

**IDENTIFIKASI BUAH KELAPA SAWIT BERDASARKAN CITRA
RED, GREEN, BLUE MENGGUNAKAN ALGORITMA
*NAÏVE BAYES CLASSIFIER***

SKRIPSI

DISUSUN OLEH

DIMAS ARYA PRAYOGA

2109010026



UMSU

Unggul | Cerdas | Terpercaya

**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA**

MEDAN

2025

**IDENTIFIKASI BUAH KELAPA SAWIT BERDASARKAN CITRA *RED*,
GREEN, *BLUE* MENGGUNAKAN ALGORITMA *NAÏVE BAYES*
*CLASSIFIER***

SKRIPSI

**Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer
(S.Kom) dalam Program Studi Sistem Informasi pada Fakultas Ilmu Komputer
dan Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara**

DIMAS ARYA PRAYOGA

NPM. 2109010026

**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA**

MEDAN

2025

LEMBAR PENGESAHAN

Judul Skripsi : IDENTIFIKASI BUAH KELAPA SAWIT
BERDASARKAN CITRA *RED, GREEN, BLUE*
MENGUNAKAN ALGORITMA *NAÏVE BAYES*
CLASSIFIER

Nama Mahasiswa : DIMAS ARYA PRAYOGA

NPM : 2109010026

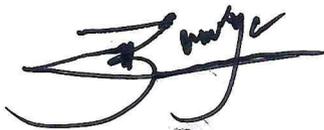
Program Studi : SISTEM INFOMASI

Menyetujui
Komisi Pembimbing



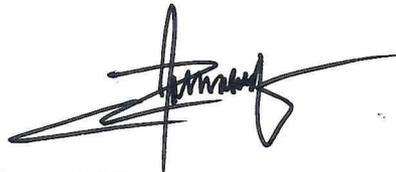
(**Mulkan Azhari, S.Kom, M.Kom**)
NIDN. 0108129402

Ketua Program Studi



(Dr. Firahmi Rizky, S.Kom., M.Kom)
NIDN. 0116079201

Dekan



(Dr. Al-Khowarizmi, S.Kom., M.Kom.)
NIDN. 0127099201

PERNYATAAN ORISINALITAS

IDENTIFIKASI BUAH KELAPA SAWIT BERDASARKAN CITRA *RED*, *GREEN*, *BLUE* MENGGUNAKAN ALGORITMA *NAÏVE BAYES* *CLASSIFIER*

SKRIPSI

Saya menyatakan bahwa karya tulis ini adalah hasil karya sendiri, kecuali beberapa kutipan dan ringkasan yang masing-masing disebutkan sumbernya.

Medan, agustus 2025

Yang membuat pernyataan



DIMAS ARYA PRAYOGA

NPM. 2109010026

**PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS**

Sebagai sivitas akademika Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, saya bertanda tangan dibawah ini:

Nama : DIMAS ARYA PRAYOGA
NPM : 2109010026
Program Studi : SISTEM INFORMASI
Karya Ilmiah : Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara Hak Bedas Royalti Non-Eksekutif (*Non-Exclusive Royalty free Right*) atas penelitian skripsi saya yang berjudul:

IDENTIFIKASI BUAH KELAPA SAWIT BERDASARKAN CITRA *RED, GREEN, BLUE* MENGGUNAKAN ALGORITMA *NAÏVE BAYES CLASSIFIER*

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksekutif ini, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara berhak menyimpan, mengalih media, memformat, mengelola dalam bentuk database, merawat dan mempublikasikan Skripsi saya ini tanpa meminta izin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis dan sebagai pemegang dan atau sebagai pemilik hak cipta.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya.

Medan, Agustus 2025

Yang membuat pernyataan



DIMAS ARYA PRAYOGA

NPM. 2109010026

RIWAYAT HIDUP

DATA PRIBADI

Nama Lengkap : DIMAS ARYA PRAYOGA
Tempat dan Tanggal Lahir : KAMPUNG PADANG, 01-06-2003
Alamat Rumah : Dusun SIDODADI, Kec PANGKATAN
Telepon/Faks/HP : 081213777556
E-mail : prayoga01h@gmail.com
Instansi Tempat Kerja :
Alamat Kantor :

DATA PENDIDIKAN

SD : SD Negeri 112195 TAMAT: 2015
SMP : SMP SWASTA TELADAN TAMAT: 2017
SMA : SMA SWASTA AEK NABARA TAMAT: 2020

KATA PENGANTAR



Puji dan syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT, karena berkat rahmat, taufik, dan hidayah-Nya penulis dapat menyelesaikan penyusunan skripsi yang berjudul “*Identifikasi Buah Kelapa Sawit Berdasarkan Citra Red, Green, Blue Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier*”. Penyusunan skripsi ini dimaksudkan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer (S.Kom) pada Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara.

