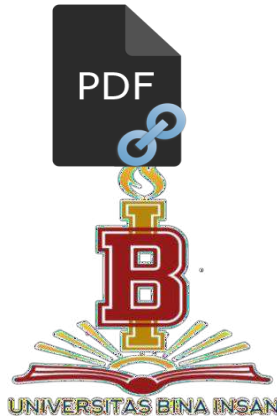


Protected by PDF Anti-Copy Free
KLASIFIKASI TINGKAT KEMATANGAN ROASTING BIJI KOPI
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)
BEBASIS DEEP LEARNING DENGAN
ARSITEKTUR MOBILENET



SKRIPSI

**Diajukan Sebagai Syarat Untuk Menyelesaikan
Pendidikan Program Strata Satu (S1)
Pada Program Studi Informatika**

Disusun Oleh :

**Tegar Firmansyah
NIM : 2102020110**

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

Protected by PDF Anti-Copy Free

HALAMAN PENGESAHAN SKRIPSI

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



**KLASIFIKASI TINGKAT KEMAMPUAN ROASTING BIJI KOPI
BERBASIS DEEP LEARNING DENGAN
ARSITEKTUR *MOBILENET***

OLEH :

Tegar Firmansyah

NIM : 2102020110

Lubuklinggau, Januari 2025

Pembimbing I

Pembimbing II

Dr.Rudi Kurniawan, ST., M.Kom

Asep Toyib Hidayat, M.Kom

**Mengetahui,
Dekan Fakultas Komputer
Universitas Bina Insan**

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

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

Pada Hari Senin tanggal 23 bulan Januari tahun 2025 telah dilaksanakan sidang Skripsi oleh Program Studi Informatika Universitas Bina Insan Lubuklinggau.



Nama : Tegar Firmansyah
NIM : 2102020110
Judul : Klasifikasi Tingkat Kematangan Roasting Biji Kopi Berbasis *Deep Learning* Dengan Arsitektur *MobileNet*

Komisi Penguji

1. Ketua : **Dr. Rudi Kurniawan, S.T., M.Kom** ()

2. Sekretaris : **Asep Toyib Hidayat, M.Kom** ()

3. Anggota : **Budi Santoso, M.Kom** ()

Mengetahui,
Kepala Program Informatika
Universitas Bina Insan

Budi Santoso, M.Kom

MOTTO:



Dalam setiap pilihan yang diambil pasti ada baik dan buruknya tapi jangan pernah menyesali pilihan yang sudah diambil karena pasti selalu ada hikmah yang terkandung didalamnya.

Persembahan kepada :

- ❖ *Allah Subhanahu wa Ta'ala atas karunia dan Rahmat -Nya serta Junjungan Nabi Besar Muhammad Shallahu'alaihi wasallam atas perjuangan menegakkan Ajaran Islam.*
- ❖ *Ibunda tercinta yang selalu senantiasa mendoakan, serta sebagai seorang motivator pembangkit semangat untuk tetap melakukan terbaik*
- ❖ *Ayahanda tercinta yang selalu senantiasa mendoakan, serta sebagai seorang motivator pembangkit semangat untuk tetap melakukan terbaik*

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

Saya yang bertanda tangan dibawah ini

Nama Mahasiswa/i : Tegar Firman

NIM : 2102020110

Program Studi : Informatika



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

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

Lubuklinggau, 23 Januari 2025
Penulis,

TEGAR FIRMANSYAH
NIM : 2102020110

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



Biodata

Nama : Tegar Firmansyah
Tempat Tanggal Lahir : Lubuklinggau, 07 Juli 2002
Jenis Kelamin : Laki - Laki
Agama : Islam
Alamat : Jl. Yos Sudarso RT 002 Kelurahan Marga Mulya
Kecamatan Lubuklinggau Selatan II

Pendidikan

- SD : SD Negeri 56 Lubuklinggau
- SMP/MTS Sederajat : SMP Negeri 2 Lubuklinggau
- SMA/MAN/SMK Sederajat : SMA Negeri 4 Lubuklinggau

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

Coffee is one of the beverage ingredients widely consumed in Indonesia and has a high economic value to improve the quality of life of the community and as a source of foreign exchange. The roasting process is an important stage in coffee processing because it affects the aroma and taste of coffee. However, determining the level of roasting visually is often inaccurate and prone to human error. To overcome this problem, this study uses a *deep learning* approach with a transfer learning method based on the *MobileNet* architecture to classify the level of roasting maturity of coffee based on digital images. *MobileNet* was chosen because of its lightweight and fast architecture, suitable for implementation on mobile devices. This study aims to compare the performance of the model in detecting the level of coffee roasting automatically, efficiently, and objectively. With this approach, it is hoped that coffee enthusiasts and producers can easily recognize the type of coffee roasting, support product quality consistency, and reduce dependence on experts in the roasting process. This study analyzes the performance of the classification model with results that show very good performance. The model achieves a total accuracy of 99.50%, with consistently high precision, recall, and f1-score values in all classes, including several classes with perfect scores (1,000). Evaluation using ROC curve and AUC also shows the model's ability to distinguish classes perfectly (AUC = 1,000). Confusion matrix analysis reveals that the misclassification is very minimal and concentrated in certain classes, such as Dark and Medium, leaving room for further improvement. These results confirm the practical relevance of the model in image classification or pattern recognition applications that require high accuracy. However, testing on new datasets and additional optimizations, such as hyperparameter tuning or data augmentation, are recommended to improve the model's generalization. Overall, the model shows great potential and high reliability for real-world applications.

Keywords: *MobileNet*, coffee roasting, *deep learning*.

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

Kopi merupakan salah satu bahan makanan yang banyak dikonsumsi di Indonesia dan memiliki nilai ekonomi tinggi untuk meningkatkan perekonomian masyarakat serta sebagai sumber devisa negara. Proses roasting menjadi tahapan penting dalam pengolahan kopi karena memengaruhi aroma dan rasa kopi. Namun, penentuan tingkat roasting secara visual sering kali kurang akurat dan rawan kesalahan manusia. Untuk mengatasi masalah ini, penelitian ini menggunakan pendekatan *deep learning* dengan metode transfer learning berbasis arsitektur *MobileNet* untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan roasting kopi berdasarkan citra digital. *MobileNet* dipilih karena arsitekturnya yang ringan dan cepat, cocok untuk implementasi pada perangkat seluler. Penelitian ini bertujuan membandingkan kinerja model dalam mendeteksi tingkat roasting kopi secara otomatis, efisien, dan objektif. Dengan pendekatan ini, diharapkan penggemar kopi maupun produsen dapat dengan mudah mengenali jenis roasting kopi, mendukung konsistensi kualitas produk, dan mengurangi ketergantungan pada tenaga ahli dalam proses roasting. Penelitian ini menganalisis kinerja model klasifikasi dengan hasil yang menunjukkan performa sangat baik. Model mencapai akurasi total 99,50%, dengan nilai precision, recall, dan f1-score yang konsisten tinggi pada semua kelas, termasuk beberapa kelas dengan skor sempurna (1.000). Evaluasi menggunakan kurva ROC dan AUC juga menunjukkan kemampuan model dalam membedakan kelas secara sempurna (AUC = 1.000). Analisis confusion matrix mengungkapkan bahwa kesalahan klasifikasi sangat minim dan terkonsentrasi pada kelas tertentu, seperti Dark dan Medium, memberikan ruang untuk perbaikan lebih lanjut. Hasil ini menegaskan relevansi praktis model dalam aplikasi klasifikasi gambar atau pengenalan pola yang membutuhkan akurasi tinggi. Meskipun demikian, pengujian pada dataset baru dan pengoptimalan tambahan, seperti tuning hyperparameter atau augmentasi data, disarankan untuk meningkatkan generalisasi model. Secara keseluruhan, model ini menunjukkan potensi besar dan keandalan yang tinggi untuk aplikasi dunia nyata.

Kata Kunci : *MobileNet*, roasting kopi, *deep learning*

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

Alhamdulillah puji syukur M mengucapkan kepada Allah SWT atas segala rahmat dan hidayah-Nya yang telah diberikan kesempatan, sehingga Mahasiswa dapat menyelesaikan Proposal skripsi ini. Proposal skripsi ini ditulis untuk memenuhi salah satu syarat dalam memperoleh gelar Sarjana Komputer (S-1), Program Studi Informatika di Fakultas Ilmu Teknik Universitas Bina Insan Lubuk Linggau.

Dalam penulisan proposal skripsi ini mahasiswa menyadari banyak pihak yang telah memberikan sumbangan baik pikiran, waktu, tenaga, bimbingan dan dorongan kepada mahasiswa sehingga akhirnya proposal skripsi ini dapat selesai. Hal ini dikarenakan keterbatasan pengetahuan yang dimiliki. Oleh karena itu dalam rangka melengkapi kesempurnaan dari penulisan Proposal Skripsi ini diharapkan adanya saran dan kritik yang bersifat membangun.

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

1. Allah yang Maha Esa yang telah memberi Rahmat dan Hidayah-Nya.
2. Kedua Orang Tua saya beserta keluarga besar saya yang telah banyak memberikan dukungan dan bantuannya serta doa yang tak pernah putus dalam penulisan Proposal Skripsi ini.
3. Bapak Dr. H. Sardiyo, M.M. selaku Rektor Universitas Bina Insan.
4. Bapak Dr. Muhammad Akbar, S.T., M.IT selaku Wakil Rektor Satu Universitas Bina Insan.
5. Bapak Wahid Nur Mukhlis, M.Pd. selaku Wakil Rektor Dua Universitas Bina Insan.

- Protected by PDF Anti-Copy Free**
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)
6. Bapak Dr. Rudi Kurniawan, S.T., M.Kom Selaku Dekan Fakultas Ilmu Teknik Universitas Bina Insan Lubuklinggau yang telah banyak memberikan bimbingan dan arahan dalam penulisan Proposal Skripsi ini.
 7. Bapak Budi Santoso, M.Kom Selaku Kepala Program Studi Informatika Universitas Bina Insan Lubuklinggau.
 8. Bapak Dr. Rudi Kurniawan, S.T., M.Kom Selaku Pembimbing I yang telah banyak memberikan bimbingan dan arahan dalam penulisan Proposal Skripsi ini.
 9. Bapak Asep Toyib Hidayat, M.Kom Selaku Pembimbing II yang telah banyak memberikan bimbingan dan arahan dalam penulisan Proposal Skripsi ini.
 10. Seluruh Dosen dan Karyawan Universitas Bina Insan Lubuklinggau yang telah banyak memberikan ilmu pengetahuan dan bimbingan kepada Mahasiswa.
 11. Sahabat dan teman-teman yang telah memberikan dukungan, dan saran.
- Proposal skripsi ini dapat diambil manfaatnya.

Lubuklinggau, Januari 2025

Penulis

Halaman Judul.....	i
Halaman Pengesahan Skripsi	ii
Halaman Persetujuan Tim Penguji	iii
Halaman Motto Dan Persembahan	iv
Halaman Pernyataan	v
Halaman Daftar Riwayat Hidup	vi
<i>Abstract</i>	vii
Abstrak	viii
Kata Pengantar	ix
Daftar Isi.....	xi
Daftar Tabel	xiii
Daftar Gambar.....	xiv
Daftar Lampiran.....	xv
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang Penelitian	1
1.2 Identifikasi Masalah.....	4
1.3 Rumusan Masalah.....	5
1.4 Batasan Masalah	5
1.5 Tujuan dan Manfaat Penelitian	6
1.5.1 Tujuan Penelitian	6
1.5.2 Manfaat Penelitian	6
1.6 Sistematika Penulisan	7
BAB II KAJIAN PUSTAKA.....	9
2.1 Literatur	9
2.2 Penelitian Relevan	21
2.3 Kerangka Berpikir.....	22
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	23
3.1 Metode Penelitian	23
3.2 Metode Pengumpulan Data.....	23
3.3 Metode Analisa	24
3.4 Tempat dan Waktu Penelitian	26
3.5 Alat dan Bahan	27
3.6 Metode Pengujian dan Pengolahan Data	29
BAB IV HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN.....	34
4.1 Gambaran Umum.....	34
4.2 Hasil	35
4.2 Pembahasan.....	43

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

BABV SIMPULAN DAN SARAN	47
5.1 Simpulan.....	48
5.2 Saran.....	48
Daftar Pustaka	
Lampiran	



Protected by PDF Anti-Copy Free

DAFTAR TABEL

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Tabel 2.1 Ilustrasi <i>Confusion Matrix</i>	17
Tabel 2.2 <i>Classification Report</i>	17
Tabel 2.3 Peneilaian Relevan.....	21
Tabel 3.1 Waktu Penelitian.....	26
Tabel 3.2. Daftar Perangkat Lunak.....	27
Tabel 3.3 <i>Confusion Matrix</i>	28
Tabel 4.1 Konfigurasi hyperparameter	40

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

Gambar 2.1. Struktur <i>MobileNet</i>	10
Gambar 2.2 <i>Framework AI Life Cycle</i>	18
Gambar 2.3 Kerangka Berfikir	22
Gambar 3.1 Sampel data pada masing-masing kelas	25
Gambar 3.2 Alur Kerja Sistem	30
Gambar 4.1 Distribusi data	35
Gambar 4.2 Proses CLAHE.....	36
Gambar 4.3 Model Summary.....	36
Gambar 4.4 Grafik loss dan accuracy	40
Gambar 4.5 Confusion Matrix	41
Gambar 4.7 Pengujian model.....	43
Gambar 4.8 Misclassification.....	44
Gambar 4.9 Curva RoC	44

Protected by PDF Anti-Copy Free

DAFTAR LAMPIRAN

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Lampiran 1 Lembar ACC Bimbingan Skripsi Dospem 1.....	55
Lampiran 2 Lembar ACC Bimbingan Skripsi Dospem 2.....	56
Lampiran 3 Formulir Pengajuan Judul.....	57
Lampiran 4 Surat Izin Penelitian.....	58
Lampiran 5 Surat Balasan Penelitian	59
Lampiran 6 Lembar Perbaikan Skripsi.....	60
Lampiran 7 Lembar ACC Bimbingan Proposal Skripsi Dospem 1	61
Lampiran 8 Lembar ACC Bimbingan Proposal Skripsi Dospem 2	62
Lampiran 9 Lembar Perbaikan Seminar Proposal.....	63
Lampiran 10 Dataset.....	64
Lampiran 11 SK Seminar Proposal.....	65
Lampiran 12 SK Ujian Skripsi	66
Lampiran 13 Bukti Publish Jurnal JOSH.....	67

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



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

1.1 Latar Belakang Penelitian

Kopi adalah salah satu minuman yang paling banyak dikonsumsi oleh masyarakat Indonesia. Kopi diyakini memiliki nilai ekonomi yang tinggi untuk meningkatkan ekonomi masyarakat dan sebagai sumber devisa Negara. Menurut data Badan Pusat Statistik (BPS) pada tahun 2021, Indonesia memproduksi biji kopi mencapai 774,6 ribu ton yang dimana pada tahun sebelumnya produksi kopi hanya sebesar 753,9 ribu ton, hal ini menunjukkan adanya peningkatan produksi kopi di Indonesia sebesar 2,75% [3]. Produksi kopi dalam negeri tercatat telah mencapai 600.000 ton per tahun dan lebih dari 80% hasil produksi tersebut berasal dari perkebunan rakyat. Sedangkan melalui penjualan ekspor kopi, devisa yang didapatkan dapat mencapai kurang lebih US\$ 824.02 juta [2].

Aroma dan rasa kopi dipengaruhi oleh tingkat penyangraian (*roasting*). Proses *roasting* merupakan salah satu tahapan yang penting dalam pengolahan kopi. Proses penyangraian (*roasting*) dapat menghasilkan berbagai level, ada 4 level *roasting* yang dilakukan yaitu *unroasted*, *light roasted*, *medium roasted*, dan *dark roasted*. Untuk mengetahui tingkat sangrai biji kopi dapat dilihat secara kasat mata dari warna hasil sangrai. Namun hal ini dianggap kurang akurat dan kurang optimal karena memungkinkannya terjadi human error, akibatnya sulit untuk menentukan tingkat sangrai biji kopi yang baik dan tepat. Adapun tindakan yang dapat dicapai untuk membantu penanganan masalah tersebut yaitu dengan memanfaatkan kecerdasan buatan seperti teknologi pengenalan citra metode *Deep Learning*.

