www.bumn.info/info-bisnis/arabika-jadi-primadona-dunia-ptpn-tingkatkan-ekspor-ke-eropa-dan-as>.
- [3] H. M. Suud, D. A. Savitri, and S. R. Ismaya, “Perubahan Sifat Fisik Dan Cita Rasa Kopi Arabika Asal Bondowoso Pada Berbagai Tingkat Penyangraian,” *J. Agrotek Ummat*, vol. 8, no. 2, p. 70, 2021, doi: 10.31764/jau.v8i2.5238.
- [4] A. Bantu, A. Tingkat, K. Tumor, O. Irmaniar, 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>.
- [5] A. Herbert, P. Sitohang, T. I. Hermanto, and C. D. Lestari, “Klasifikasi Jenis Penyakit Pada Daun Tumbuhan Stroberi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Arsitektur InceptionV3,” *JITET (Jurnal Inform. dan Tek. Elektro Ter.*, vol. 12, no. 3, 2024.
- [6] S. M. Z. Badudu, *Efektifitas Bahasa Indonesia*,. Jakarta: Balai Pustaka, 2010.
- [7] Wahab, *Tujuan Penerapan Program*. Jakarta: Bulan Bintang, 2008.
- [8] 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.
- [9] S. Ahmad, P. Singh, and A. K. Sagar, “A Survey on Big Data Analytics,” *Proc. - IEEE 2018 Int. Conf. Adv. Comput. Commun. Control Networking*,

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

- ICACCCN 2018, vol. 4, pp. 256–260, 2018, doi: 10.1109/ICACCCN.2018.774.
- [10] Sutarsi, E. Rhosida, and A. Prana, “Penentuan tingkat sangrai kopi berdasarkan sifat fisik kopi menggunakan mesin penyangrai tipe rotari,” *Pros. Semin. Nas. APTA*, vol. 5, no. 1, pp. 306–312, 2016.
- [11] N. Ashari and D. Avianto, “Klasifikasi Penyakit Pada Daun Kopi Robusta Menggunakan Arsitektur AlexNet dan Xception dengan Metode Convolutional Neural Network,” *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 6, no. 3, pp. 1393–1402, 2024, doi: 10.47065/bits.v6i3.6109.
- [12] A. S. Ardiansyah and A. Nugroho, “Klasifikasi Penyakit Daun Kopi Dengan Arsitektur MobileNetV2,” *J. Ilmu Komput. dan Bisnis*, vol. 14, no. 1, pp. 66–73, 2023, doi: 10.47927/jikb.v14i1.622.
- [13] A. Ardiansyah and N. F. Hasan, “Deteksi dan Klasifikasi Penyakit Pada Daun Kopi Menggunakan Yolov7,” *J. Sisfokom (Sistem Inf. dan Komputer)*, vol. 12, no. 1, pp. 30–35, 2023, doi: 10.32736/sisfokom.v12i1.1545.
- [14] A. Sulistyio and S. Suhono, “Implementasi Teknologi Mesin Sangrai Biji Kopi Semi Otomatis,” *J. Teknol. Elektro*, vol. 14, no. 1, p. 8, 2023, doi: 10.22441/jte.2023.v14i1.002.
- [15] A. Thoriq, R. M. Sampurno, and L. H. Imaduddin, “The Feasibility Analysis of Coffe Roasted Beans Business and Roasting Services: Case Study at Java Sumedang Coffee,” *J. Ind. Beverage Crop.*, vol. 7, no. 2, pp. 109–118, 2020.
- [16] R. A. Fadri, “Review of Coffee Roasting Process and Formation of Acrylamide Related To Health,” *J. Appl. Agric. Sci. Technol.*, vol. 3, no. 1, pp. 1–23, 2016.
- [17] 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.
- [18] A. W. Kosman, Y. Wahyuningsih, and F. Mahendrasusila, “Pengujian