Penulisan skripsi ini tentunya tidak terlepas dari bantuan, bimbingan, dukungan, dan doa dari berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis menyampaikan rasa terima kasih yang sebesar-besarnya kepada semua pihak yang telah membantu, baik secara langsung maupun tidak langsung, dalam proses penyusunan hingga selesainya skripsi ini.

Penulis tentunya berterima kasih kepada berbagai pihak dalam dukungan serta doa dalam penyelesaian skripsi. Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Agussani, M.AP., Rektor Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara (UMSU)
2. Bapak Dr. Al-Khowarizmi, S.Kom., M.Kom. Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi (FIKTI) UMSU.
3. Bapak Halim Maulana, S.T., M.Kom.,MTA Wakil Dekan I Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi (FIKTI) UMSU.
4. Bapak Dr. Lutfi Basit, S.Sos., M.I.Kom, Selaku Wakil Dekan II Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi (FIKTI) UMSU.

5. Ibu Dr. Firahmi Rizky, S.Kom.,M.Kom Selaku Ketua Program Studi Sistem Infomasi Fakultas Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi
6. Bapak Mahardika Abdi Prawira Tanjung, S.Kom., M.Kom Selaku Sekretaris Program Studi Sistem Infomasi Fakultas Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi
7. Bapak Mulkan Azhari, S.Kom, M.Kom Selaku dosen pembimbing yang telah meluangkan waktu untuk membimbing penulisan dalam menyusun skirpsi ini.
8. Kedua Orang Tua Saya Tercinta, Bapak Sumariono Dan Ibu Sri Wahyuni Yang Selalu Memberikan Kasih Sayang, Doa, Serta Nasehat Yang Tulus Selama Penyusunan Skirpsi Ini.
9. Adik Saya Tercinta Muhammad Kenzi Kayana Prayoga Yang Selalu Dukung Saya Dalam Pengerjaan Skirpsi Ini
10. Terima Kasih Yang Tulus Kepada Orang Terdekat Yang Selalu Memberikan Semangat, Doa, Dan Dukungan Selama Proses Penyusunan Skripsi Ini, Khususnya Kepada Venty Ferdila Putri S.Kep., Kehadiran, Perhatian, Dan Motivasi Yang Diberikan Telah Menjadi Sumber Kekuatan Bagi Penulis Dalam Menghadapi Berbagai Tantangan Selama Penelitian Dan Penyusunan Skripsi Ini.
11. Penulis Juga Menyampaikan Terima Kasih Kepada Teman-Teman Seperjuangan Ronggo Hernanda, Rio Feridinand, Hafizan Syafik, Aldi Pradana, Aldi Subari, Dimas Wijayanto, Abdi Sudrazad, Setyo Harry Nuggroho, Rizaldi, Miko Ariyandi Di Program Studi Sistem Informasi, Yang Telah Memberikan Dukungan, Semangat, Serta Kebersamaan Selama Proses Perkuliahan Hingga Penyusunan Skripsi Ini. Canda, Tawa, Dan Kerja Sama Yang Terjalin Menjadi Motivasi Tersendiri Bagi Penulis Dalam Menyelesaikan Penelitian Ini.

IDENTIFIKASI BUAH KELAPA SAWIT BERDASARKAN CITRA *RED*, *GREEN*, *BLUE* MENGGUNAKAN ALGORITMA *NAÏVE BAYES* *CLASSIFIER*

ABSTRAK

Kelapa sawit merupakan komoditas penting di Indonesia yang membutuhkan penentuan tingkat kematangan buah secara tepat untuk menghasilkan minyak sawit berkualitas tinggi. Penentuan kematangan umumnya masih dilakukan secara manual sehingga rentan terhadap subjektivitas dan kesalahan. Penelitian ini mengembangkan sistem identifikasi tingkat kematangan buah kelapa sawit berbasis pengolahan citra digital menggunakan warna Red, Green, Blue (RGB) dengan algoritma *Naïve Bayes Classifier*. Metode penelitian yang digunakan adalah penelitian terapan dengan pendekatan kuantitatif-eksperimental. Data citra buah sawit diperoleh melalui proses akuisisi, kemudian dilakukan pra-pemrosesan, ekstraksi fitur warna RGB, pelabelan tingkat kematangan (mentah, setengah matang, matang), dan klasifikasi menggunakan *Naïve Bayes*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma ini mampu melakukan klasifikasi tingkat kematangan dengan akurasi yang baik, sederhana dalam implementasi, serta efisien pada data berukuran kecil hingga menengah. Sistem yang dihasilkan berpotensi meningkatkan efisiensi panen, mengurangi ketergantungan pada tenaga kerja manual, dan mendukung implementasi pertanian presisi pada perkebunan kelapa sawit di Indonesia.