Protected by PDF Anti-Copy Free
Kecerdasan buatan atau Artificial Intelligence (AI) merupakan cabang ilmu

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)
komputer yang dapat dimanfaatkan dalam berbagai bidang [1]. *Deep learning* banyak digunakan pada penelitian dengan tema pengolahan citra dalam berbagai bidang seperti bidang kesehatan dan sosial. Dalam bidang perkebunan di Indonesia, salah satu komoditas penting dan masih memiliki peluang untuk dikembangkan adalah komoditas kopi.

Deep Learning (Pembelajaran Dalam) merupakan Teknik *Machine Learning* yang berbasis Jaringan Syaraf Tiruan (JST) atau evolusi dari JST. Salah satu algoritma *Deep Learning* yang merupakan pengembangan dari *Multi Layer Perceptron* (MLP) adalah *Convolutional Neural Network* (CNN) [2]. Penelitian pernah dilakukan oleh Joelyan Vicky, Frisca Ayu Serta Bagas Julianto (2023) dimana penelitian tersebut mengimplementasikan metode CNN untuk mendeteksi penyakit pada daun alpukat. Penelitian tersebut menggunakan data berjumlah 212 data training serta 52 data testing.

Hasil testing dari penelitian tersebut mendapatkan hasil akurasi sebesar 96% pada epoch ke 10. Perbedaan dengan penelitian ini terletak pada objek penelitian. Penelitian ini menggunakan biji kopi sebagai objeknya. Penelitian menggunakan metode yang serupa tetapi dengan objek yang berbeda juga pernah dilakukan oleh saudara Arvi Arkadia, Sekar Ayu Damayanti, Desta Sandya Prasvita (2021). Penelitian ini mengklasifikasikan objek buah Mangga Badami untuk menentukan tingkat kematangan dengan metode CNN. Dataset yang digunakan berjumlah 204 citra, terdiri dari 35 Mangga Badami Busuk, 75 Mangga Badami Mentah, dan 94 Mangga Badami Matang. Sedangkan dalam penelitian ini menggunakan objek biji kopi untuk menentukan tingkat kematangan.

Dari penelitian tersebut, penulis akan merancang sistem klasifikasi tingkat

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

roasting pada biji kopi berdasarkan gambar digital menggunakan pemrosesan gambar *Arsitektur Mobile Net* untuk mengklasifikasi tingkat kematangan roasting kopi dapat dilakukan dengan menggunakan pendekatan *deep learning* yaitu metode *transfer learning*. Metode ini lebih efektif, efisien dan obyektif serta aman dimana semua prosesnya dilakukan oleh sistem [4]. *Deep Learning* merupakan sebuah teknik baru dalam mempelajari representasi data. *Deep learning* mengacu pada teknik *machine learning* pada jaringan syaraf tiruan dengan 9 *hidden layers* untuk meningkatkan performa [4].

Pendekatan *deep learning* sering diimplementasikan dalam berbagai aplikasi kehidupan nyata dan dapat dilakukan secara otomatis oleh komputer seperti dalam pemrosesan gambar digital, biometrik, dan sebagainya. *Transfer learning* merupakan teknik yang menggunakan model yang terlatih yang digunakan untuk mengklasifikasikan kumpulan dataset baru sehingga tidak perlu dilakukan pelatihan data terlebih dahulu [4]. Tujuan dari *Transfer learning* adalah untuk meningkatkan pembelajaran pada tugas yang baru ditargetkan memanfaatkan pengetahuan dari tugas yang berasal dari sumber sebelumnya [4].

Tujuan dari penelitian ini yaitu untuk membandingkan kinerja arsitektur *MobileNet* dalam melakukan deteksi tingkat kematangan roasting kopi melalui gambar (*image classification*) berdasarkan hasil evaluasi model. *MobileNet* merupakan arsitektur yang ringan dan memiliki kinerja yang cepat yang dapat diimplementasikan pada perangkat *mobile* [10]. Arsitektur *MobileNet* dikembangkan oleh Google Inc, *NASNetMobile* adalah salah satu varian arsitektur *NASNet*, pengembangan arsitektur *NASNetMobile* difokuskan pada

Protected by PDF Anti-Copy Free
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)
embedded system dan perangkat seuler [1]. Sedangkan *MobileNet* adalah model arsitektur CNN yang telah dilatih sebelumnya menggunakan konvolusi yang dapat dipisahkan secara mendalam untuk membangun bobot yang ringan pada jaringan saraf. Metode ini bertujuan untuk mengetahui jenis roasting biji kopi dari gambar digital untuk menentukan jenis roasting itu sendiri. Tujuannya agar penikmat kopi atau pecinta kopi yang awam mengenai jenis roasting kopi dapat mengenali jenis level atau kategori roasting kopi.

Berdasarkan beberapa penelitian tersebut, proses klasifikasi telah dilakukan terhadap citra digital biji kopi mentah, untuk mendapatkan tingkat mutu maupun jenis dari biji kopi, namun di satu sisi untuk mendapatkan produk akhir dari kopi yang konsisten secara kualitas, tidak hanya ditentukan berdasarkan jenis dan mutu biji kopi, namun juga dalam proses pemasakan biji kopi atau lebih disebut dengan istilah roasting. Tingkat kematangan dalam proses pemasakan biji kopi, sulit untuk ditentukan oleh orang awam, sehingga pabrik produsen kopi memerlukan seseorang dengan keahlian khusus untuk melakukan pengendalian kualitas dalam hal kematangan proses roasting. Dari penjelasan yang penulis jabarkan tersebut, maka penulis tertarik untuk melakukan penelitian dengan judul **“Klasifikasi Tingkat Kematangan Roasting Biji Kopi Berbasis *Deep Learning* dengan Arsitektur *MobileNet*”**.

1.2 Identifikasi Masalah

Berdasarkan latar belakang diatas, maka dapat diidentifikasi masalah sebagai berikut:

- Protected by PDF Anti-Copy Free**
 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)
- a) Penentuan tingkat roasting (kematangan) biji kopi secara manual berdasarkan pengamatan warna visual dianggap kurang akurat, tidak efisien, dan rawan kesalahan manusia (human error). Hal ini dapat memengaruhi kualitas hasil roasting yang berperan penting dalam cita rasa kopi.
- b) Pabrik kopi membutuhkan teknologi yang mampu mengklasifikasikan tingkat roasting secara konsisten dan akurat untuk menjamin kualitas produk akhir tanpa terlalu bergantung pada tenaga ahli.

1.3 Rumusan Masalah

Dari hasil identifikasi masalah diatas, maka dapat dirumuskan suatu permasalahan, yaitu:

- a. Bagaimana melakukan klasifikasi jenis tingkat kematangan roasting biji kopi yang dapat memudahkan proses pengendalian kualitas dalam hal kematangan proses roasting.
- b. Bagaimana melakukan proses ekstraksi pengenalan pola jenis kematangan roasting kopi berdasarkan citra digital dengan menggunakan model Arsitektur Mobile Net?

1.4 Batasan Masalah

Beberapa batasan masalah dalam penelitian ini adalah:

- a. Penelitian ini menggunakan dataset citra digital jenis kematangan roasting kopi yang terdiri dari 4 kelas dengan jumlah masing-masing data perkelas sebanyak 300 citra.

- Protected by PDF Anti-Copy Free**
 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)
- b. Dataset yang digunakan mempunyai 4 kelas yaitu *Dark*, *Green*, *Light*, dan *medium*.
- c. Model *deep learning* yang digunakan adalah Arsitektur *MobileNetV2*;
- d. Menggunakan Bahasa pemrograman *python*;
- e. Menggunakan *library keras* dan *tensorflow*;

1.5 Tujuan dan Manfaat Penelitian

1.5.1 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

- a) Tujuan Umum
1. Dapat melakukan klasifikasi jenis tingkat kematangan roasting biji kopi yang dapat memudahkan proses pengendalian kualitas dalam hal kematangan proses roasting biji kopi.
 2. Dapat melakukan proses ekstraksi pengenalan pola tingkat kematangan biji kopi berdasarkan citra digital dengan menggunakan model Arsitektur Mobile Net.
- b) Tujuan Khusus

Adapun tujuan khusus dari penelitian ini adalah sebagai salah satu syarat untuk menyusun proposal skripsi program pendidikan strata satu (S1) pada program studi Sistem Informatika di Universitas Bina Insan.

1.5.2 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat penelitian ini adalah sebagai berikut:

- 1) Manfaat Bagi Perkembangan Ilmu Pengetahuan

Protected by PDF Anti Copy Free

Manfaat terhadap perkembangan ilmu pengetahuan adalah sebagai bahan referensi dalam penelitian yang terkait dengan klasifikasi citra digital dengan menggunakan model arsitektur *MobileNet*.

2) Manfaat Bagi Lembaga



Sebagai bahan pengetahuan untuk peningkatan pengetahuan dan keterampilan mahasiswa Universitas Bina Insan Lubuklinggau dan sebagai evaluasi kemampuan mahasiswa Universitas Bina Insan dalam menerapkan teori yang didapat di bangku perkuliahan.

3) Manfaat bagi peneliti

Sebagai media untuk mengimplementasikan pengetahuan dan keterampilan yang penulis serta sebagai bahan pengetahuan dalam menyelesaikan Pendidikan Strata Satu (S-1) di Program Studi Informatika Komputer Universitas Bina Insan Lubuklinggau.

1.6 Sistematika Penulisan

Dalam penulisan skripsi ini yang merupakan laporan hasil di penelitian, direncanakan terdiri dari lima bab, masing-masing bab berisi:

BAB I : PENDAHULUAN

Dalam bab ini berisi latar belakang penelitian, identifikasi masalah, rumusan masalah, batasan masalah, dan sistematika penulisan.

BAB II : KAJIAN PUSTAKA

Dalam bab ini berisi teori-teori masalah yang mendasari yang diteliti, penelitian relevan dan kerangka berfikir.

BAB III : METODELOGI PENELITIAN

Dalam bab ini berisi metode Penelitian, metode pengumpulan data, metode pengembangan sistem tempat dan waktu penelitian, alat dan

Protected by PDF Anti-Copy Free
bahan, analisis kebutuhan dan analisis sistem yang berjalan dan
(Upgrade ke Pro Version to Remove the Watermark)
penguji sistem

BAB IV : HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam bab ini berisi rangkuman umum hasil penelitian, pembahasan,
dan pengujian sistem

BAB V : KESIMPULAN DAN SARAN

Dalam bab ini berisi kesimpulan dari seluruh penelitian dan saran-saran / masukan-masukan yang berguna dimasa yang akan datang.

DAFTAR PUSTAKA

LAMPIRAN

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

2.1 Literatur

2.1.1 Klasifikasi



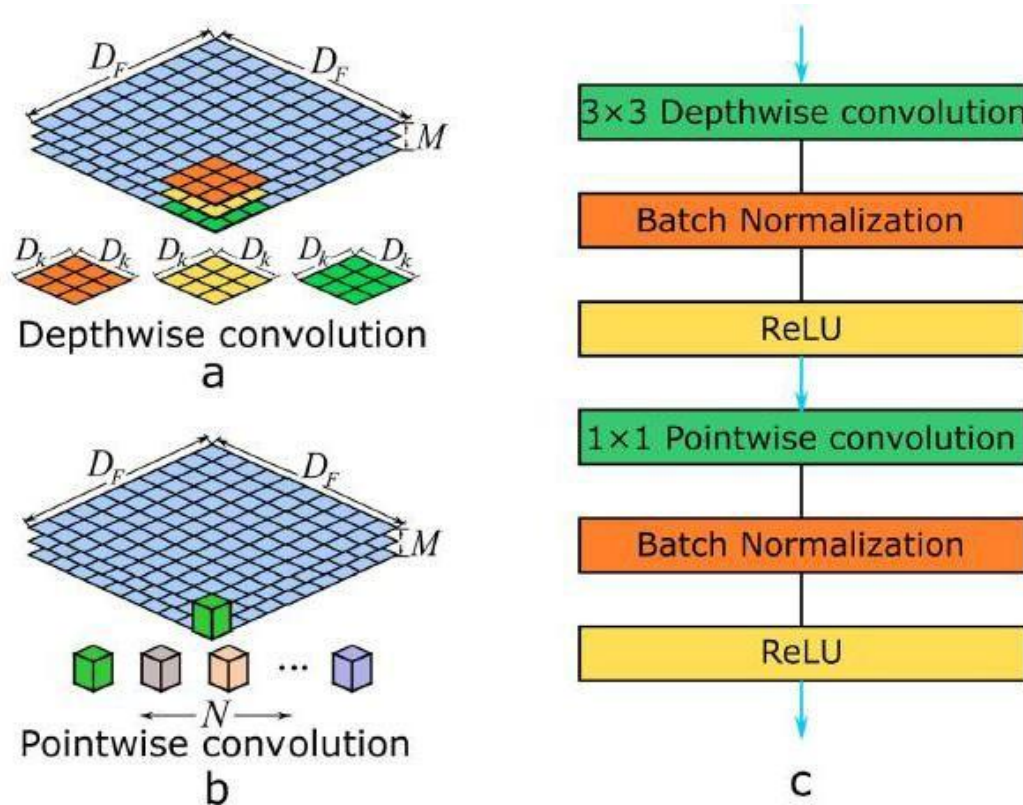
Klasifikasi adalah proses menemukan sekumpulan pola atau fungsi-fungsi yang mendeskripsikan dan memisahkan kelas data satu dengan yang lainnya, dan digunakan untuk memprediksi data yang belum memiliki kelas data tertentu [5]. Pohon keputusan merupakan salah satu teknik yang dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi terhadap sekumpulan objek, sebuah pohon keputusan mungkin dibangun dengan seksama secara manual, atau dapat tumbuh secara otomatis dengan menerapkan salah satu atau beberapa algoritme pohon keputusan untuk memodelkan himpunan data yang belum terklasifikasi [5].

2.1.2 MobileNet

MobileNet adalah *streamlined architecture* yang menggunakan konvolusi yang dapat dipisahkan secara mendalam untuk membangun *deep convolutional neural networks* yang ringan dan menyediakan model yang efisien untuk aplikasi *mobile* dan *embedded vision* [6]. *MobileNet* atau *MobileNetV1* merupakan model yang memiliki ukuran kecil baik dari jumlah parameter maupun ukuran model yang dihasilkan. Seperti namanya, *Mobile*, para peneliti dari *Google* membuat arsitektur CNN yang dapat digunakan untuk kebutuhan *mobile*. *MobileNetV1* adalah sebuah arsitektur model yang dikembangkan untuk pengembangan aplikasi pada perangkat *mobile* ataupun perangkat lain yang memiliki keterbatasan sumber daya perangkat keras dengan mengurangi ukuran dan kompleksitas model menggunakan *depthwise separable convolutions* [20]. Perbedaan mendasar antara

arsitektur *MobileNet* dan arsitektur CNN pada umumnya adalah penggunaan lapisan atau *layer* konvolusi dengan ketebalan *filter* yang sesuai dengan ketebalan input image. Gambar 6 menunjukkan gambar *depthwise separable convolutions*, yakni *blok layer* yang tersusun dari *depthwise convolution* dan *pointwise convolution*, masing-masing layer tersebut diikuti oleh *batch normalization* dan *ReLU nonlinearity* berikut adalah gambar arsitektur *depthwise separable convolutions* [7].

Struktur *MobileNet* didasarkan pada *filter* yang dapat dipisahkan secara mendalam[6], seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Struktur *MobileNet* [6]

Pada bagian a merupakan lapisan Depthwise Convolution, bagian b Lapisan Pointwise Convolution, dan bagian merupakan c Kedalaman konvolusi yang dapat dipisahkan dengan lapisan Depthwise dan Pointwise diikuti oleh

batchnorm dan ReLU. Konvolusi Depthwise adalah reduced version of convolution, di mana setiap saluran akan menjalani proses secara terpisah.

Konvolusi asli dengan tinggi \times lebar \times depth feature masukan saluran dibagi menjadi beberapa kelompok tergantung jumlah saluran, yang menandakan kedalaman. Pengurangan ukuran kernel juga akan mengikuti pengelompokan yang sama. Konvolusi depthwise mengumpulkan fitur spasial secara terpisah dan dengan demikian jumlah parameter yang dibutuhkan juga berkurang secara signifikan [8].

Konvolusi pointwise adalah kebalikan dari konvolusi depthwise. Lebar dan tinggi kernel diatur ke 1, tetapi kedalamannya akan tergantung pada jumlah saluran input. Ini akan mengalir tepat setelah konvolusi depthwise untuk mewakili konvolusi penuh tetapi dengan jumlah parameter yang jauh lebih sedikit. Ini dapat digunakan untuk mengatur dimensi fitur saluran keluaran [8].