Protected by PDF Anti-Copy Free


(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

- vol. 1, pp. V1-617-V1-624, 2004, doi: 10.1016/B0-12-369398-5/00159-6.
- [28] A. Nurdin, D. Satria, Y. N. Nika, A. Rezha, and E. Najaf, “Klasifikasi Penyakit Daun Tomat Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Menggunakan Arsitektur Inception-V3,” *J. Ilm. Inform.*, no. 1, pp. 1–6, 2024.
- [29] A. Herbert, P. Sitohang, T. I. Hermanto, and C. D. Lestari, “Klasifikasi Jenis Penyakit Pada Daun Tumbuhan Stroberi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Arsitektur InceptionV3,” *JITET (Jurnal Inform. dan Tek. Elektro Ter.*, vol. 12, no. 3, 2024.
- [30] O. H. Yulianto and S. Wibisono, “Klasifikasi Jenis Jamur Menggunakan Metode Neural Network Dengan Fitur Inception-V3,” *Elkom J. Elektron. dan Komput.*, vol. 16, no. 2, pp. 262–269, 2023, [Online]. Available: <https://www.journal.stekom.ac.id/index.php/elkom/article/view/1281>.
- [31] N. Huda, A. Mahiruna, W. Sulistijanti, and R. C. N. Santi, “Analisis Performa Inceptionv3 Convolutional Network Pada Klasifikasi Varietas Daun Grapevine,” *J. Sains Komput. dan Teknol. Inf.*, vol. 5, no. 2, pp. 47–53, 2023, doi: 10.33084/jsakti.v5i2.5022.
- [32] F. Cahyadi, “Deteksi Penyakit Tanaman Paprika , Tomat , dan Kentang dengan menggunakan InceptionV3,” *e-Proceeding Eng.*, vol. 11, no. 2, pp. 582–587, 2024.

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




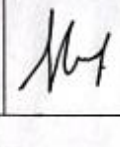
Lampiran 1.1 Lembar Pembimbingan Proposal Skripsi P1




Jalan Jendral Besar Lubuklinggau, Lubuklinggau Kecamatan Lubuklinggau Selatan I Kota Lubuklinggau Provinsi Sumatera Selatan

LEMBAR BIMBINGAN PROPOSAL SKRIPSI

Nama : Muhammad Ayasha Alfiah Ajerti
 Nim : 2102020152
 Program Studi : Informatika
 Pembimbing 1 : Ahmad Sobri, M.Kom
 Pembimbing 2 : Muhammad Nur Alamasyah, M.Kom
 Judul : Penerapan Metode Transfer Learning Dalam Klasifikasi Biji Kopi Hasil Sangrai Dengan Arsitektur Inception-V3

NO	TANGGAL	TOPIK	KOMENTAR PEMBIMBING	TANDA TANGAN PEMBIMBING	
				1	2
1	20-12-24		- perbaiki data pada pengolahan data, serta data train, valid dan test		
2	26-12-24		- tambahkan by budget pada algoritma yang dan berikan dengan metode yang		
3	3-1-25		- berikan by perbaiki data yang akan di kelas		
4	6-1-25		- Ate lanjutkan via		


Lubuklinggau, 2024
Ketua Program Studi Informatika

(Budi Santoso, M.Kom)

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





Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)
Lampiran 1.2 Lembar Bimbingan Proposal Skripsi P2


UNIVERSITAS BINA INSAN
Jalan Jenderal Besar ... Lubuk Kumpang Kec. Lubuklinggau Selatan I Kota Lubuklinggau Provinsi Sumatera Selatan

LEMBAR BIMBINGAN PROPOSAL SKRIPSI

Nama : Muhammad Ayasha Alfiah Ajerti
 Nim : 2102020081
 Program Studi : Informatika
 Pembimbing 1 : Ahmad Sobri, M.Kom
 Pembimbing 2 : Muhammad Nur Alamsyah, M.Kom
 Judul : Penerapan Metode Transfer Learning Dalam Klasifikasi Biji Kopi Hasil Sangrai Dengan Arsitektur Inception-V3