Kata Kunci: Kelapa Sawit, Citra RGB, Pengolahan Citra Digital, *Naïve Bayes Classifier*, Kematangan Buah.

IDENTIFICATION OF OIL PALM FRUIT BASED ON RED, GREEN, BLUE IMAGES USING NAÏVE BAYES CLASSIFIER ALGORITHM

ABSTRACT

Palm oil is one of Indonesia's most important agricultural commodities, requiring accurate determination of fruit ripeness to ensure high-quality oil production. Traditionally, ripeness assessment is performed manually, which is often subjective and prone to errors. This study develops an automatic identification system for oil palm fruit ripeness based on digital image processing using Red, Green, and Blue (RGB) color features with the Naïve Bayes Classifier algorithm. The research is categorized as applied research with a quantitative-experimental approach. Images of oil palm fruit were acquired and preprocessed, followed by RGB feature extraction, labeling of ripeness levels (unripe, half-ripe, ripe), and classification using Naïve Bayes. The results indicate that the algorithm is capable of classifying ripeness levels with satisfactory accuracy, while being simple to implement and efficient for small to medium-sized datasets. The proposed system has the potential to improve harvesting efficiency, reduce dependency on manual labor, and support the implementation of precision agriculture in Indonesia's palm oil plantations.

Keywords: Oil Palm, RGB Image, Digital Image Processing, Naïve Bayes Classifier, Fruit Ripeness.

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	i
PERNYATAAN ORISINALITAS	ii
PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS	iii
RIWAYAT HIDUP	iv
KATA PENGANTAR	v
ABSTRAK.....	vii
<i>ABSTRACT</i>	viii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR GAMBAR.....	xi
DAFTAR TABEL.....	xii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang Masalah	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah.....	4
1.4 Tujuan Penelitian	5
1.5 Manfaat Penelitian	5
BAB II LANDASAN TEORI.....	8
2.1 Kelapa Sawit.....	8
2.1.1 Morfologi Buah Kelapa Sawit.....	8
2.1.2 Klasifikasi Kematangan Buah Kelapa Sawit.....	9
2.1.3 Hubungan Antara Teori.....	12
2.2 Citra Digital.....	12
2.2.1 Definisi Citra Digital	13
2.2.2 Representasi Warna Dalam Citra Digital	14
2.2.3 Ruang Warna RGB.....	14
2.2.4 Ekstraksi Fitur Warna.....	15
2.3 Pengolahan Citra Digital	16
2.3.1 Peran Warna RGB Dalam Identifikasi Buah	17
2.4 Algoritma <i>Naïve Bayes classifier</i> Dalam Pengolahan Citra Digital	18
2.4.1 Definisi Dan Konsep Dasar	18
2.4.2 Prinsip Probabilistik <i>Naïve Bayes</i>	19
2.4.3 Asumsi, Kelebihan, Dan Kelemahan <i>Naïve Bayes Classifier</i>	20
2.4.4 Studi Kasus Dan Implementasi Pada Pengolahan Citra.....	21
2.5 Penelitian Terkait.....	23

2.6 Kerangka Pemikiran.....	25
BAB III METODE PENELITIAN	26
3.1 Jenis Penelitian.....	26
3.2 Tempat Dan Paktu penelitian	26
3.2.1 Tempat Penelitian.....	26
3.2.2 Waktu Penelitian	26
3.3 Teknik Penelitian.....	27
3.4 Variabel Penelitian	29
3.5 Teknik Analisis Data Menggunakan Algoritma <i>Naïve Bayes</i>	29
3.6 Diagram Alir (Flowchart)	32
3.7 Alat Dan Bahan.....	34
3.7.1 Perangkat Keras	34
3.7.2 Perangkat Lunak	34
3.7.3 Dataset	35
3.8 Diagram Fishbone (Diagram Isikahwa).....	35
3.8.1 Diagram Fishbone (Diagram Ishikawa)	35
3.8.2 Kerangka Fishbone	36
BAB IV HASIL DAN UJI COBA.....	38
4.1 Hasil	38
4.2 Pembahasan.....	42
4.3 Hasil Uji Coba.....	49
BAB V PENUTUP	51
5.1 Kesimpulan	51
5.2 Saran.....	51
DAFTAR PUSTAKA	52