2.1.3 Artificial Intelligence (AI)

Artificial intelligence adalah suatu program yang digunakan untuk merancang komputer untuk meniru cara berfikir ataupun nalar manusia guna melakukan tugas-tugas tertentu [9]. Manusia bisa menjadi cerdas karena memiliki pengetahuan dan pengalaman yang didapatkan dari belajar. Semakin baik kemampuan manusia dalam menyelesaikan masalah menandakan semakin banyak pula pengetahuan dan pengalaman yang dimiliki seseorang. Manusia juga diberi akal oleh tuhan agar bisa melakukan penalaran, mengambil kesimpulan berdasarkan pengalaman dan pengetahuan yang dimiliki, tanpa kemampuan penalaran ini sebanyak apapun pengetahuan dan pengalaman yang dimiliki tetap

tidak akan mampu menyelesaikan masalah dengan baik.

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Seperti halnya manusia, komputer agar bisa bertindak sebaik manusia juga membutuhkan belajar agar memiliki kemampuan dalam menalar, *artificial intelligence* memberikan beberapa metode agar mesin bisa menjadi pintar, dengan adanya *artificial intelligence* diharapkan dapat membantu dan meringankan pekerjaan manusia. Cara kerja *artificial intelligence* adalah dengan menerima input yang masuk, kemudian diproses untuk kemudian memberikan keluaran berupa output. Penerapan *artificial intelligence* saat ini umum dijumpai dalam bidang-bidang seperti berikut:

- a. *Computer Vision*, yaitu metode *artificial intelligence* yang mengenali inputan berupa citra.
- b. *Fuzzy Logic*, yaitu metode *artificial intelligence* yang terdapat dalam alat-alat robotika atau elektronik dimana alat-alat tersebut mampu berperilaku dan berfikir layaknya manusia.
- c. *Game*, yaitu metode *artificial intelligence* dimana komputer dapat meniru cara berfikir manusia dalam bermain game.
- d. *Speech Recognition*, yaitu metode *artificial intelligence* yang mengenali inputan berupa suara.
- e. *General Problem Solving*, yaitu metode *artificial intelligence* yang berhubungan dengan pemecahan masalah dalam suatu situasi yang diselesaikan oleh komputer.
- f. *Expert System*, yaitu metode *artificial intelligence* yang bertujuan meniru cara berfikir seorang ahli dalam memecahkan masalah

2.1.4 *Deep Learning* **Protected by PDF Anti-Copy Free**

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Deep Learning merupakan bagian dari *Machine Learning* yang dapat mempelajari metode komputasi sendiri [10]. Metode pembelajaran dalam *deep learning* memanfaatkan *artificial neural network* yang berlapis-lapis (*multi layer*).

Deep learning atau *deep neural* atau *hirarchical learning* termasuk metode *learning* yang memanfaatkan *multiple non-linier transformation*, *deep learning* dapat dikatakan sebagai gabungan *machine learning* dengan AI (*artificial neural network*). *Artificial Neural Network* ini dibuat mirip otak manusia, dimana neuron-neuron terkoneksi satu sama lain sehingga membentuk sebuah jaringan neuron yang sangat rumit.

Beberapa algoritma termasuk dalam kategori *Deep Learning* antara lain:

- a. *Convolutional Neural Networks*.
- b. *Restricted Boltzmann Machine* (RBM).
- c. *Deep Belief Networks* (DBN).
- d. *Stacked Autocoders*

2.1.5 *Python*

Python merupakan bahasa pemrograman tingkat tinggi yang sifatnya *interpreter* yaitu bahasa pemrograman yang mendukung paradigma pemrograman *object oriented programming* (OOP), prosedural dan fungsional di hampir semua *platform* sistem operasi. *Python* telah digunakan untuk mengembangkan berbagai macam *software*, seperti *systems programming*, *user interfaces*, *internet scripting*, *product customization*, *numeric programming*, dan lain sebagainya [11].

Bahasa pemrograman *Python* memiliki beberapa fitur yang dapat digunakan oleh pengembang software. beberapa fitur yang ada pada bahasa pemrograman *Python* yakni: *Multi Paradigm Design*, *Open Source*, *Simplicity*, *Library Support*, *Portability*, *Extendability* [12].



2.1.6 Computer Vision

Computer vision (CV) adalah kemampuan komputer untuk menampilkan objek digital dan mengoleksi data secara visual komputer agar mampu melihat sebuah object sehingga bisa melakukan beberapa pekerjaan yang tidak bisa dilakukan oleh manusia [13], yaitu:

- a. Komputer dapat melihat data citra dalam bentuk pixel bahkan untuk warna yang berbeda.
- b. Komputer mampu membedakan dua objek gambar yang sama persis.
- c. Komputer dapat melihat sebuah objek data dalam waktu yang lama bahkan sampai berhari-hari.

Vision sendiri adalah proses evaluasi data gambar yang biasanya bersumber dari kamera dengan algoritma tertentu dan teknik ekstraksi. Sederhananya, komputer vision adalah kemampuan mesin/ komputer melihat, memvisualisasikan dan menganalisis data berupa inputan gambar maupun video.

2.1.7 Tensor Flow

Tensorflow adalah *framework machine learning* yang bersifat *open source* yang didukung oleh *Google* dalam rangka pengembangan penelitian berbasis komputer cerdas [14]. *Tensorflow* menyediakan antarmuka untuk

mengekspresikan algoritma *machine learning* secara fleksibel dan dapat berjalan diberbagai sistem. *Tensorflow* merupakan salah satu *library* untuk *data science* paling populer dengan memiliki pengembang dan komunitas yang besar.



2.1.8 Keras

Keras adalah *interface* library yang bertujuan menyederhanakan implementasi algoritma-algoritma *deep learning* di atas *TensorFlow* [14]. *TensorFlow* sendiri adalah platform *high performance computing* berbasis alur *graph*. *Keras* dikembangkan dan dikelola oleh Francois Chollet dan dirancang untuk manusia, bukan mesin. Termasuk pustaka Python yang kuat dan mudah, *Keras* digunakan untuk tujuan pengembangan dan pengevaluasian model *deep learning*. Mengikuti praktik terbaik untuk mengurangi beban kognitif, *Keras* menawarkan API yang konsisten dan sederhana.

Fungsi *Keras* adalah mengurangi jumlah tindakan yang diperlukan dalam mengimplementasikan kode umum serta dapat menjelaskan kesalahan pengguna agar dapat ditindaklanjuti. *Keras* relatif mudah dipelajari dan digunakan karena menyediakan *front-end Python* dengan abstraksi tingkat tinggi dan memiliki opsi beberapa back-end untuk tujuan komputasi. Hal ini mungkin membuat *Keras* lebih lambat daripada kerangka kerja *deep learning* lainnya, namun sangat ramah bagi pemula.

Keras memberikan kemudahan dan fleksibilitas dalam menulis kode. Selain itu juga menyediakan beberapa fitur lain yang memperluas jangkauan aplikasi. Beberapa kelebihan *Keras* dari model *deep learning* lain mencakup:

- 1) Menunjukkan pengguna langsung menggunakan model atau mengekstrak fitur-fiturnya tanpa membuat model sendiri.
- 2) Keras adalah API yang sangat mudah dipelajari orang sehingga dibuat sesederhana mungkin.
- 3) Durasi pembuatan prototipe dalam model Keras lebih sedikit sehingga ide-ide Anda dapat diimplementasikan dan disebarluaskan dalam waktu yang relatif lebih singkat.
- 4) Keras juga menyediakan berbagai opsi penerapan yang tergantung pada kebutuhan pengguna.

2.1.9 Uji Performansi

Pengukuran performansi dari suatu sistem klasifikasi, dapat digunakan 2 (dua) buah tabel, yaitu: *confusion matrix* dan *classification report* [15]. Berikut penjelasan dari masing-masing tabel tersebut:

- 1) *Confusion matrix*: Pada dasarnya *confusion matrix* memberikan informasi perbandingan hasil klasifikasi yang dilakukan oleh sistem (model) dengan hasil klasifikasi sebenarnya. *Confusion matrix* berbentuk tabel matriks yang menggambarkan kinerja model klasifikasi pada serangkaian data uji yang nilai sebenarnya diketahui. *Confusion matrix* terdiri dari bilangan biner dengan output 0 dan 1. Tabel 1 mengilustrasikan *True Positive* (TP) dengan posisi (1,1), *True Negative* (TN) dengan posisi (0,0), *False Positive* (FP) dengan posisi (0,1), dan *False Negative* (FN) dengan posisi (1,0).

Tabel 2.1. Ilustrasi *Confusion Matrix*

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

	Prediksi (0)	Prediksi (1)
Aktual (0)	TN (0,0)	FP (0,1)
Aktual (1)	FN (1,0)	TP (1,1)

2) *Classification report*: Secara umum didasarkan pada *confusion matrix* yang terdiri dari (Tabel 2 menunjukkan *classification report*):

Skor akurasi (*accuracy*): Persen akurasi dari nilai yang benar (Persamaan 3).

$$Acc = \frac{(TP+TN)}{(TP+TN+FP+FN)} \quad \text{Pers. (3)}$$

Skor presisi (*precision*): Identifikasi proporsi Positif yang sebenarnya benar (Persamaan 4).

$$Pre = \frac{TP}{(TP+FP)} \quad \text{Pers. (4)}$$

Skor perolehan (*recall*): Proporsi aktual positif diidentifikasi dengan benar (Persamaan 5).

$$Rec = \frac{TP}{(TP+FN)} \quad \text{Pers. (5)}$$

Skor F1: Dapat diartikan sebagai bobot rata-rata presisi (*precision*) dan perolehan (*recall*) (Persamaan 6).

$$F1 \text{ Score} = 2 * \frac{(Pre*Rec)}{(Pre+Rec)} \quad \text{Pers. (6)}$$

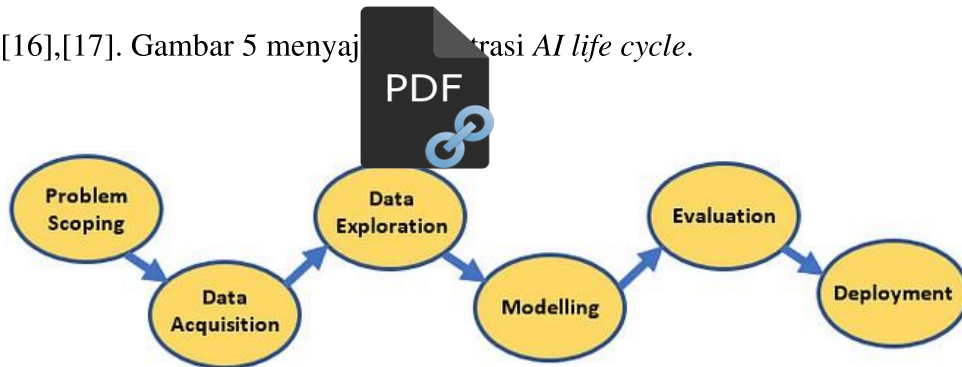
Tabel 2.2. *Classification Report*

	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>	<i>Support</i>
(0)	1.00	1.00	1.00	165
(1)	1.00	1.00	1.00	143
<i>Accuracy</i>			1.00	308

2.1.10 **Protected by PDF Anti-Copy Free** Framework AI Project Life Cycle

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)
Merupakan suatu *framework* yang dapat digunakan dalam pengembangan

AI [16],[17]. Gambar 5 menyajikan ilustrasi *AI life cycle*.



Gambar 2.2. *Framework AI Life Cycle*

Berikut tahapan-tahapan dalam framework ini antara lain:

1. *Problem Scoping*

Proses identifikasi atau memetakan batasan masalah yang ingin diselesaikan sehingga tujuan atau target menjadi semakin jelas dan lebih terarah serta lebih mudah untuk menemukan solusi.

Ada metode 4W untuk mempermudah proses problem scoping, yaitu: i) *who*, siapa saja yang terlibat dalam masalah tersebut; ii) *what*, apa masalah dan faktor pendukung masalah; iii) *where*, kondisi, suasana atau tempat masalah diamati; iv) *why*, alasan mengapa masalah tersebut perlu diselesaikan dan manfaatnya.

2. *Data Acquisition*

Proses mengumpulkan data-data yang dibutuhkan untuk membuat proyek AI. Hal ini merupakan dasar atau bahan yang selanjutnya diolah untuk dianalisis sesuai masalah dan diamati agar bisa menghasilkan solusi terbaik.

Ada beberapa cara untuk mendapatkan sumber data tersebut, yaitu:

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

- a) Tools/Alat, seperti: kamera, mikropon dan Sensor.
- b) Observasi, seperti: *Survey* penelitian.
- c) Open Data, seperti: *Google*, API (REST API, Twitter API, dan Youtube API).
- d) *Web Scraping/ Crawling*, *Web Scraping* adalah metode ekstraksi data sebuah *website* yang kemudian disimpan pada *database* dalam format (xlsx, csv, json, dan sebagainya.). Sedangkan *Crawling* hanya sebatas menjelajahi data, misalnya implementasi pada *Search Engine Optimization* (SEO) tujuannya untuk meningkatkan *traffic visitor*.

3. *Data Exploration*

Proses menjelajahi dataset untuk memahami isi, komponen dan karakteristiknya sehingga kita dapat mengetahui pola data tersebut. Beberapa metode yang digunakan dalam eksplorasi data, yaitu:

- a) *Summary Descriptive Statistics*, rangkuman properti (frekuensi, modus, *mean*, *median*, *range*, *variance* dan standar deviasi) dalam data.
- b) *Visualization*, penyajian data dalam bentuk grafis (*Bar Chart*, *Histogram*, *Box Plot*, *Scatter Plot*, *Star Plot*, *Chernoff Plot*, *Maps*).
- c) *Clustering* dan *Anomaly Detection*.

4. *Modelling*

Proses pembuatan algoritma dalam bahasa pemrograman sebagai metode pembelajaran mesin (*training phase*) yang digunakan untuk menemukan pola-pola dalam data sebagai bahan dasar pengetahuan sistem untuk

membuat keputusan atau melakukan prediksi.

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

5. *Evaluation*

Proses pengkajian dan pemilihan model terbaik yang akan digunakan untuk membuat proyek. Salah satu metode yang digunakan yaitu *Confusion Matrix* menggunakan tabel dengan 4 kombinasi berbeda dari nilai prediksi dan nilai aktual.

6. *Deployment*

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

2.2 Penelitian Terdahulu Yang Relevan

Pada subbab penelitian ini, penulis menyajikan penelitian-penelitian yang berhubungan dengan klasifikasi menggunakan *deep learning* yang telah dilakukan. Beserta Teknik-teknik yang digunakan. Tabel 3 menyajikan secara detail penelitian relevan dalam bidang *deep learning*.

Dalam hal ini fokus penelitian terdahulu yang dijadikan acuan adalah terkait dengan masalah Klasifikasi Tingkat Kematangan Roasting Biji Kopi Berbasis *Deep Learning* dengan Arsitektur Mobile Net. Oleh karena itu, peneliti melakukan langkah kajian terhadap beberapa hasil penelitian berupa jurnal-jurnal yang didapat peneliti melalui *google scholar* dan Buku.