NO	TANGGAL	TOPIK	KOMENTAR PEMBIMBING	TANDA TANGAN PEMBIMBING	
				1	2
1	20/10/24		<ul style="list-style-type: none"> - perbaiki latar belakang - sesuaikan rumusan masalah dengan latar belakang - tambahkan tujuan masalah 		
2	22/11/24		<ul style="list-style-type: none"> - tambahkan kajian pustaka - perbaiki kerangka ke berpikir - perbaiki pengembangan sistem. 		
3	6/12/24		<ul style="list-style-type: none"> - perbaiki Flowcat alur kerja sistem - perbaiki efektivitas sistem 		
4	17/10/24		<ul style="list-style-type: none"> - Acc ke p1 		

Lubuklinggau, 2024
 Ketua Program Studi Informatika

 (Budi Santoso, M.Kom)

Protected by PDF Anti-Copy Free





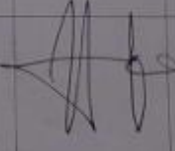

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Lampiran 1.3 Lembar Perbaikan Ujian Proposal Skripsi


UNIVERSITAS BINA INSAN
FAKULTAS ILMU TEKNIK

LEMBAR PERBAIKAN SEMINAR PROPOSAL SKRIPSI

Nama Mahasiswa : Muhammad Ayasha Aysiah Azmi
 NIM : 210220152
 Jenjang Pendidikan : Strata I (S1)
 Fakultas : Ilmu Teknik
 Program Studi : Informatika
 Konsentrasi :
 Judul : Penerapan Metode Transfer Learning Dalam Klasifikasi Berisi Keri Kasi Jengray Dengan Arsitektur Inception-V3

No.	Dosen Penguji	Komentar Perbaikan	Tanda Tangan Ujian	Tanda Tangan Revisi
1	Ahmad. Sahri, M. Kom.			
2	M. Nur Alam Syah, M. Kom.			
3	Linda Wulandari, M. Kom.			

Lubuklinggau,2024
 Ketua Program Studi.....



0733-4553932 (Rektorat Universitas Bina Insan)
 0812-1626-6228 (Marketing UNIVBI)
 0852-3151-5800 (Admin UNIVBI)
 Admin@univbinainson.ac.id univbinainson.ac.id - pasca.univbinainson.ac.id

Protected by PDF Anti-Copy Free



(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Lampiran 1.4 Lembar Bimbingan Skripsi P1


UNIVERSITAS BINA INSAN
Lubuklinggau, 2025

LEMBAR BIMBINGAN SKRIPSI

Nama : Muhammad Ayasha Alfiah Ajerti
 Nim : 2102020152
 Program Studi : Informatika
 Pembimbing 1 : Ahmad Sobri, M.Kom
 Pembimbing 2 : Muhammad Nur Alamsyah, M.Kom
 Judul : Penerapan Metode Transfer Learning Dalam Klasifikasi Biji Kopi Hasil Sangrai Dengan Arsitektur Inception-V3

NO	TANGGAL	TOPIK	KOMENTAR PEMBIMBING	TANDA TANGAN PEMBIMBING	
				1	2
①	26/5/25		Perhatikan dan perhatikan ya ad.		
②	3/6/25		Ace kopya Mya. Prayer		

Lubuklinggau, 2025
Ketua Program Studi Informatika



(Budi Santoso, M.Kom)

0812-455-3022 (Marketing Universitas Bina Insan)
0812-3151-5800 (Admin Universitas Bina Insan)
0812-1526-6228 (Marketing UNIVBI)
0812-3151-5800 (Admin UNIVBI)
www.univbinainsan.ac.id univbinainsan.ac.id