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Kerangka Pemikiran.....	25
Gambar 3.1 Flowchart Alir Sistem.....	34
Gambar 3.2 Diagram <i>Fishbone</i>	36
Gambar 4.1 <i>From Login</i>	38
Gambar 4.2 <i>From Home</i>	39
Gambar 4.3 <i>From Data Latih</i>	39
Gambar 4.4 <i>From Data Uji</i>	40
Gambar 4.5 <i>From Hasil</i>	40
Gambar 4.6 <i>From Upload Gambar</i>	41
Gambar 4.7 <i>From Hasil Ekstraksi</i>	41
Gambar 4.8 <i>From Hasil Klasifikasi</i>	42

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Pendekatan Antara Metode	11
Tabel 2.2 Penelitian Terkait	22
Tabel 3.1 Waktu Penelitian.....	27
Tabel 3.2 Variabel penelitian	30
Tabel 4.1 Data Latih	43
Tabel 4.2 Data Uji	43
Tabel 4.3 <i>Blackbox Testing From Login</i>	46
Tabel 4.4 <i>Blackbox Testing From Home</i>	47
Tabel 4.5 <i>Blackbox Testing From Data Latih</i>	47
Tabel 4.6 <i>Blackbox Testing From Data Uji</i>	48
Tabel 4.7 <i>Blackbox Testing From Hasil</i>	49
Tabel 4.8 <i>Blackbox Testing From Gambar</i>	49

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Kelapa sawit merupakan salah satu komoditas pertanian unggulan yang berperan besar dalam mendukung perekonomian Indonesia. Sebagai negara penghasil minyak sawit terbesar di dunia, produktivitas dan efisiensi dalam pengelolaan perkebunan kelapa sawit menjadi isu strategis. Salah satu faktor penting yang sangat memengaruhi kualitas hasil panen adalah pemanenan buah sawit pada tingkat kematangan yang tepat. Dalam industri kelapa sawit, penentuan tingkat kematangan buah merupakan tahapan krusial yang mempengaruhi kualitas dan kuantitas produksi minyak sawit. Buah kelapa sawit mengalami perubahan fisiologis dan kimiawi selama proses pematangan, yang tercermin dalam perubahan warna, tekstur, dan kandungan minyak. Pemanenan buah pada tingkat kematangan yang optimal sangat penting untuk memperoleh minyak sawit dengan kualitas terbaik dan rendemen yang tinggi (Hutabarat, 2019).

Proses identifikasi tingkat kematangan buah kelapa sawit saat ini umumnya masih dilakukan secara manual oleh tenaga kerja di lapangan. Metode ini sangat bergantung pada kejelian dan pengalaman manusia, sehingga cenderung subjektif, tidak konsisten, dan rentan terhadap kesalahan. Ketidaktepatan dalam menentukan kematangan buah dapat mengakibatkan penurunan kualitas minyak, pemborosan tenaga kerja, serta kerugian ekonomi yang tidak sedikit.

Dalam industri, keterlambatan atau kekeliruan dalam panen menyebabkan rendemen minyak berkurang serta berdampak negatif terhadap rantai produksi dan efisiensi biaya. Oleh karena itu, dibutuhkan suatu sistem berbasis teknologi yang

mampu mengidentifikasi kematangan buah secara otomatis, cepat, dan akurat untuk menggantikan metode manual yang kurang handal.

Salah satu pendekatan yang berkembang pesat dalam bidang pertanian digital adalah pengolahan citra digital, khususnya dengan memanfaatkan spektrum warna *Red*, *Green*, dan *Blue* (RGB) dari gambar buah kelapa sawit. Warna buah sawit secara alami berubah seiring proses pematangan, sehingga nilai RGB dapat dijadikan parameter penting untuk klasifikasi (Nasution et al., 2022).

RGB merupakan format warna dasar dalam sistem pengolahan citra dan relatif mudah diperoleh dari kamera digital maupun perangkat pencitraan lainnya. Data RGB tersebut dapat diekstraksi dan diolah untuk menghasilkan fitur yang menggambarkan tingkat kematangan buah secara objektif. Penggunaan warna sebagai indikator klasifikasi telah terbukti efisien dalam banyak studi yang berkaitan dengan pertanian presisi.