Tabel 2.3 Penelitian Relevan

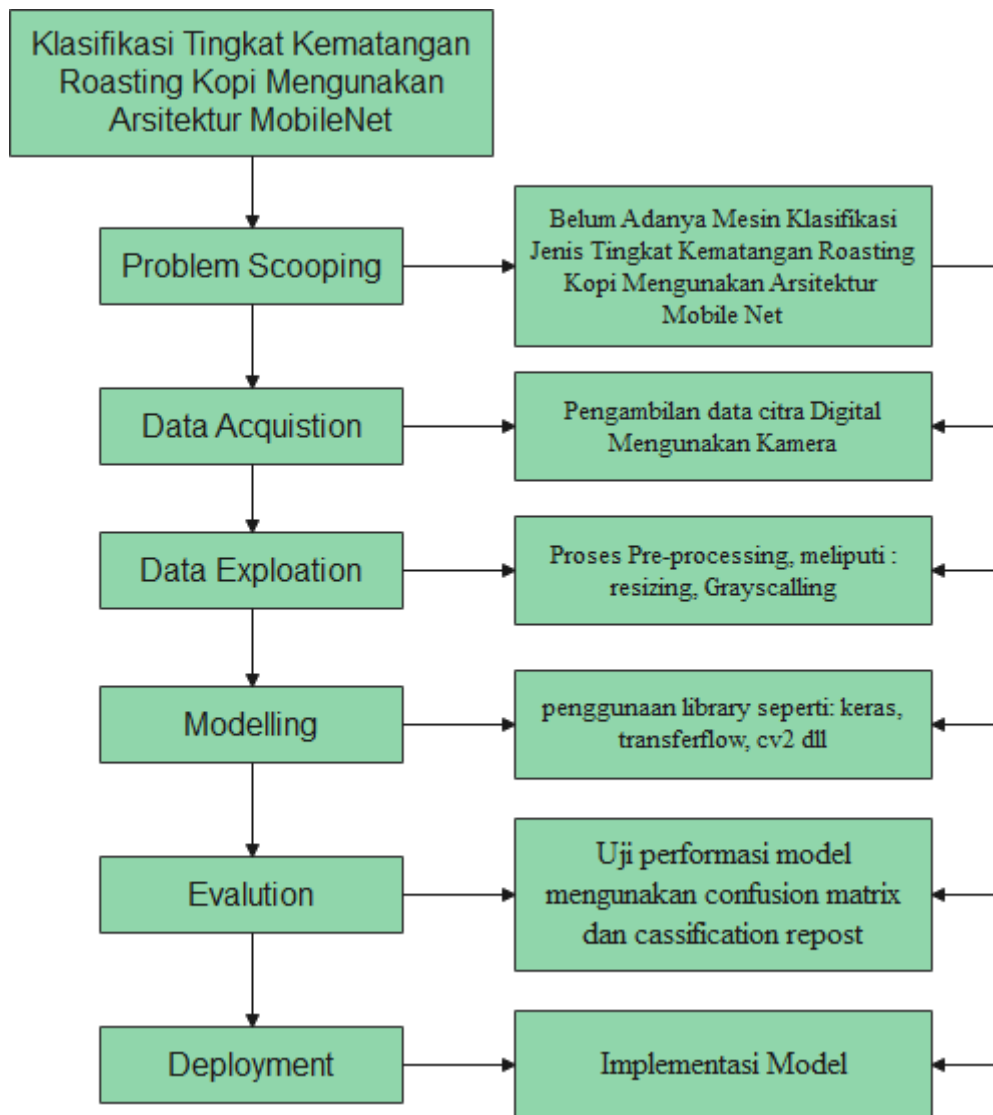
Protected by PDF Anti-Copy Free
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

No	Author/ tahun	dataset	Metode/ model	Hasil
1	Anwar Fuadi, et al, 2022 [18]	Citra dengan Kentan	Arsitektur MobileNet	Akurasi dengan evaluasi K-fold 90.86 %;
2	Daniel Carlos *, , et al,[19]	citra tembok	Arsitektur MobileNet	Akurasi pengujian sebesar 88.86%,
3	Putri Nada Zakiya1, et al,[7]	Citra data retina OCT	Arsitektur MobileNet	akurasi <i>validation</i> 92,045%
4	Oktaviana, et al, 2021 [20]	120 citra data penyakit pada daun padi	Transfer learning (ResNet101)	Akurasi sebesar 100 %
5	Rizki, et al, 2021 [21]	80 citra motif melayu tenun	Faater R-CNN	Akurasi sebesar 82 %
6	Tiarasari, et al, 2021 [22]	100 citra data penyakit jagung	CNN	Akurasi sebesar 90 %
7	Hanin, et al, 2021 [23]	1500 citra data penyakit kulit	CNN	Akurasi sebesar 95 %

2.3 Kerangka Berpikir **Protected by PDF Anti-Copy Free**

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Kerangka pemikiran dalam penelitian ini mengacu pada metode perancangan sistem yang digunakan yaitu *framework AI life cycle*. Gambar 2.3 berikut menyajikan kerangka berpikir yang menjadi acuan dalam metodologi penelitian.



Gambar 2.3 Kerangka Berpikir

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

3.1 Metode Penelitian



Pada penelitian ini penulis menggunakan pendekatan kualitatif. Kualitatif merupakan data yang berbentuk kalimat, kata ataupun gambar [24]. Pemilihan Kualitatif dikarenakan data lebih banyak bersifat keterangan atau penjelasan yang bukan berbentuk angka. Data-data pada penelitian ini data primer yaitu berupa kata-kata, ataupun perilaku yang diamati melalui observasi yaitu dating langsung ketempat penelitian di Tempat Pembuatan Kopi Bubuk Cap Lesung dan wawancara dengan pemilik usaha Kopi Cap Lesung serta data sekunder yaitu literatur mengumpulkan data-data dari jurnal dan buku.

3.2 Metode Pengumpulan Data

Untuk mendapatkan data yang akurat maka dalam penyusunan proposal skripsi ini penulis menggunakan beberapa metode pengumpulan data diantaranya adalah sebagai berikut ini :

1) Observasi

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

2) Literature Review **Protected by PDF Anti-Copy Free**

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Menggunakan metode pengumpulan data Literatur yaitu dengan mencari referensi dari buku, majalah, artikel, internet, dan sumber lainnya yang berkaitan dengan judul yang kemudian dirangkum untuk disusun dan disempurnakan



3.3 Metode Analisa

Dalam penelitian ini penulis menggunakan metode *framework AI life cycle* untuk membangun klasifikasi jenis padi menggunakan Arsitektur *MobileNet*. Berikut merupakan langkah-langkah pengembangan perangkat tersebut:

a) *Problem Scoping*

Problem scoping terkait dengan lingkup masalah sekaligus proses awal dalam *AI Project Life Cycle*, dengan menggunakan 4w+1h yakni *what* (apa), *where* (dimana), *when* (kapan), *who* (siapa), dan *how* (bagaimana).

b) *Data Acquisition*

Data Acquisition adalah proses pengumpulan, pengukuran dan validitas data, dengan cara mencari data apa saja yang dibutuhkan dan bagaimana cara mendapatkannya. Data diambil menggunakan kamera berjumlah 1600 gambar yang dibagi menjadi dua kategori utama, yaitu 1200 gambar pada kategori *train* dan 300 gambar pada kategori *test*. Jumlah kelas sebanyak 4 (kelas) antara lain: *Drak*, *Green*, *Light*, dan *medium*. Gambar 3.1 menyajikan sampel dari masing-masing kelas.

Protected by PDF^{part} Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



Gambar 3.1 Sampel data pada masing-masing kelas

c) *Data Exploration*

Data Exploration adalah tahapan setelah *Data Acquisition* dimana tahapan ini bertujuan untuk memahami karakteristik data yang telah dikumpulkan. Proses

	Data	
5	Pembuatan Proposal	
6	Pembuaan Skripsi	
7	Ujian Komprehensif	

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



3.4.2 Tempat

Tempat penelitian berlangsung di Kopi Bubuk Cap Lesung yang bealamat di Jalan Moneng Sepati RT.01 Kel Taba Pingin Kec.Lubuklinggau Selatan II Kota Lubuklinggau Sumatera Selatan kode pos 31626.

3.5 Alat dan Bahan

a. Alat

Alat yang digunakan di penelitian ini dibagi menjadi 2 macam, yaitu:

1) Perangkat keras (*Hardware*)

Perangkat Keras yang digunakan dalam penelitian ini antara lain:

- 1 unit PC;
- 1 unit *printer*;

2) Perangkat Lunak (*Software*)

Tabel 3.2. Daftar Perangkat Lunak

No	Nama Perangkat Lunak	Keterangan
1	<i>Python</i>	Bahasa pemrograman
2	<i>Keras</i>	<i>Library deep learning</i>
3	<i>tensorflow</i>	<i>Library deep learning</i>
4	<i>Scikit-learn</i>	<i>Library machine learning</i>
5	<i>matplotlib</i>	<i>Library plot graph</i>
6	<i>Cv2</i>	<i>Library openCV</i>

b. Bahan

Bahan yang dimaksud dalam pelaksanaan penelitian ini berupa bahan yang

digunakan dalam pengambilan data, antara lain, logbook, jurnal relevan, dan lain-lainnya.

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



3.6 Metode Pengujian dan per Data

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 *Confusion Matrix*

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

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

- 1) *Accuracy*, total keseluruhan seberapa sering model benar dalam klasifikasi jenis padi. 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:

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

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

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

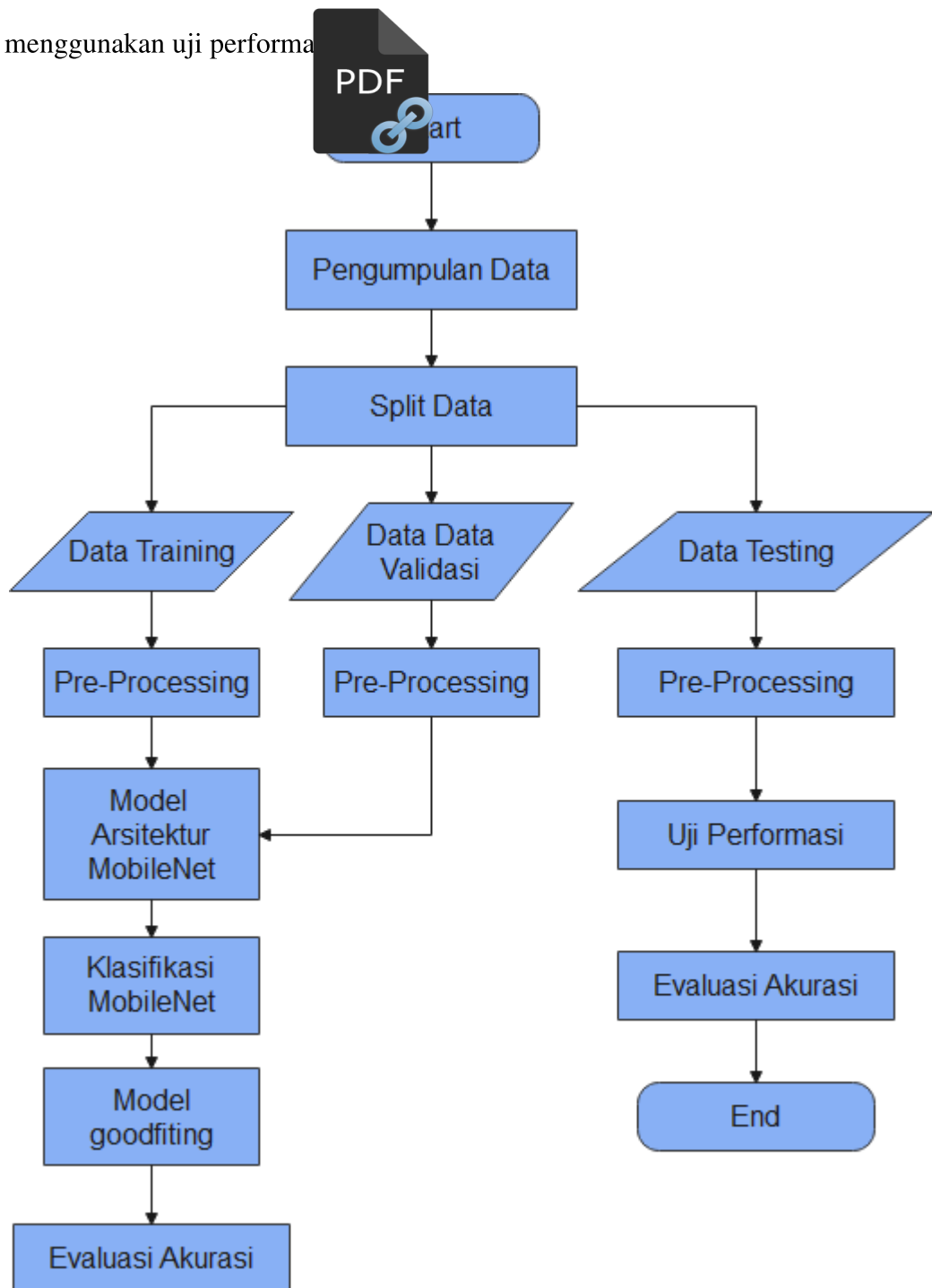
$$2 * \frac{precision * recall}{precision + recall}$$

3.7 Metode Pengujian dan Pengolahan Data

- a) Alur Kerja Sistem

Gambar 3.2 berikut menyajikan alur kerja sistem. Alur kerja sistem berawal dari proses pengumpulan data yaitu pengambilan dataset, kemudian dilakukan *split data* (permbagian data) antara *data train* dan *data test*. Kemudian dilakukan proses *resize* untuk pelatihan Arsitektur *MobileNet*. Setelah model

mencapai *goodfitting*, maka dilakukan pengujian dengan menggunakan data *testing* yang dilanjutkan dengan melakukan evaluasi model dengan menggunakan uji performa



Gambar 3.2 Alur Kerja Sistem

b) *Pre-processing* **Protected by PDF Anti-Copy Free**

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Sebelum melatih model arsitektur *MobileNet*, kami melakukan pra-pemrosesan data untuk memastikan konsistensi dan kualitas dataset. Adapun tahapan-tahapan pre-pro yang dilakukan adalah *grayscale*, *thresholding*, segmentasi, dan *resize*.

c) Arsitektur *MobileNet*

Setelah proses segmentasi selesai, kemudian dilakukan klasifikasi menggunakan arsitektur Mobile-Net. Arsitektur tersebut telah dimodifikasi untuk mendapatkan model performa yang baik. Pada arsitektur ini dimulai dengan lapisan konvolusi pertama kemudian diikuti dengan 13 lapisan dari lapisan *depthwise convolution* dan setiap lapisan diikuti oleh lapisan *pointwise convolution*. Fungsi aktivasi *Batch normalization (BN)* dan *Rectified Linear Unit (ReLU)* diterapkan setelah setiap lapisan konvolusi *depthwise* dan *pointwise*. Fungsi ini digunakan untuk membuat jaringan lebih cepat dan stabil. Setelah fitur citra input diekstraksi oleh semua lapisan convolutional, kemudian digunakan *lapisan Global Average Pooling* untuk mengurangi ukuran peta fitur yang diekstraksi. Kemudian yang terakhir yaitu lapisan *Dense* yang menggunakan fungsi aktivasi *Softmax*. Proses selanjutnya yaitu output, menampilkan hasil dari klasifikasi yang telah dilakukan berdasarkan Empat kelas yaitu *Drak*, *Green*, *Light*, dan *medium*.

d) Klasifikasi Fitur

Pada tahap ini terdapat 1 layer yaitu *fully connected layer* dan fungsi aktivasi yang digunakan yaitu softmax. Berikut ini adalah penjelasan dari layer dan fungsi aktivasi pada tahap klasifikasi fitur:

1. *Flatten* **Protected by PDF Anti-Copy Free**

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)
Flatten adalah proses membentuk ulang fitur (reshape feature map) menjadi sebuah vektor yang bisa digunakan sebagai input dari *fully connected layer*.



2. *Fully-Connected Layer*

Layer tersebut adalah *layer* yang biasanya digunakan dalam penerapan MLP dan bertujuan untuk melakukan transformasi pada dimensi data agar data dapat diklasifikasikan secara linear. Setiap neuron pada convolution layer perlu ditransformasi menjadi data satu dimensi terlebih dahulu sebelum dapat dimasukkan ke dalam sebuah *fully-connected layer*. Karena hal tersebut menyebabkan data kehilangan informasi spasialnya dan tidak reversibel, *fully-connected layer* hanya dapat diimplementasikan di akhir jaringan.

3. *Softmax Activation*

Softmax adalah fungsi yang mengambil sebagai input vektor dari bilangan real dari K , dan menormalisasi menjadi distribusi probabilitas yang terdiri dari probabilitas K . Sebelum menerapkan softmax, beberapa komponen vektor bisa negatif, atau lebih besar dari satu; dan mungkin tidak berjumlah 1, tetapi setelah menerapkan softmax, setiap komponen akan berada dalam interval $(0 - 1)$, dan komponen akan bertambah hingga 1, sehingga mereka dapat diartikan sebagai probabilitas. Selanjutnya, komponen input yang lebih besar sesuai dengan probabilitas yang lebih besar. *Softmax* sering digunakan dalam *neural network*, *Softmax* ini digunakan untuk menentukan output yang sesuai.

e) Evaluasi Model **Protected by PDF Anti-Copy Free**

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Melakukan evaluasi model dengan menghitung berapa besar akurasi yang dihasilkan.