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Lampiran 1.5 Lembar Bimbingan Skripsi P2






UNIVERSITAS BINA INSAN

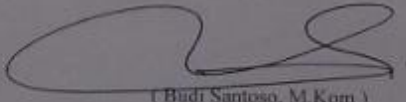
Alamat: Jl. Lubuk Kuning Km. 1 Lubuklinggau Selatan I Kota Lubuklinggau Provinsi Sumatera Selatan

LEMBAR BIMBINGAN SKRIPSI

Nama : Muhammad Ayasha Alfiah Ajerti
 Nim : 2102020152
 Program Studi : Informatika
 Pembimbing 1 : Ahmad Sobri, M.Kom
 Pembimbing 2 : Muhammad Nur Alamsyah, M.Kom
 Judul : Penerapan Metode Transfer Learning Dalam Klasifikasi Biji Kopi Hasil Sangrai Dengan Arsitektur Inception-V3

NO	TANGGAL	TOPIK	KOMENTAR PEMBIMBING	TANDA TANGAN PEMBIMBING	
				1	2
1	28/09/25		- tambahkan gambar umum - perbaiki nama tabel sesuai kan dengan BAB		
2	30/09/25		- tambahkan evaluasi sistem - perbaiki rancangan sistem sesuainem dengan hasil		
3	5/10/25		- Acc ke P1		

Lubuklinggau, 2025
Ketua Program Studi Informatika


(Budi Santoso, M.Kom)

0723-4551932 (Rektorat Universitas Bina Insan)
0711-3280200 (Pascasarjana)

0812-1826-6228 (Marketing UHIV01)
0952-3151-5800 (Admin UHIV01)
Admin@univbinainan.ac.id

univbinainan.ac.id - OASCA.univbinainan.ac.id

Protected by PDF Anti-Copy Free







(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)
Lampiran 1.6 Lembar Perbaikan Ujian Skripsi

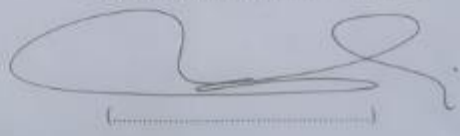
PDF

YAYASAN DWI TUNGGAL PALEMBANG
SITAS BINA INSAN
FAKULTAS ILMU TEKNIK

LEMBAR PERBAIKAN UJIAN SKRIPSI

Nama Mahasiswa : Muhamad Ibrahim Rishah Rishah
NIM : 2102020153
Jenjang Pendidikan : Strata 1 (S1)
Fakultas : Ilmu Teknik
Program Studi : Informatika
Konsentrasi :
Judul : Penerapan Metode Traffic Learning Dalam Koneksi 5G ke 4G HSPA dengan Arsitektur Jaringan 4G

No	Dosen Penguji	Komentar Perbaikan	Tanda Tangan Ujian	Tanda Tangan Revisi
1.	Ahmad Solari M.kom			
2.	M Nur Anasyyah M.kom			
3.	Sindi Wulandari M.kom			 12/11/2024

Lubuklinggau,2025
Ketua Program Studi.....


45533331 (Rektorat Universitas) 0812-3225-8228 (Marketing UNVBI) 0812-3225-8800 (Admin UNVBI)

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)
Lampiran 2.1 Lampiran Keterangan Bebas Plagiasi



Menerangkan bahwa mahasiswa :

Nama : Muhammad Ayasha Alfiah Ajerti
NIM : 2102020152
Fakultas : Ilmu Teknik
Prodi : Informatika

Memiliki jurnal dengan Judul "**PENERAPAN METODE TRANSFER LEARNING DALAM KLASIFIKASI BJI KOPI HASIL SANGRAI DENGAN ARSITEKTUR INCEPTION-V3**" Telah dilakukan uji plagiasi dengan turnitin sebesar 21% 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, 24 Desember 2025
Kepala LPPM



Dr. Ahmad Fahrudin, M.Pd