Untuk mengelompokkan data RGB tersebut ke dalam kategori kematangan buah (misalnya: mentah, setengah matang, matang), dibutuhkan algoritma klasifikasi yang andal. *Naïve Bayes classifier* adalah salah satu algoritma pembelajaran mesin berbasis probabilistik yang telah digunakan secara luas dalam berbagai bidang pengolahan data, termasuk klasifikasi citra. Algoritma ini sederhana namun efektif, dan cocok diterapkan pada data warna (Suryani et al., 2022).

Keunggulan utama dari *Naïve Bayes classifier* terletak pada kecepatan komputasi, efisiensi dalam pelatihan, dan performa yang baik pada dataset kecil hingga menengah. Meskipun mengasumsikan independensi antar fitur (dalam hal ini *Red*,

Green, dan *Blue*), hasil klasifikasinya tetap akurat jika fitur memiliki pengaruh yang relatif independen terhadap kelas target (M. Afriansyah et al., 2024).

Beberapa penelitian terkini telah menunjukkan bahwa pendekatan berbasis RGB dan *Naïve Bayes classifier* mampu menghasilkan akurasi klasifikasi yang tinggi dalam identifikasi tingkat kematangan buah sawit. Dengan demikian, penelitian ini penting untuk mengembangkan solusi berbasis citra digital dan algoritma pembelajaran mesin yang dapat diterapkan secara nyata di lapangan perkebunan.

Implementasi sistem ini secara luas diharapkan mampu meningkatkan efisiensi produksi, menekan biaya tenaga kerja, serta membantu pengambilan keputusan panen secara real-time. Selain itu, sistem ini dapat menjadi komponen utama dalam pengembangan pertanian presisi berbasis teknologi di Indonesia.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian tentang identifikasi buah kelapa sawit berdasarkan citra RGB menggunakan algoritma *Naïve Bayes classifier* perlu dilakukan sebagai kontribusi terhadap pengembangan teknologi pertanian modern yang adaptif, efisien, dan berkelanjutan.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

Rumusan masalah dalam penelitian ini berfokus pada pengembangan metode identifikasi otomatis tingkat kematangan buah kelapa sawit menggunakan analisis citra berbasis warna RGB dan algoritma klasifikasi *Naïve Bayes classifier*. Permasalahan utama yang diangkat adalah bagaimana cara mengekstraksi fitur warna secara

efektif dari citra buah kelapa sawit agar mampu membedakan berbagai tingkat kematangan dengan akurasi tinggi. Selain itu, penelitian ini juga menyoroti tantangan akibat variasi pencahayaan saat pengambilan citra, yang dapat memengaruhi kualitas data dan menyebabkan penurunan performa klasifikasi. Oleh karena itu, perlu dianalisis sejauh mana variasi pencahayaan memengaruhi hasil identifikasi serta bagaimana algoritma *Naïve Bayes classifier* dapat disesuaikan untuk mengatasi hal tersebut. Selanjutnya, penelitian ini juga akan mengeksplorasi strategi optimasi parameter dalam algoritma *Naïve Bayes classifier* guna meningkatkan akurasi klasifikasi, sehingga metode yang dihasilkan dapat digunakan secara andal dalam aplikasi industri kelapa sawit.

1.3 Batasan Masalah

Untuk menjaga fokus dan ruang lingkup penelitian tetap terarah, penelitian ini dibatasi pada hal-hal berikut:

1. Data citra yang digunakan terbatas pada gambar buah kelapa sawit yang diambil dalam kondisi pencahayaan alami dan dari sudut pandang langsung.
2. Jenis citra yang digunakan adalah citra RGB tanpa konversi ke ruang warna lain seperti HSV (*hue, saturation, dan value*) atau Laboratorium.
3. Klasifikasi hanya mencakup tiga kategori kematangan: mentah, setengah matang, dan matang.
4. Algoritma klasifikasi yang digunakan adalah *Naïve Bayes classifier* tanpa perbandingan dengan algoritma klasifikasi lain.
5. Sistem tidak mempertimbangkan faktor lain seperti ukuran buah, bentuk fisik, atau kondisi lingkungan selain dari warna.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Mengembangkan Model Klasifikasi Tujuan utama penelitian ini adalah untuk mengembangkan model klasifikasi yang efektif menggunakan algoritma *Naïve Bayes classifier* untuk mengidentifikasi tingkat kematangan buah kelapa sawit berdasarkan analisis citra RGB.
2. Menganalisis Pengaruh Warna Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pengaruh komponen warna RGB Dalam citra terhadap akurasi klasifikasi kematangan buah kelapa sawit, serta menentukan fitur warna yang paling signifikan dalam proses identifikasi.
3. Meningkatkan Akurasi Klasifikasi Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi klasifikasi kematangan buah kelapa sawit dengan menerapkan teknik preprocessing citra yang tepat sebelum menggunakan algoritma *Naïve Bayes classifier*.