Protected by PDF Anti-Copy Free
LAB IV
HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN
 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

4.1 Gambaran Umum (Tempat Penelitian)

4.1.1 Sejarah Tempat Penelitian

Sejarah Kopi Cap Lesung di dirikan mulai tahun 2019 dimulai dari bisnis kopi rumahan, hingga dipasarkan secara luas. Kopi cap lesung di dirikan oleh Asep Hidayat.

Kopi Bubuk Cap Lesung menawarkan kopi dari berbagai perkebunan kopi di Sumatera selatan, mulai dari daerah Selamgit, Kepahiang dan Tebing Tinggi.

Kopi Cap Lesung memiliki beberapa keunggulan, di antaranya:

1. Menjadi kedai kopi khas Lubuklinggau yang terfavorit
2. Selalu menambahkan varian kopi berkualitas tinggi
3. Menyediakan varian Kopi Berkelas

4.1.2 Visi Misi

4.1.2.1 Visi

Menjadi pemimpin pasar UMKM dalam produk makanan dan minuman berbasis kopi di Sumatera Selatan.

4.1.2.2 Misi

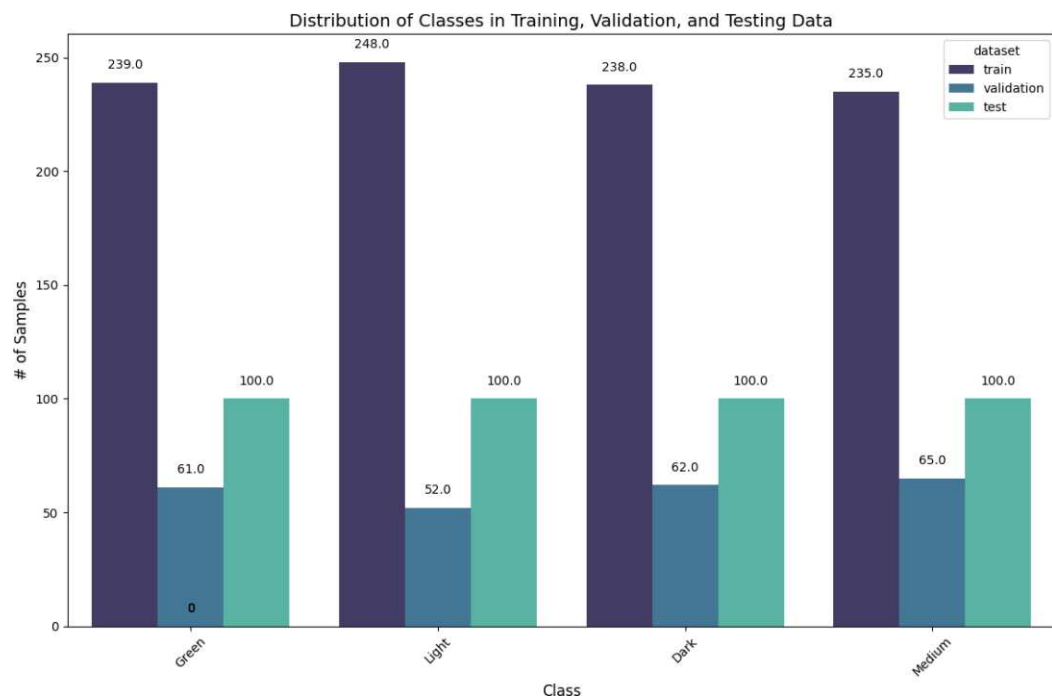
Menyediakan produk unggulan yang berbasis kopi untuk memenuhi kebutuhan dan kepuasan pelanggan

4.2 Hasil **Protected by PDF Anti-Copy Free**

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

4.2.1 Persiapan distribusi data

Dataset terdiri dari 2 folder untuk masing-masing data train dan test. Masing-masing folder terdiri dari setiap kelas yang ada yaitu light, green, dark, dan medium. Gambar 4.1 menyajikan sebaran data dari masing-masing kelas. Dalam membangun model, diperlukan data validasi yang diambil sebesar 20 % dari data train.



Gambar 4.1 Distribusi data

4.2.2 Preprocessing

Untuk meningkatkan ketajaman gambar, diperlukan proses enhancement dengan menggunakan metode *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE). Gambar 4.2 menyajikan hasil dari proses CLAHE.



Gambar 4.2 Proses CLAHE

4.2.3 Ekstraksi fitur dengan arsitektur *MobileNetV2* dan fully connected layer

Model: "model"

Layer (type)	Output Shape	Param #
input_1 (InputLayer)	[(None, 224, 224, 3)]	0
mobilenetv2_1.00_224 (Functional)	(None, 7, 7, 1280)	2257984
batch_normalization (BatchNormalization)	(None, 7, 7, 1280)	5120
global_average_pooling2d (GlobalAveragePooling2D)	(None, 1280)	0
dense (Dense)	(None, 512)	655872
dropout (Dropout)	(None, 512)	0
output_layer (Dense)	(None, 4)	2052

=====
 Total params: 2,921,028
 Trainable params: 660,484
 Non-trainable params: 2,260,544
 =====

Gambar 4.3 Model Summary

Gambar 4.3 menyajikan ringkasan model yang dibangun. Model yang diberikan adalah arsitektur jaringan saraf konvolusional (CNN) yang menggunakan *MobileNetV2* sebagai *backbone* untuk ekstraksi fitur, diikuti dengan beberapa lapisan tambahan untuk klasifikasi. Berikut adalah rincian dari setiap komponen model:

1. Struktur Model **Protected by PDF Anti-Copy Free**

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

a. Input Layer

- Tipe: InputLayer
- Output Shape: (None, 4, 224, 3)
- Deskripsi: Ini adalah lapisan input yang menerima gambar berukuran 224x224 piksel dengan 3 saluran warna (RGB). None menunjukkan bahwa ukuran batch dapat bervariasi.



b. MobileNetV2

- Tipe: Functional
- Output Shape: (None, 7, 7, 1280)
- Parameter #: 2,257,984
- Deskripsi: *MobileNetV2* adalah model CNN yang dirancang untuk efisiensi dan kecepatan, terutama pada perangkat mobile. Ia mengurangi jumlah parameter dan komputasi dengan menggunakan teknik seperti depthwise separable convolutions. Output dari lapisan ini adalah tensor dengan dimensi spasial yang lebih kecil (7x7) dan jumlah fitur sebanyak 1280.

c. Batch Normalization

- Output Shape: (None, 7, 7, 1280)
- Parameter #: 5,120
- Deskripsi: Lapisan ini digunakan untuk menormalkan output dari lapisan sebelumnya. Ini membantu dalam mempercepat pelatihan dan meningkatkan stabilitas model.

d. **Protected by PDF Anti-Copy Free**

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

- Output Shape: (None, 1280)
- Parameter #: 0
- Deskripsi: Lapisan ini meratakan output dari lapisan sebelumnya menjadi vektor satu dimensi dengan panjang fitur sebanyak 1280. Ini menggantikan kebutuhan akan lapisan fully connected tradisional dan membantu mengurangi overfitting.



e. Dense Layer

- Output Shape: (None, 512)
- Parameter #: 655,872
- Deskripsi: Lapisan dense ini memiliki 512 neuron yang terhubung ke semua neuron di lapisan sebelumnya. Ini berfungsi untuk mengubah dimensi fitur menjadi representasi yang lebih kompak sebelum klasifikasi akhir.

f. Dropout Layer

- Output Shape: (None, 512)
- Parameter #: 0
- Deskripsi: Lapisan dropout digunakan untuk mencegah overfitting dengan secara acak menonaktifkan sejumlah neuron selama pelatihan. Ini membantu model generalisasi lebih baik pada data baru.

g. Output Layer

- Output Shape: (None, 4)

Protected by PDF Anti-Copy Free

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

- Deskripsi: Ini adalah lapisan akhir yang menghasilkan prediksi untuk empat kelas (Light, Green, Dark, Medium). Jumlah neuron di lapisan ini sesuai dengan jumlah kelas yang ingin diprediksi.

2. Ringkasan Parameter

- Total Parameters: 2,921,028
- Trainable Parameters: 660,484
- Non-trainable Parameters: 2,260,544

Total parameter model menunjukkan bahwa meskipun ada banyak parameter di seluruh model (terutama di *MobileNetV2*), hanya sebagian kecil dari mereka yang dapat dilatih (660,484). Ini menunjukkan bahwa banyak parameter berasal dari lapisan pre-trained *MobileNetV2* yang tidak diubah selama pelatihan. Non-trainable parameters sebagian besar berasal dari lapisan yang telah dilatih sebelumnya dalam *MobileNetV2*.

Model ini merupakan arsitektur CNN yang efisien dan kuat untuk tugas klasifikasi gambar dengan memanfaatkan kekuatan *MobileNetV2*. Dengan penggunaan batch normalization dan dropout, model ini dirancang untuk meningkatkan performa dan generalisasi sambil menjaga efisiensi komputasi. Arsitektur ini sangat cocok untuk aplikasi di mana kecepatan dan akurasi diperlukan dalam pengenalan gambar.

4.2.4 Pelatihan sistem

Hyperparameter memungkinkan untuk melakukan konfigurasi variabel eksternal yang digunakan untuk mengelola pelatihan model machine learning.

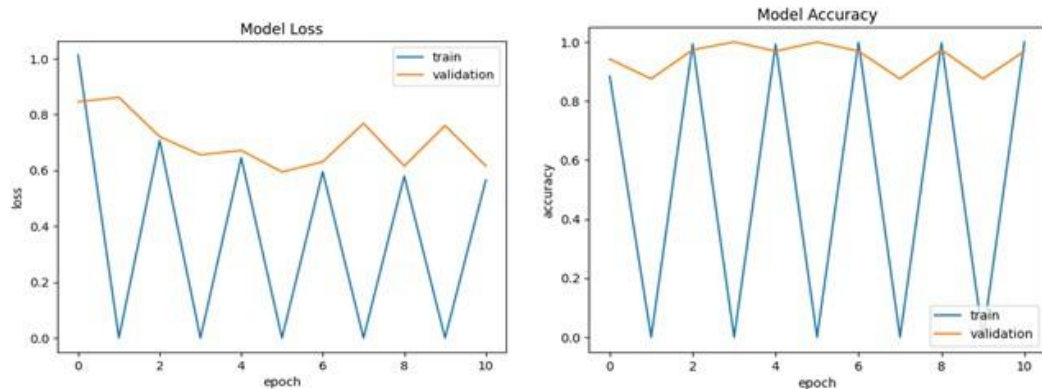
Tabel 4.1 menyajikan konfigurasi hyperparameter yang digunakan.

Protected by PDF Anti-Copy Free
Tabel 4.1 Konfigurasi hyperparameter

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

No	Hyperparameter	Value
1	Batch	32
2	Learning	0.001
3	Epoch	50
4	Optimizer	Adam

4.2.5 Hasil pelatihan model

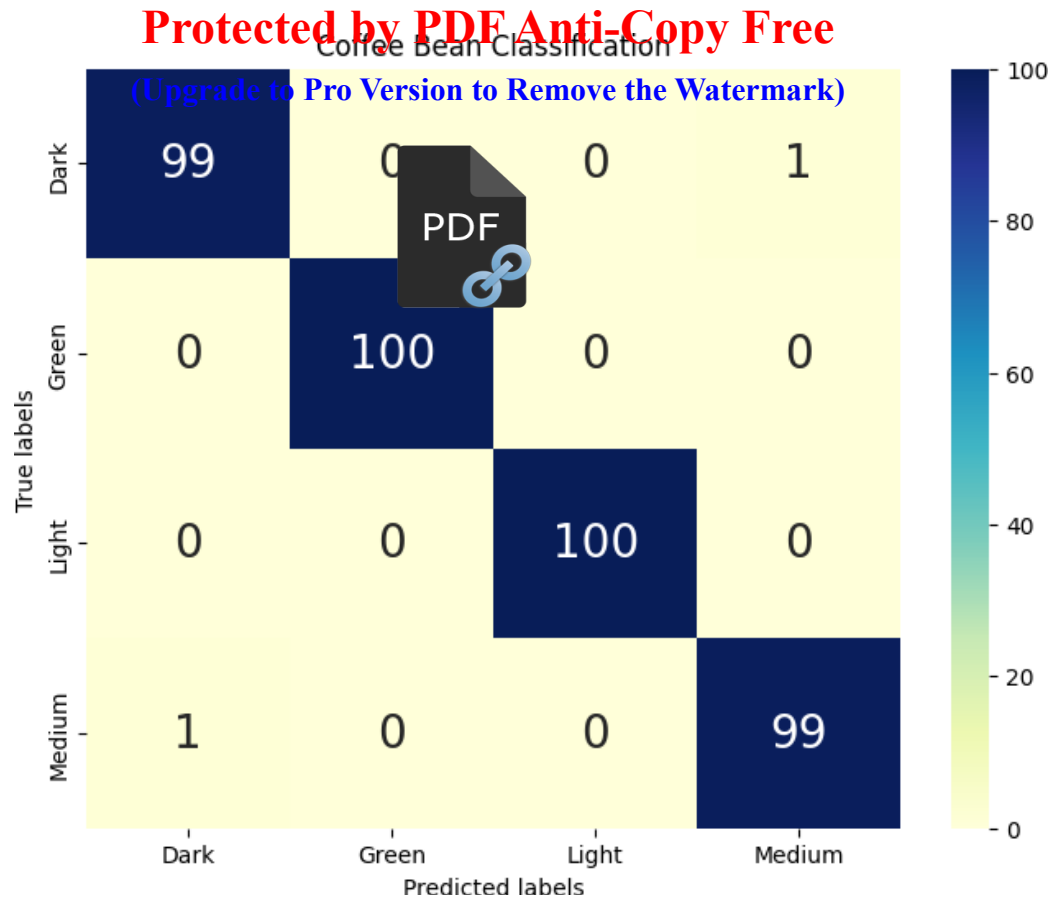


Gambar 4.4 Grafik loss dan accuracy

Gambar 4.4 menyajikan data tentang grafik loss dan accuracy. Terlihat jelas bahwa model berjalan dengan baik yang menunjukkan model tidak terjadi overfitting.

4.2.6 Evaluasi model

Evaluasi model antara lain melihat seberapa bagus model dalam mengidentifikasi setiap kelas yang ada. Evaluasi model ini meliputi confusion matrix, dan classification report.



Gambar 4.5 Confusion Matrix

	precision	recall	f1-score	support
Dark	0.9900	0.9900	0.9900	100
Green	1.0000	1.0000	1.0000	100
Light	1.0000	1.0000	1.0000	100
Medium	0.9900	0.9900	0.9900	100
accuracy			0.9950	400
macro avg	0.9950	0.9950	0.9950	400
weighted avg	0.9950	0.9950	0.9950	400

Gambar 4.6 Classification Report

Gambar 4.5 menyajikan hasil dari confusion matrix. Baris pertama menunjukkan bahwa dari total 100 contoh untuk kelas Dark, model memprediksi dengan benar sebanyak 99 dan salah memprediksi sebanyak 1 sebagai Medium. Baris kedua menunjukkan bahwa semua contoh untuk kelas Green diprediksi dengan benar. Baris ketiga menunjukkan bahwa semua contoh untuk kelas Light

diprediksi dengan benar. Baris keempat menunjukkan bahwa dari total contoh untuk kelas Medium, satu contoh salah diprediksi sebagai Light, sementara sisanya diprediksi dengan benar.



Gambar 4.6 menyajikan confusion report dari model klasifikasi. Kelas Dark: Model sangat baik dalam mengidentifikasi kelas ini dengan precision yang sempurna (1.0000) meskipun recall sedikit lebih rendah (0.9900). Kelas Green: Model menunjukkan performa sempurna dengan precision dan recall keduanya mencapai 1.0000. Kelas Light: Precision sangat tinggi (0.9901) dan recall sempurna (1.0000), menunjukkan bahwa model hampir tidak membuat kesalahan dalam klasifikasi kelas ini. Kelas Medium: Precision (0.9900) dan recall (0.9900) juga sangat baik, menunjukkan bahwa model mampu mengenali kelas ini dengan baik.