1.5 Manfaat Penelitian

Adapun yang menjadi manfaat dalam penelitian adalah sebagai berikut:

Penelitian ini berpotensi besar untuk meningkatkan efisiensi operasional dan akurasi dalam proses panen buah kelapa sawit. Dengan sistem otomatis yang dapat mengidentifikasi tingkat kematangan buah secara objektif dan konsisten, kesalahan manusia akibat subjektivitas atau kelelahan dapat diminimalisir. Hal ini berarti buah akan dipanen pada tingkat kematangan optimal, yang secara langsung berkontribusi pada peningkatan kualitas dan kuantitas minyak sawit mentah yang dihasilkan, serta mengurangi pemborosan tenaga kerja.

Identifikasi kematangan yang tepat merupakan kunci untuk memaksimalkan rendemen minyak. Buah yang dipanen terlalu mentah akan memiliki kadar minyak rendah, sementara buah yang terlalu matang cenderung mengalami kehilangan minyak akibat fermentasi atau kerontokan. Dengan adanya sistem berbasis citra RGB dan *Naïve Bayes classifier*, pemanenan dapat diarahkan pada buah dengan kandungan minyak tertinggi, sehingga secara langsung meningkatkan produktivitas dan profitabilitas perkebunan.

Penerapan sistem otomatis ini dapat mengurangi ketergantungan pada tenaga kerja manual yang intensif untuk seleksi buah, yang pada gilirannya akan menurunkan biaya operasional perkebunan. Selain itu, data kematangan yang akurat dan *real-time* dapat menjadi dasar yang kuat bagi manajer perkebunan untuk membuat keputusan strategis mengenai jadwal panen, alokasi tenaga kerja, dan logistik, menjadikan manajemen perkebunan lebih efektif dan efisien.

Penelitian ini merupakan langkah penting dalam mewujudkan konsep pertanian presisi di sektor kelapa sawit Indonesia. Dengan memanfaatkan teknologi pengolahan citra digital dan pembelajaran mesin, pengelolaan perkebunan menjadi lebih berbasis data, memungkinkan intervensi yang spesifik lokasi dan spesifik waktu (misalnya, panen hanya di area dengan tingkat kematangan yang optimal). Ini sejalan dengan tren global menuju pertanian yang lebih efisien dan berkelanjutan.

Secara akademis, penelitian ini akan memberikan kontribusi signifikan dalam pengembangan dan validasi model klasifikasi menggunakan algoritma *Naïve Bayes* pada data citra warna RGB yang kompleks dan bervariasi. Hasil penelitian ini akan menguji kapabilitas *Naïve Bayes classifier* dalam

membedakan kelas kematangan buah sawit, memberikan wawasan tentang efektivitas fitur RGB sebagai prediktor, dan dapat menjadi dasar untuk pengembangan algoritma klasifikasi yang lebih lanjut atau perbandingan dengan metode *machine learning* lainnya.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Kelapa Sawit

Kelapa sawit (*Elaeis guineensis Jacq.*) merupakan tanaman tropis dari keluarga Arecaceae yang berasal dari wilayah pesisir Teluk Guinea di Afrika Barat dan Tengah. Tanaman ini telah dimanfaatkan sejak sekitar 3000 SM, dengan bukti arkeologis menunjukkan penggunaannya di Mesir kuno. Pada abad ke-16, kelapa sawit diperkenalkan ke Amerika, dan pada pertengahan abad ke-20, budidayanya menyebar ke Asia Tenggara, khususnya Indonesia dan Malaysia, yang kini menjadi produsen utama dunia. Saat ini, lebih dari 80% produksi global berasal dari Asia Tenggara, dengan luas lahan budidaya mencapai sekitar 17 juta hektar (Murphy et al., 2021).

2.1.1 Morfologi Buah Kelapa Sawit

Buah kelapa sawit (*Elaeis guineensis Jacq.*) merupakan jenis buah bertipe drupa, yang secara morfologis terdiri dari tiga lapisan utama: eksokarp, mesokarp, dan endokarp. Eksokarp adalah lapisan terluar berupa kulit buah yang berperan sebagai indikator visual utama dalam pengamatan kematangan karena perubahan warnanya seiring proses fisiologis buah. Di bawah eksokarp terdapat mesokarp, yaitu lapisan berdaging tebal yang kaya akan minyak, dan menjadi sumber utama produksi minyak sawit mentah CPO (*Crude Palm Oil*). Lapisan terdalam adalah endokarp, yaitu cangkang keras yang melindungi inti atau biji, yang juga mengandung minyak inti sawit PKO (*palm kernel oil*).

Pemahaman terhadap struktur morfologi buah sangat penting karena distribusi dan kandungan minyak berbeda-beda di setiap lapisan. Hal ini

mempengaruhi strategi pemanenan, pemrosesan, hingga efisiensi produksi minyak. menyatakan bahwa pengetahuan morfologis menjadi landasan penting dalam pengembangan sistem klasifikasi otomatis berbasis citra digital, karena setiap lapisan buah berkontribusi terhadap parameter visual yang dapat dikenali mesin. Selain itu, variasi bentuk dan ukuran buah sawit dapat juga memengaruhi respons algoritma segmentasi dan klasifikasi dalam sistem pengolahan citra (Salsabilla et al., 2023).

2.1.2 Klasifikasi Kematangan Buah Kelapa Sawit

Tingkat kematangan buah kelapa sawit merupakan indikator penting dalam penentuan waktu panen yang optimal. Umumnya, klasifikasi kematangan dibagi menjadi empat kategori utama: mentah (warna buah dominan merah kehitaman), setengah matang (warna merah-oranye), matang (warna oranye cerah), dan terlalu matang (warna oranye kecokelatan dengan beberapa buah mulai lepas dari tandan). Parameter klasifikasi ini terutama didasarkan pada perubahan warna kulit buah, jumlah buah yang terlepas secara alami dari tandan, serta kandungan minyak dalam mesokarp.

Salah satu metode yang digunakan adalah *Naïve Bayes classifier* algoritma berbasis probabilistik yang bekerja dengan mengasumsikan bahwa fitur-fitur input (dalam hal ini, intensitas komponen warna *Red*, *Green*, dan *Blue*) bersifat saling independen. Metode ini diawali dengan proses ekstraksi fitur RGB dari citra, misalnya menggunakan nilai rata-rata intensitas atau histogram. Kemudian, klasifikasi dilakukan berdasarkan probabilitas setiap kelas kematangan buah sawit seperti matang, mentah, atau setengah matang dengan rumus *Bayes*. Metode ini memiliki keunggulan dari segi kecepatan dan efisiensi komputasi, namun terbatas

pada asumsi independensi antar fitur, yang tidak selalu terpenuhi dalam data citra digital (Fatmiatun, 2023).

(Triyogi et al., 2023) menekankan bahwa pendekatan berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) memberikan akurasi tinggi dalam membedakan tingkat kematangan buah sawit melalui pemrosesan citra. Citra digital dari buah yang diamati diolah dan diekstraksi fitur visualnya, terutama warna, untuk kemudian diklasifikasikan oleh model deep learning. Warna kulit buah menjadi indikator dominan, karena berhubungan langsung dengan aktivitas enzimatik dan biokimia pada mesokarp yang mencerminkan tingkat kematangan .

K-Nearest Neighbor (KNN) sebuah pendekatan klasifikasi berbasis pembelajaran instance. Dalam konteks ini, fitur RGB dari gambar buah sawit seperti nilai rata-rata atau histogram dari saluran warna diekstraksi dan dinormalisasi. Kemudian, jarak antara citra baru dan data latih dihitung menggunakan rumus *Euclidean*. Kelas buah ditentukan berdasarkan mayoritas dari K tetangga terdekat. Meskipun KNN sangat sederhana dan cocok untuk data berdimensi rendah, algoritma ini dapat menjadi tidak efisien jika diterapkan pada dataset yang besar karena kebutuhan komputasi jarak terhadap semua data pelatihan (Mulkan Azhari, 2023).

Mendeteksi objek buah sawit secara cepat dalam gambar, digunakan metode YOLO (*You Only Look Once*). YOLO adalah algoritma deteksi objek *real time* yang dapat mengenali dan memberikan *bounding box* terhadap buah sawit dalam satu kali proses inferensi. Hasil dari deteksi ini dapat digunakan sebagai masukan untuk CNN atau *Naïve Bayes* dalam tahap klasifikasi. Kelebihan utama YOLO adalah kecepatan dan kemampuannya mendeteksi banyak objek dalam satu citra,

tetapi model ini bersifat kompleks dan membutuhkan pelatihan yang cukup matang agar hasilnya akurat (FERRY, 2024).