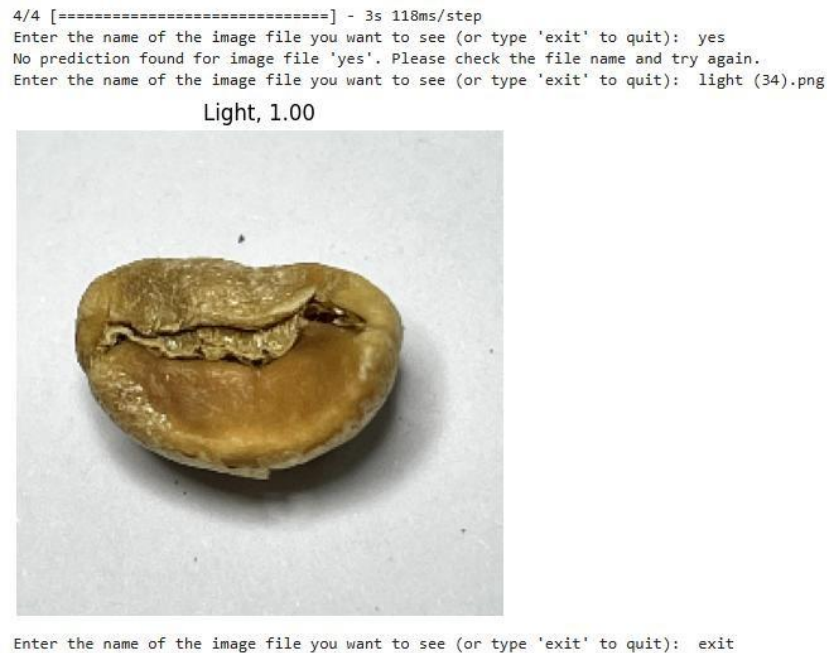
Akurasi Total sebesar **0.9950**. Ini menunjukkan bahwa model benar dalam memprediksi sekitar 99.50% dari semua contoh dalam dataset. Rata-Rata Macro Average antara lain: Precision 0.9950, Recall: 0.9950, F1-Score: 0.9950. Rata-rata makro menghitung rata-rata dari metrik tanpa mempertimbangkan jumlah contoh di setiap kelas, memberikan gambaran umum tentang kinerja model di semua kelas.

Weighted Average antara lain: Precision: 0.9950, Recall: 0.9950, F1-Score: 0.9950. Rata-rata berbobot mempertimbangkan jumlah contoh di setiap kelas, memberikan gambaran yang lebih representatif tentang kinerja model pada dataset secara keseluruhan.

4.2.7 Pengujian dengan input data

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Pengujian dengan input data dimaksudkan untuk menguji model yang telah dibangun. Gambar 4.7 menunjukkan hasil pengujian dari proses input data pada model.



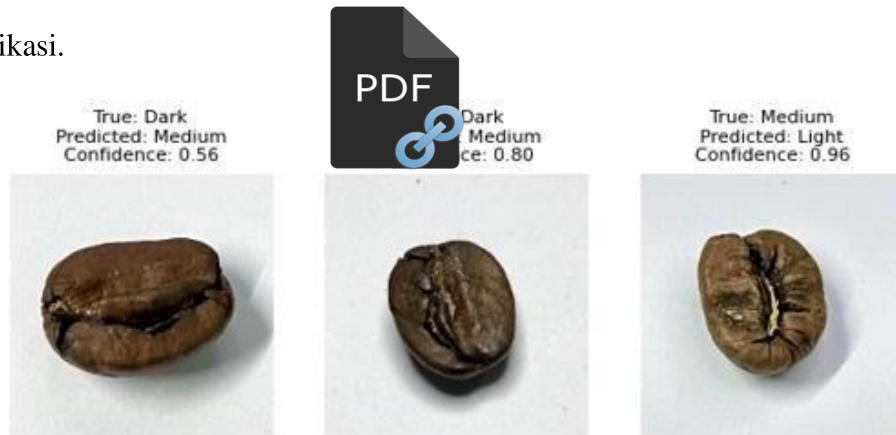
Gambar 4.7 Pengujian model

4.3 Pembahasan

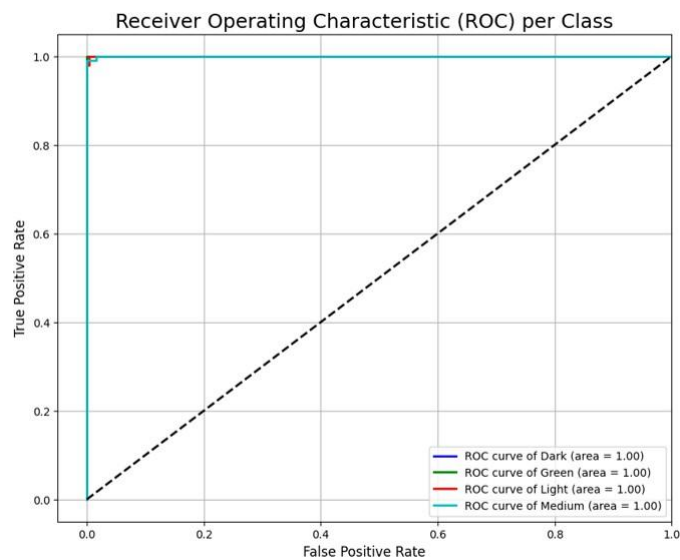
Model menunjukkan performa yang sangat baik dalam klasifikasi empat kelas dengan akurasi total sebesar 99.50% dan nilai f1-score mendekati sempurna di semua kelas. Confusion matrix mengindikasikan bahwa kesalahan yang terjadi relatif kecil dan terfokus pada beberapa contoh tertentu, terutama pada kelas Dark dan Medium.

Dengan hasil ini, model dapat dianggap handal untuk aplikasi klasifikasi yang dihadapi, meskipun tetap ada ruang untuk perbaikan lebih lanjut, terutama dalam mengurangi kesalahan pada kelas tertentu jika diperlukan untuk aplikasi kritis. Dari 300 data uji, terdapat 3 misklasifikasi yang didapat, yaitu 2 sampel

‘dark’ yang diprediksi ‘medium’ dan 1 sampel ‘medium’ yang diprediksi ‘light’.
 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)
 Gambar 4.8 menyajikan misklasifikasi yang dihasilkan dari hasil proses klasifikasi.



Gambar 4.8 Misklasifikasi



Gambar 4.9 Kurva RoC

Gambar 4.9 menyajikan kurva RoC. Kurva ROC (Receiver Operating Characteristic) adalah alat penting dalam evaluasi model klasifikasi, yang menggambarkan performa model dengan memplot rasio positif yang benar (True Positive Rate, TPR) terhadap rasio positif yang salah (False Positive Rate, FPR) pada berbagai ambang batas klasifikasi. Berikut adalah gambaran tentang kurva

ROC dan implan. Dari hasil yang menunjukkan nilai 1,000 untuk masing-masing kelas. **Protected by PDF Anti-Copy Free**
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Karakteristik Kurva RO



1. Sumbu X dan Y:

- Sumbu X (FPR): Menunjukkan tingkat kesalahan dalam memprediksi kelas positif (false positive rate).
- Sumbu Y (TPR): Menunjukkan kemampuan model dalam mengidentifikasi kelas positif dengan benar (true positive rate).

2. Garis Diagonal:

- Garis diagonal dari titik (0,0) ke (1,1) mewakili kinerja model acak. Model yang lebih baik akan memiliki kurva yang berada di atas garis ini, mendekati titik (0,1).

3. Area Under Curve (AUC):

- AUC adalah ukuran dari keseluruhan kinerja model. Nilai AUC berkisar antara 0 hingga 1, di mana nilai 1 menunjukkan model sempurna yang dapat membedakan antara kelas positif dan negatif tanpa kesalahan.
- Jika $AUC = 1.000$ untuk masing-masing kelas, ini menunjukkan bahwa model dapat mengklasifikasikan semua contoh dengan sempurna tanpa kesalahan.

4. Interpretasi Hasil $AUC = 1.000$

- Kinerja Sempurna: Nilai AUC sebesar 1.000 berarti bahwa model berhasil mengidentifikasi semua contoh positif dan negatif dengan akurasi sempurna di semua ambang batas klasifikasi.

Protected by PDF Anti-Copy Free

- Tidak Ada Kesalahan Klasifikasi: Semua prediksi untuk setiap kelas benar, tanpa adanya false positives atau false negatives.

- Keandalan Model ini sangat dapat diandalkan untuk aplikasi praktis tidak hanya menunjukkan akurasi tinggi tetapi juga konsistensi dalam memprediksi setiap kelas.

Kurva ROC adalah alat yang kuat untuk menilai dan membandingkan kinerja model klasifikasi. Hasil yang menunjukkan nilai $AUC = 1.000$ untuk masing-masing kelas menandakan bahwa model tersebut sangat efektif dan dapat digunakan dengan percaya diri dalam situasi di mana akurasi prediksi sangat penting.

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

5.1 Kesimpulan



Berdasarkan analisis hasil dari model klasifikasi yang telah dilakukan, dapat dirumuskan kesimpulan sebagai berikut:

1. Kinerja Model yang Sangat Baik:

Model menunjukkan performa luar biasa dengan akurasi total sebesar 99.50%. Semua metrik kinerja (precision, recall, dan f1-score) untuk masing-masing kelas berada pada tingkat yang sangat tinggi, dengan beberapa kelas mencapai nilai sempurna (1.000).

2. Evaluasi Melalui Metrik Kinerja:

Precision dan recall untuk setiap kelas menunjukkan bahwa model tidak hanya mampu mengidentifikasi contoh positif dengan akurat tetapi juga meminimalkan kesalahan dalam prediksi negatif. Ini penting untuk aplikasi di mana kesalahan klasifikasi dapat memiliki konsekuensi serius.

3. Kurva ROC dan AUC:

Dengan nilai AUC mencapai 1.000 untuk masing-masing kelas, model ini menunjukkan kemampuan sempurna dalam membedakan antara kelas-kelas yang ada, tanpa menghasilkan false positives atau false negatives.

4. Confusion Matrix:

Analisis confusion matrix mengindikasikan bahwa kesalahan klasifikasi sangat minim dan terfokus pada beberapa contoh tertentu, terutama di kelas Dark dan Medium. Ini menunjukkan bahwa meskipun model sangat

baik, ada ruang untuk perbaikan lebih lanjut dalam mengurangi kesalahan tersebut. **(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)**

5. Relevansi Praktis:



Hasil ini menunjukkan model dapat diandalkan untuk aplikasi praktis dalam klasifikasi gambar atau pengenalan pola, di mana akurasi tinggi sangat penting.

6. Pertimbangan Lanjutan:

Meskipun hasilnya sangat positif, penting untuk terus memantau performa model pada dataset baru dan mempertimbangkan teknik seperti hyperparameter tuning atau augmentasi data jika diperlukan untuk meningkatkan generalisasi model.

Secara keseluruhan, model ini menunjukkan potensi besar dalam tugas klasifikasi yang dihadapi, dan hasil evaluasi memberikan keyakinan akan keandalannya dalam aplikasi dunia nyata.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil evaluasi model yang sangat baik, berikut adalah beberapa saran untuk pengembangan lebih lanjut yang dapat meningkatkan kinerja dan aplikabilitas model:

1. Peningkatan Dataset

- **Augmentasi Data:** Pertimbangkan untuk menerapkan teknik augmentasi data untuk meningkatkan keragaman dataset pelatihan. Ini dapat membantu model belajar dari variasi yang lebih banyak dan meningkatkan generalisasi.

- **Protected by PDF Anti-Copy Free**
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)
Pengumpulan Data Tambahan: Jika memungkinkan, kumpulkan lebih banyak data, terutama untuk kelas-kelas yang mungkin kurang terwakili. Ini dapat membantu mengurangi bias dan meningkatkan akurasi model.



2. Hyperparameter Tuning

- Eksplorasi Hyperparameter: Lakukan tuning hyperparameter lebih lanjut menggunakan metode seperti Grid Search atau Bayesian Optimization untuk menemukan kombinasi optimal yang dapat meningkatkan performa model.
- Penggunaan Teknik Regularisasi: Pertimbangkan untuk menambahkan teknik regularisasi seperti L1 atau L2 regularization untuk mencegah overfitting, terutama jika model mulai menunjukkan tanda-tanda overfitting pada data baru.

3. Evaluasi Berkelanjutan

- Validasi Silang (Cross-Validation): Gunakan teknik validasi silang untuk mendapatkan estimasi yang lebih akurat tentang kinerja model di berbagai subset data.
- Monitoring Model: Implementasikan sistem monitoring untuk mengevaluasi kinerja model secara real-time setelah diterapkan di lapangan, sehingga dapat segera dilakukan perbaikan jika diperlukan.

4. Penerapan Model di Dunia Nyata

- Uji Coba Lapangan: Lakukan uji coba model dalam kondisi nyata untuk memahami bagaimana model berfungsi di lingkungan

Protected by PDF Anti-Copy Free
 operasional ini juga membantu dalam mengidentifikasi potensi masalah yang tidak terlihat selama pelatihan.

- Feedback dari Pengguna: Kumpulkan umpan balik dari pengguna akhir tentang kinerja model dan bagaimana hasilnya digunakan, sehingga dapat dilakukan penyesuaian berdasarkan kebutuhan pengguna.

5. Eksplorasi Arsitektur Model Lain

- Model Lain: Pertimbangkan untuk mengeksplorasi arsitektur model lain atau teknik ensemble (misalnya, Random Forest, Gradient Boosting) untuk membandingkan performa dan melihat apakah ada peningkatan.
- Transfer Learning: Jika menggunakan dataset baru atau domain berbeda, pertimbangkan untuk menerapkan transfer learning dari model yang sudah ada, yang mungkin telah dilatih pada dataset besar dan relevan.

6. Pelatihan Berkelanjutan

- Model Adaptif: Kembangkan sistem pelatihan berkelanjutan di mana model secara berkala diperbarui dengan data baru untuk menjaga kinerjanya tetap optimal seiring waktu.
- Retraining: Jadwalkan retraining model secara berkala dengan data terbaru untuk memastikan bahwa model tetap relevan dan akurat.

Dengan mengikuti saran-saran ini, dapat dipastikan bahwa model tidak hanya tetap efektif tetapi juga mampu beradaptasi dengan perubahan data dan

kebutuhan pengguna di masa depan. Hal ini akan membantu dalam
Protected by PDF Anti-Copy Free
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)
mempertahankan keandalan dan relevansi model dalam aplikasi praktis.



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

- [1] S. Febriady Marpaung, Khairina, Rizki Muliono³, Muhathir, “Penerapan Arsitektur Mobile-Net 2 Pada Klasifikasi Penyakit Daun Teh,” vol. 8, pp. 215–225, 2024.
- [2] D. A. Nugraha and A. S. Wiguna, “Klasifikasi Tingkat Roasting Biji Kopi Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Berbasis Citra Digital,” *SMARTICS J.*, vol. 4, no. 1, pp. 1–4, 2018, doi: 10.21067/smartics.v4i1.2165.
- [3] I. Alfiantama, M. I. Kresnawan, and A. P. Handoko, “Klasifikasi Tingkat Roasting Biji Kopi Dengan Metode CNN,” *Pros. Semin. Nas. Teknol. Dan Sains Tahun 2024*, vol. 3, pp. 285–290, 2024.
- [4] A. Fuadi and A. Suharso, “Perbandingan Arsitektur Mobilenet Dan Nasnetmobile Untuk Klasifikasi Penyakit Pada Citra Daun Kentang,” *JIPi (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.)*, vol. 7, no. 3, pp. 701–710, 2022, doi: 10.29100/jipi.v7i3.3026.
- [5] P. B. N. Setio, D. R. S. Saputro, and Bowo Winarno, “Klasifikasi Dengan Pohon Keputusan Berbasis Algoritme C4.5,” *Prism. Pros. Semin. Nas. Mat.*, vol. 3, pp. 64–71, 2020.
- [6] U. Khultsum, F. Sarasati, and G. Taufik, “Penerapan Metode Mobile-Net Untuk Klasifikasi Citra Penyakit Kanker Paru-Paru,” *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 9, no. 5, p. 1366, 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i5.4918.
- [7] P. N. Zakiya, L. Novamizanti, and S. Rizal, “Klasifikasi Patologi Makula Retina Melalui Citra Oct Menggunakan Convolutional Neural Network Dengan (Classification of Pathology of Macula Retina Through Oct Image Using,” *e-Proceeding Eng.*, vol. 8, no. 5, pp. 5072–5082, 2021.
- [8] T. Israldi, E. Haerani, S. Sanjaya, and F. Syafria, “Klasifikasi American Sign Language Menggunakan Convolutional Neural Network,” *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 4, no. 3, 2022, doi: 10.47065/bits.v4i3.2570.
- [9] I. P. W. Merta, I. M. G. Sunarya, and I. K. R. Arthana, “Handgesture To Text Dengan Metode Artificial Intelligence KNN (K-Nearest Neighbour),”

Protected by PDF Anti-Copy Free
 KARMA PAI (Kumpulan Artikel Mahasiswa Pendidikan Teknik Informatika), vol. 4, no. 1,
 pp. (8-27), 2016. **Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark**


- [10] P. A. Nugroho, I. Fenriana, and R. Arijanto, "Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Ekspresi Manusia," *Algor*, vol. 2, pp. 12–21, 2020.
- [11] M. A. Akbar, "Jurnal Coding Sistem Komputer Untan," *J. Coding Sist. Komput. Untan*, vol. 04, no. 2, pp. 184–194, 2016.
- [12] D. A. Budi, "Perancangan Sistem Login pada Aplikasi Berbasis GUI Menggunakan Qtdesigner Python," *J. SIMADA (Sistem Inf. dan Manaj. Basis Data)*, vol. 4, no. 2, pp. 92–100, 2021, doi: 10.30873/simada.v4i2.2961.
- [13] A. Purno and W. Wibowo, "Implementasi Teknik Computer Vision Dengan Metode Colored Markers Trajectory Secara Real Time," *J. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 1, pp. 45–48, 2016.
- [14] C. N. Ihsan, "Klasifikasi Data Radar Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)," *J. Comput. Inf. Technol.*, vol. 4, no. 2, p. 115, 2021, doi: 10.25273/doubleclick.v4i2.8188.
- [15] J. Xu, Y. Zhang, and D. Miao, "Three-way confusion matrix for classification: A measure driven view," *Inf. Sci. (Ny)*, vol. 507, pp. 772–794, 2020, doi: 10.1016/j.ins.2019.06.064.
- [16] H. Rahman, R. S. D’Cruze, M. U. Ahmed, R. Sohlberg, T. Sakao, and P. Funk, "Artificial Intelligence-Based Life Cycle Engineering in Industrial Production: A Systematic Literature Review," *IEEE Access*, vol. 10, no. December, pp. 133001–133015, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3230637.
- [17] D. De Silva and D. Alahakoon, "An artificial intelligence life cycle: From conception to production," *Patterns*, vol. 3, no. 6, 2022, doi: 10.1016/j.patter.2022.100489.
- [18] R. A. Pengestu, B. Rahmat, and F. T. Anggraeni, "Implementasi algoritma CNN untuk klasifikasi citra lahan dan perhitungan luas," *J. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 1, no. 1, pp. 166–174, 2020.
- [19] D. Carlos, D. Erny Herwindiati, and C. Lubis, "Implementasi Algoritma

Convolutional Neural Networks Untuk Klasifikasi Jenis Cat Tembok Menggunakan Algoritma MobileNetV2,” *Techol. Sist.*, vol. 6, no. 1, pp. 395–402, 2024, doi: 10.47065/techol.v6i1.5322.

- [20] Ulfah Nur Oktaviana, R. Adhawan, Alfian Dwi Khoirul Annas, and Galih Wasis Wicaksono, “Klasifikasi Penyakit Padi berdasarkan Citra Daun Menggunakan Model Terlatih Resnet101,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 6, pp. 1216–1222, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i6.3607.
- [21] Y. Rizki, R. Medikawati Taufiq, H. Mukhtar, and D. Putri, “Klasifikasi Pola Kain Tenun Melayu Menggunakan Faster R-CNN,” *IT J. Res. Dev.*, vol. 5, no. 2, pp. 215–225, 2021, doi: 10.25299/itjrd.2021.vol5(2).5831.
- [22] A. TiaraSari and E. Haryatmi, “Penerapan Convolutional Neural Network Deep Learning dalam Pendeteksian Citra Biji Jagung Kering,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 2, pp. 265–271, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i2.3040.
- [23] M. A. Hanin, R. Patmasari, R. Y. N. Fuâ, and others, “Sistem Klasifikasi Penyakit Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN),” *eProceedings Eng.*, vol. 8, no. 1, pp. 273–281, 2021.
- [24] Sugiyono, *Statistika Untuk Penelitian*. Bandung: Alfabeta, 2013.

LAMPIRAN

Lampiran 1 Lembar A.C.C Bimbingan Skripsi Dosen I
 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)






UNIVERSITAS BINA INSAN
 FAKULTAS ILMU TEKNIK

Jalan Jendral Peta No. 111, Lubuklinggau Selatan 1 Kota Lubuklinggau Provinsi Sumatera Selatan

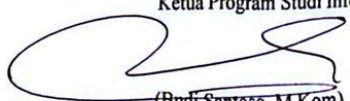
LEMBAR BIMBINGAN SKRIPSI

PDF

Nama : Tegar Firmansyah
 Nim : 2102020110
 Program Studi : Informatika
 Pembimbing 1 : Dr. Rudi Kurniawan, S.T., M.Kom
 Pembimbing 2 : Asep Toyib Hidayat, M.Kom
 Judul : Klasifikasi Tingkat Kematangan Rosting Biji Kopi Berbasis Deep Learning Dengan Arsitektur Mobile Net

NO	TANGGAL	TOPIK	KOMENTAR PEMBIMBING	TANDA TANGAN PEMBIMBING	
				1	2
			Perbaiki hasil, tambahkan konfigurasi Hyperparameter yang ada		
			Perbaiki pembahasan, tambahkan kesimpulan		
	13/2025		Ace, tambahkan Daftar Ujara		

Lubuklinggau,2024
 Ketua Program Studi Informatika


 (Budi Santoso, M.Kom)

CS Dipindai dengan CamScanner





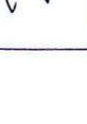
Lampiran 1 Lembar A.C.C. Bimbingan Skripsi Dosen 2
 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

YAYASAN PENDIDIKAN DWI TUNGGAL PALEMBANG
 UNIVERSITAS BINA INSAN
 FAKULTAS ILMU TEKNIK
 Jalan Jenderal Besar H.M. ...
 Lubuklinggau, Kec. Lubuklinggau Selatan 1 Kota Lubuklinggau Provinsi Sumatera Selatan

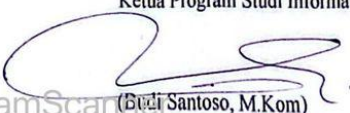
PDF AN SKRIPSI

LEMBAR BIMBINGAN SKRIPSI

Nama : Tegar Firmansyah
 Nim : 2102020110
 Program Studi : Informatika
 Pembimbing 1 : Dr. Rudi Kurniawan, S.T., M.Kom
 Pembimbing 2 : Asep Toyib Hidayat, M.Kom
 Judul : Klasifikasi Tingkat Kematangan Rosting Biji Kopi Berbasis Deep Learning Dengan Arsitektur Mobile Net

NO	TANGGAL	TOPIK	KOMENTAR PEMBIMBING	TANDA TANGAN PEMBIMBING	
				1	2
	24/2024 /12		Perbaiki teks tulis lengkap Data Pembahasan		
	27/2024 /12		Perbaiki Bab IV lengkap Data Set Perbaiki		
	30/2024 /12		Perbaiki Hasil Data tes dan sisa uji		
	03/2025 /01		Perbaiki Kesimpulan dan Saran		
	06/2025 /01		Acc lanjut Pembimbing I		

Lubuklinggau,2024
 Ketua Program Studi Informatika


 (Budi Santoso, M.Kom)

CS Dipindai dengan CamScanner

Lampiran 3 Formulir Pengajuan Judul Skripsi
Protected by PDF Anti-Copy Free
 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

UNIVERSITAS BINA INSAN
 Jalan Jendral Besar Lubuk Kupang Kec. Lubuklinggau Selatan I Kota Lubuklinggau Provinsi Sumatera Selatan

**Formulir Pengajuan Judul Skripsi
 Program Studi Informatika**

Nama : Tegar Firmansyah
 NIM : 2102020110
 Alamat : Jl Yos Sudarto Rt 02 Kelurahan Marga Mulya
 No.Hp : 082176737162

Rumusan Masalah 1 : Klasifikasi Tingkat Kematangan roasting kopi yang dapat membaca tingkat kematangan hasil roasting kopi sehingga diharapkan dapat membantu masyarakat awam untuk dapat mengolah kopi dengan baik

Judul 1 : *leatring kupa* Klasifikasi Tingkat Kematangan Rosting Biji Kopi Menggunakan *barbasis deep* *Arsitektur Mobile Net.*


Rumusan Masalah 2 : Klasifikasi ini bertujuan untuk membantu dan megedukasi petani dalam megklasifikasi penyakit padi dan mengurangi resiko gagal panen.


Judul 2 : Klasifikasi Penyakit Tanaman Daun Padi Menggunakan Algoritma CNN (Convolutional Neural Network).

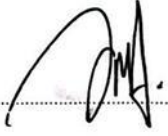
Rumusan Masalah 3 : Klasifikasi ini bertujuan untuk membantu dan megedukasi petani dalam megklasifikasi penyakit daun anggur dan mengurangi resiko gagal panen.


Judul 3 : Klasifikasi Penyakit Pada Daun Anggur Menggunakan Metode Convolutional Neural Networks (CNN).


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

Lubuklinggau,.....2024
 Mahasiswa yang mengusulkan,

 (Tegar Firmansyah)

Menyetujui Dosen Pembimbing,
 Pembimbing 1 (Dr. Rudi Kurniawan, S.T., M.Kom) (.....)





Pembimbing 2 (Asep Toyib Hidayat, M.Kom) (.....)


Mengesahkan,
 Dekan Fakultas Ilmu Teknik

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

Mengetahui,
 Ketua Program Studi Informatika

 (Budi Santoso, M.Kom)

CS Dipindai dengan CamScanner

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

		UNIVERSITAS BINA INSAN FAKULTAS ILMU TEKNIK PROGRAM STUDI INFORMATIKA <small>Jalan Sentral Lubuklinggau Kec. Lubuklinggau Selatan I Kota Lubuklinggau Prov. Sumatera Selatan</small>	
Nomor : 1484 / Lampiran : - Perihal : Izin Penelitian		 01/2024	
<p>Kepada Yth. Pimpinan Kopi Bubuk Cap Lesung di- Tempat</p>			
<p><i>Assalamualaikum Warahmatullahi Wabarakatuh</i></p>			
<p>Dalam rangka penulisan Karya tulis ilmiah (Skripsi) mahasiswa. Kami mengharapkan bantuan Bapak/Ibu untuk dapat memberikan izin dalam melakukan Penelitian di Lingkungan Instansi/Lembaga/Perusahaan yang Bapak/Ibu pimpin.</p>			
<p>Adapun mahasiswa yang akan melakukan penelitian sebagai berikut:</p>			
N a m a	:	Tegar Firmansyah	
NIM	:	2102020110	
Jenjang Pendidikan	:	Strata 1 (S1)	
Fakultas	:	Ilmu Teknik	
Program Studi	:	Informatika	
Judul Penelitian	:	Klasifikasi Tingkat Kematangan Roasting Biji Kopi Berbasis <i>Deep Learning</i> dengan Arsitektur Mobile Net	
<p>Penelitian ini hanya di lakukan untuk kepentingan akademik dan penulisan Karya tulis ilmiah (Skripsi) mahasiswa. Atas bantuan Bapak/Ibu kami ucapkan terima kasih.</p>			
<p><i>Wassalamualaikum Warahmatullahi Wabarakatuh</i></p>			
<p>Lubuklinggau, 10 Desember 2024 Dekan Fakultas Ilmu Teknik</p>			
 Dr. Rudi Kurniawan, ST.,M.Kom			
<p>Tembusan Yth.</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Ketua Yayasan Pendidikan Dwi Tunggal Palembang (sebagai laporan) 2. Rektor Universitas Bina Insan Lubuklinggau (sebagai laporan) 3. Arsip 			
<p>0733-4553932 (Rektorat Universitas Bina Insan) 0812-1828-8228 (Marketing UNIVBI) 0733-3280300 (Pascasarjana) 0852-3151-5800 (Admin UNIVBI) 0733-3280200 (Pascasarjana) Admin@univbi.ac.id univbi.ac.id www.univbi.ac.id</p>			

Lampiran Surat Batasur Penelitian **Protected by PDF Anti-Copy Free**

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



SURAT KETERANGAN

Sehubungan dengan surat dari Universitas Bina Insan Lubuklinggau , Nomor: 1484 / UNIV.BI/ F.IT /PI/ 2024, hal :Izin Mengadakan Penelitian tertanggal 05 Oktober 2024, Maka dengan ini menerangkan nama mahasiswa di bawah ini :

Nama : Tegar Firmansyah
 NIM : 2102020110
 Fakultas : Ilmu Teknik
 Prodi : Informatika
 Judul Penelitian : Klasifikasi Tingkat Kematangan Roasting Biji Kopi Berbasis Deep Learning Dengan Arsitektur Mobile Net

Benar telah mengadakan penelitian di Kopi Cap Lesung pada tanggal 25 Oktober 2024 s/d 28 Desember 2024 guna melengkapi data pada penyusunan Skripsi yang berjudul : "Klasifikasi Tingkat Kematngan Roasting Biji Kopi Berbasis Deep Learning Dengan Arsitektur Mobile Net


Demikian Surat Keterangan diperbuat untuk dapat dipergunakan seperlunya

Lubuklinggau 05 Oktober 2024

Owner Kopi Cap Lesung

Asep Teuib Hidayat.M.Kom

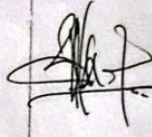

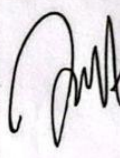

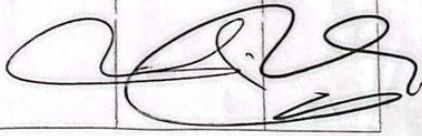
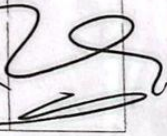
Lampiran **Protected by PDF Anti-Copy Free**
 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

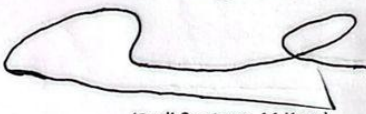

YAYASAN PENDIDIKAN DWI TUNGGAL PALEMBANG
UNIVERSITAS BINA INSAN
 FAKULTAS ILMU TEKNIK
Jalan Sempal Baru, Kelurahan Kumpang Kidul, Lubuklinggau Selatan 1 Kota Lubuklinggau Provinsi Sumatera Selatan

PDF

LEMBAR PERBAIKAN UJIAN SKRIPSI

Nama Mahasiswa : Tegar Firmansyah
 NIM : 2102020110
 Jenjang Pendidikan : Strata 1 (S1)
 Fakultas : Ilmu Teknik
 Program Studi : Informatika
 Konsentrasi :
 Judul : Klasifikasi Tingkat Kematangan Rosting Biji Kopi Berbasis Deep Learning Dengan Arsitektur Mobile Net

No	Dosen Penguji	Komentar Perbaikan	Tanda Tangan Ujian	Tanda Tangan Revisi
1	Dr. Budi Karmawan ST. M. Kom			
2	Asep Rostis Hidajat. M. Kom			
3	Budi Santoso M. Kom Dr. M. Akbar	-Perbaiki format penulisan		

Lubuklinggau,2024
 Ketua Program Studi Informatika

 (Budi Santoso, M.Kom)




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

Lampiran 1 **Protected By PDF Anti Copy Free**
 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)


VAYASAN PENDIDIKAN DWI TUNGGAL PALEMBANG
UNIVERSITAS BINA INSAN
 FAKULTAS ILMU TEKNIK
Jalan Sribatal Permai, Lubuklinggau, Sumatera I 30222 Lubuklinggau, Provinsi Sumatera Selatan

LEMBAR PEMBIMBINGAN PROPOSAL SKRIPSI

Nama : Tegar Firmansyah
 Nim : 2102020110
 Program Studi : Informatika
 Pembimbing 1 : Dr. Rudi Kurniawan, S.T., M.Kom
 Pembimbing 2 : Asep Toyib Hidayat, M.Kom
 Judul : Klasifikasi Tingkat Kematangan Rosting Biji Kopi Berbasis Deep Learning Dengan Arsitektur Mobile Net

NO	TANGGAL	TOPIK	KOMENTAR PEMBIMBING	TANDA TANGAN PEMBIMBING	
				1	2
	24 Mei 2024	Bimbingan Proposal Skripsi	Perbaiki perancangan Sistem Rosting Mengkapai Mering Mering Klas, Perbaiki perchart!!		
	30 Mei 2024	Bimbingan Proposal Skripsi	Perbaiki Perancangan Sistem.		
	3 Desember 2024	Bimbingan Proposal Skripsi	Selamat Daffar Sampro II		

Lubuklinggau,2024
 Ketua Program Studi Informatika





(Budi Santoso, M.Kom)

Lampiran 1 **Protected by PDF Anti-Copy Free**
 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)


YAYASAN PENDIDIKAN DWI TUNGGAL PALEMBANG
UNIVERSITAS BINA INSAN
 FAKULTAS ILMU TEKNIK
 Jalan Jendral Berto
 Lubuklinggau, Sumatera Selatan

LEMBAR BUKU PROPOSAL SKRIPSI

Nama : Tegar Firmansyah
 Nim : 2102020110
 Program Studi : Informatika
 Pembimbing 1 : Dr. Rudi Kurniawan, S.T., M.Kom
 Pembimbing 2 : Asep Toyib Hidayat, M.Kom
 Judul : Klasifikasi Tingkat Kematangan Rosting Biji Kopi Berbasis Deep Learning Dengan Arsitektur Mobile Net

NO	TANGGAL	TOPIK	KOMENTAR PEMBIMBING	TANDA TANGAN PEMBIMBING	
				1	2
1	17/09/2024	part a	Partisi foto hasil Partisi lebar belang rusak Partisi kapur partisi		
2	29/09/2024	part b	Partisi motor partisi Partisi motor Anubis Partisi program sistem		
3	09/10/2024	part c	Partisi program sistem Partisi program sistem Partisi motor program sistem		
4	19/10/2024	Acc.	Acc layout partisi 3		

Lubuklinggau,2024
 Ketua Program Studi Informatika

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







YAYASAN PENDIDIKAN BINA TUNGGAL PALEMBANG
UNIVERSITAS BINA INSAN
 FAKULTAS ILMU TEKNIK
 Jalan Jendral Besi No. 100, Lubuk Kumpang Kec. Lubuklinggau Selatan I Kota Lubuklinggau Prov. Sumatera Selatan

PDF

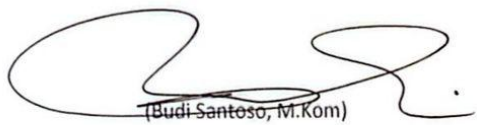
LEMBAR PERBAIKAN SEMINAR PROPOSAL SKRIPSI

Nama Mahasiswa : Tegar Firmansyah
 NIM : 2102020110
 Jenjang Pendidikan : Strata 1 (S1)
 Fakultas : Ilmu Teknik
 Program Studi : Informatika
 Konsentrasi :

Judul : Klasifikasi Tingkat Kematangan Roasting Biji Kopi Berbasis Deep Learning dengan Arsitektur Mobile Net

No	Dosen Penguji	Komentar Perbaikan	Tanda Tangan Ujian	Tanda Tangan Revisi
1	Dr. Rudi Kurniawan S.T. M-Kom			
2	Asep Rizki Hudaib M.Kom			
3	Dr. Muhamad Akbar, S.T. M.IT			

Lubuklinggau,2024
 Ketua Program Studi Informatika


 (Budi Santoso, M.Kom)

0733-280200 (Rektorat Universitas) 0812-1826-6228 (Marketing UNIVBI)
 0733-280200 (Pascasarjana) Admin@univbinainsan.ac.id univbinainsan.ac.id - pasca.univbinainsan.ac.id

Lampiran 10 **Protected by PDF Anti-Copy Free**
(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



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

Lampiran Surat Keputusan Dekan Fakultas Ilmu Teknik Universitas Bina Inan Lubuklinggau
 Nomor : 1567/UNIV.BIF/IT.3/SK/2024
 Tanggal : 19 Desember 2024
 : Susunan Pengangkatan Dosen Pengajar Sidang Proposal Skripsi
 Program Studi Informatika 1A. 2024/2025

No	Nama Mahasiswa	NIM	Ketua	Sekretaris	Anggota	Hari	Tanggal	Jam	Ruang
1	Viona Adamecia SL	2102020142	Elnayati, M.Kom	M.Kom	Novi Lestari, M.Kom	Jum'at	20/12/2024	08.00-09.00	Ruang Sidang 1
2	Eni Oktariana	2102020053	Davit Irawan, M.Kom	M.Kom	Asep Toyib Hidayat, M.Kom	Jum'at	20/12/2024	08.00-09.00	Ruang Sidang 2
3	Muhammad Jodi Rahman	2102020112	Budi Santoso, M.Kom	Bunga Intan, M.Kom	Harna Oktavia LW, M.Kom	Jum'at	20/12/2024	08.00-09.00	Ruang Sidang 3
4	Maysade Fitri	2102020014	Ahmad Sobri, M.Kom	Fido Rizki, M.Kom	Elnayati, M.Kom	Jum'at	20/12/2024	09.00-10.00	Ruang Sidang 1
5	Tegar Firmansyah	2102020110	Dr. Rudi Kurniawan, ST., M.Kom	Asep Toyib Hidayat, M.Kom	Dr. Muhamad Akbar, S.T., M.IT	Jum'at	20/12/2024	09.00-10.00	Ruang Sidang 2
6	Rafli Ardiansyah	2102020050	Lukman Sunardi, M.Kom	A. Taqwa Martadinata, M.Kom	Davit Irawan, M.Kom	Jum'at	20/12/2024	09.00-10.00	Ruang Sidang 3
7	Andini syahara	2102020071	Harna Oktavia LW, M.Kom	Lukman Sunardi, M.Kom	Dr. Rudi Kurniawan, ST., M.Kom	Jum'at	20/12/2024	10.00-11.00	Ruang Sidang 1
8	Raihan Rama Surya P	2102020034	Ahmad Sobri, M.Kom	Deni Nurdiansyah, M.Kom	Davit Irawan, M.Kom	Jum'at	20/12/2024	10.00-11.00	Ruang Sidang 2
9	Achmad Seprianto	2102020146	Novi Lestari, M.Kom	A. Taqwa Martadinata, M.Kom	Andri Anto Tri Susilo, M.Kom	Jum'at	20/12/2024	10.00-11.00	Ruang Sidang 3
10	Hestin Nurdiana	2102020116	Novi Lestari, M.Kom	Rusdiyanto, M.Kom	Ahmad Sobri, M.Kom	Jum'at	20/12/2024	11.00-12.00	Ruang Sidang 1
11	Febriyan Idil Adha	2102020039	Asep Toyib Hidayat, M.Kom	Armanto, M.Kom	Lukman Sunardi, M.Kom	Jum'at	20/12/2024	11.00-12.00	Ruang Sidang 2
12	Dobri Dwi Putra	2102020063	Dr. Muhamad Akbar, S.T., M.IT	Davit Irawan, M.Kom	Harna Oktavia LW, M.Kom	Jum'at	20/12/2024	11.00-12.00	Ruang Sidang 3

Lampiran 2 SK Ujian Skripsi
Protected by PDF Anti-Copy Free
 (Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)

Lampiran Surat Keputusan Dekan Fakultas Komputer Universitas Bina Insan Labakliman
 Nomor : 014 / UNIV.BIF.Kom 3882/2025
 Tanggal : 22 Januari 2025
 Tentang : Susunan Pengangkatan Dosen Pengaji Sidang Skripsi Program Studi Informatika TA. 2024/2025

No	Nama Mahasiswa	NIM	Ketua	Sekretaris	Anggota	Hari	Tanggal	Jam	Ruang
1	Rafli Ardiansyah	2102020050	Lukmas Sunardi, M.Kom	Arif Hanta, M.Kom	David Irawan, M.Kom	Kamis	23/01/2025	08.00-09.00	Ruang Sidang 1
2	Nurkholis Setiawan	2102020032	Muhammad Akbar, S.T., M.Kom	Arif Hanta, M.Kom	Armanto, M.Kom	Kamis	23/01/2025	08.00-09.00	Ruang Sidang 2
3	Alrain Akbar Tanjung	1902020023	Budi Santoso, M.Kom	Bunga Intan, M.Kom	Harna Oktavia LW, M.Kom	Kamis	23/01/2025	08.00-09.00	Ruang Sidang 3
4	Monicha	2102020048	Dr. Agus Syamsul A, S.ST., M.Kom	Ahmad Sobri, M.Kom	Dr. Rudi Karniawan, S.T., M.Kom	Kamis	23/01/2025	08.00-09.00	Ruang Sidang 4
5	Tegar Firmansyah	2102020110	Dr. Rudi Karniawan, S.T., M.Kom	Asep Toyib Hidayat, M.Kom	Muhammad Akbar, S.T., M.IT	Kamis	23/01/2025	09.00-10.00	Ruang Sidang 1
6	Tegar Ariansyah	2002020071	David Irawan, M.Kom	Bunga Intan, M.Kom	Budi Santoso, M.Kom	Kamis	23/01/2025	09.00-10.00	Ruang Sidang 2
7	Rana Savitri	2102020062	Ahmad Sobri, M.Kom	Fido Rizki, M.Kom	Dr. Susanto, M.Kom	Kamis	23/01/2025	09.00-10.00	Ruang Sidang 3
8	Nindi Tri Aprida	2102020018	Lukmas Sunardi, M.Kom	Satriansyah, M.Kom	Cindi Wulandari, M.Kom	Kamis	23/01/2025	09.00-10.00	Ruang Sidang 4
9	Dewi Sriwani	2102020089	Nelly Khairani Daulay, M.Kom	Asep Toyib Hidayat, M.Kom	David Irawan, M.Kom	Kamis	23/01/2025	10.00-11.00	Ruang Sidang 1
10	Muhammad Aryaraka Pradana	2102020119	Armanto, M.Kom	Fido Rizki, M.Kom	Cindi Wulandari, M.Kom	Kamis	23/01/2025	10.00-11.00	Ruang Sidang 2
11	Yuyang Anggara	1902020054	Dr. Susanto, M.Kom	Muhammad Nur Alamsyah, M.Kom	Armanto, M.Kom	Kamis	23/01/2025	10.00-11.00	Ruang Sidang 3

(Upgrade to Pro Version to Remove the Watermark)



Klasifikasi Tingkat Kematangan Roasting Biji Kopi Berbasis Deep Learning dengan Arsitektur MobileNet

Tegar Firmansyah¹, Rudi Kurniawan², Asep Toyib Hidayat^{3*}

¹Fakultas Ilmu Teknik, Program Studi Informatika, Universitas Bina Insan, Lubuklinggau

Jl. Jendral H.M Soeharto, Kelurahan Lubuk Kupang, Kecamatan Lubuklinggau Selatan 1, Kota Lubuklinggau, Indonesia

²Fakultas Ilmu Teknik, Program Studi Rekayasa Sistem Komputer, Universitas Bina Insan, Lubuklinggau

Jl. Jendral H.M Soeharto, Kelurahan Lubuk Kupang, Kecamatan Lubuklinggau Selatan 1, Kota Lubuklinggau, Indonesia

³Fakultas Ilmu Teknik, Program Studi Sistem Informasi, Universitas Bina Insan, Lubuklinggau

Jl. Jendral H.M Soeharto, Kelurahan Lubuk Kupang, Kecamatan Lubuklinggau Selatan 1, Kota Lubuklinggau, Indonesia

Email: ¹tegarfirmansyah@gmail.com, ²rudi.kurniawan@univbinaninsan.ac.id ^{3*}asepfighter@gmail.com

Email Penulis Korespondensi: asepfighter@gmail.com

Submitted: 22/01/2025; Accepted: 31/01/2025; Published: 31/01/2025

Abstrak—Kopi merupakan salah satu bahan minuman yang banyak dikonsumsi di Indonesia dan memiliki nilai ekonomi tinggi untuk meningkatkan perekonomian masyarakat serta sebagai sumber devisa negara. Proses roasting menjadi tahapan penting dalam pengolahan kopi karena memengaruhi aroma dan rasa kopi. Hal yang sering dihadapi adalah penentuan tingkat roasting kopi secara visual sering kali kurang akurat dan rawan kesalahan manusia. Mengatasi masalah tersebut, maka pada penelitian ini digunakan pendekatan deep learning dengan metode transfer learning berbasis arsitektur MobileNet untuk mengklasifikasi tingkat kematangan roasting kopi berdasarkan citra digital. MobileNet dipilih karena arsitekturnya yang ringan dan cepat, cocok untuk implementasi pada perangkat seluler. Penelitian ini bertujuan membandingkan kinerja model dalam mendeteksi tingkat roasting kopi secara otomatis, efisien, dan objektif. Dengan pendekatan ini, diharapkan penggemar kopi maupun produsen dapat dengan mudah mengenali jenis roasting kopi, mendukung konsistensi kualitas produk, dan mengurangi ketergantungan pada tenaga ahli dalam proses roasting. Penelitian ini menganalisis kinerja model klasifikasi dengan hasil yang menunjukkan performa sangat baik. Model mencapai akurasi total 99,50%, dengan nilai precision, recall, dan F1-score yang konsisten tinggi pada semua kelas, termasuk beberapa kelas dengan skor sempurna (1.000). Evaluasi menggunakan kurva ROC dan AUC juga menunjukkan kemampuan model dalam membedakan kelas secara sempurna (AUC = 1.000). Analisis confusion matrix mengungkapkan bahwa kesalahan klasifikasi sangat minim dan terkonsentrasi pada kelas tertentu, seperti Dark dan Medium, memberikan ruang untuk perbaikan lebih lanjut. Hasil ini menegaskan relevansi praktis model dalam aplikasi klasifikasi gambar atau pengenalan pola yang membutuhkan akurasi tinggi. Meskipun demikian, pengujian pada dataset baru dan pengoptimalan tambahan, seperti tuning hyperparameter atau augmentasi data, disarankan untuk meningkatkan generalisasi model. Secara keseluruhan, model ini menunjukkan potensi besar dan keandalan yang tinggi untuk aplikasi dunia nyata.

Kata Kunci: MobileNet; Roasting Kopi; Deep Learning.

Abstract—Coffee is one of the most widely consumed beverage ingredients in Indonesia and has high economic value to improve the community's economy and as a source of foreign exchange. The roasting process is an important stage in coffee processing because it affects the aroma and flavor of coffee. What is often encountered is that visually determining the level of coffee roasting is often inaccurate and prone to human error. To overcome this problem, this study uses a deep learning approach with a transfer learning method based on MobileNet architecture to classify the level of coffee roasting maturity based on digital images. MobileNet was chosen due to its lightweight and fast architecture, suitable for implementation on mobile devices. This research aims to compare the performance of the model in detecting coffee roasting level automatically, efficiently, and objectively. With this approach, it is expected that coffee enthusiasts and producers can easily recognize the type of coffee roasting, support product quality consistency, and reduce dependence on experts in the roasting process. This study analyzed the performance of the classification model with the results showing excellent performance. The model achieved a total accuracy of 99.50%, with consistently high precision, recall, and F1-score values across all classes, including several classes with perfect scores (1.000). Evaluation using ROC curves and AUC also demonstrated the model's ability to distinguish between the two classes.

Keywords: MobileNet; Coffee Roasting; Deep Learning

1. PENDAHULUAN

Kopi adalah salah satu bahan minuman yang paling banyak dikonsumsi oleh masyarakat Indonesia. Kopi diyakini memiliki nilai ekonomi yang tinggi untuk meningkatkan ekonomi masyarakat dan sebagai sumber devisa Negara. Menurut data Badan Pusat Statistik (BPS) pada tahun 2021, Indonesia memproduksi biji kopi mencapai 774,6 ribu ton yang dimana pada tahun sebelumnya produksi kopi hanya sebesar 753,9 ribu ton, hal ini menunjukkan adanya peningkatan produksi kopi di Indonesia sebesar 2,75[1]. Produksi kopi dalam negeri tercatat telah mencapai 600.000 ton per tahun dan lebih dari 80% hasil produksi tersebut berasal dari perkebunan rakyat. Sedangkan melalui penjualan ekspor kopi, devisa yang didapatkan dapat mencapai kurang lebih US\$ 824.02 jutaan[2].

Aroma dan rasa kopi dipengaruhi oleh tingkat penyangraian (roasting). Proses roasting merupakan salah satu tahapan yang penting dalam pengolahan kopi. Proses penyangraian (roasting) dapat menghasilkan berbagai level, ada 4 level roasting yang dilakukan yaitu unroasted, light roasted, medium roasted, dan dark roasted. Untuk mengetahui tingkat Roasting biji kopi dapat dilihat secara kasat mata dari warna hasil Roasting. Namun hal ini dianggap kurang akurat dan kurang optimal karena memungkinkannya terjadi human error, akibatnya sulit untuk