Support Vector Machine (SVM) bekerja dengan mencari batas (*hyperplane*) yang memisahkan kelas-kelas secara optimal dalam ruang fitur. Dalam penerapannya pada pengolahan citra RGB, nilai intensitas atau statistik dari saluran *Red*, *Green*, dan *Blue* digunakan sebagai input ke dalam model. Setelah proses normalisasi, SVM membentuk model klasifikasi berdasarkan data pelatihan, menggunakan kernel seperti linear atau RBF untuk menangani distribusi data *non-linear*. SVM dikenal memiliki performa yang tinggi untuk data berdimensi rendah hingga sedang, namun model ini bisa menjadi tidak efisien jika diterapkan pada dataset besar, serta membutuhkan pemilihan parameter kernel yang tepat agar performanya maksimal (Arinal et al., 2024).

Tabel 2.1 Pendekatan Antara Metode

Metode	Jenis Algoritma	Kelebihan	Kekurangan	Kebutuhan Data	Kompleksitas Komputasi
CNN	Deep Learning, klasifikasi	Akurasi tinggi, tanpa ekstraksi fitur manual	Butuh dataset besar dan GPU	Besar	Tinggi
YOLO	Deep Learning, deteksi objek	Deteksi objek cepat dan simultan	Kompleks, perlu pelatihan dan data anotasi	Besar	Tinggi
KNN	Instance-based, klasifikasi	Sederhana, mudah diterapkan	Lambat pada dataset besar, sensitif terhadap skala	Menengah	Sedang

SVM	Margin-based, klasifikasi	Akurasi tinggi untuk dimensi rendah, efektif pada data	Pemilihan kernel krusial, kurang efisien untuk data besar	Kecil – Menengah	Sedang
-----	---------------------------	--	---	------------------	--------

2.1.3 Hubungan Antara Teori

Kelima teori di atas saling terintegrasi dalam membentuk kerangka berpikir sistem klasifikasi otomatis buah kelapa sawit. Teori morfologi memberikan dasar biologis mengenai struktur dan kandungan buah yang berbeda antar lapisan. Teori klasifikasi kematangan berfokus pada indikator visual eksternal, seperti warna kulit, yang secara tidak langsung mencerminkan kondisi internal buah. Sementara itu, teori identifikasi kematangan menjembatan keduanya dengan mengimplementasikan pengenalan berbasis fitur visual melalui teknologi digital.

Dalam pendekatan kuantitatif, fitur-fitur visual seperti nilai warna *red*, *green*, *blue* (RGB), tekstur, dan bentuk buah dapat dikonversi menjadi vektor numerik yang digunakan sebagai input dalam algoritma klasifikasi seperti SVM, K-NN, CNN, maupun YOLO dan *NAÏVE BAYES*. Pengamatan tidak lagi bergantung pada subjektivitas manusia, melainkan diukur berdasarkan parameter statistik yang dapat diotomatisasi dan dioptimalkan melalui pengujian model.

2.2 Citra Digital

Citra digital adalah representasi visual dari objek atau pemandangan dalam bentuk matriks dua dimensi yang tersusun dari piksel-piksel. Setiap piksel memuat informasi numerik yang menggambarkan intensitas cahaya (untuk citra *grayscale*) atau kombinasi warna (untuk citra berwarna). Informasi ini biasanya direpresentasikan dalam format biner dan dapat diproses oleh komputer untuk

berbagai tujuan, seperti pengenalan objek, segmentasi, dan klasifikasi. Citra digital dihasilkan dari berbagai perangkat akuisisi seperti kamera digital, pemindai, atau sensor citra, dan sering digunakan dalam bidang-bidang seperti pengolahan citra medis, pengawasan visual, pertanian presisi, serta sistem kecerdasan buatan.

Secara teknis, citra digital bersifat diskrit dalam ruang dan intensitas, yang berarti hanya memiliki resolusi dan tingkat kecerahan tertentu. Sifat ini memungkinkan citra digital diproses dengan algoritma numerik seperti transformasi *Fourier*, *wavelet*, deteksi tepi, hingga analisis statistik. Menurut Widyastuti & Hermawan (2025), citra digital berperan sebagai data utama dalam sistem pengenalan pola berbasis visual, karena kemampuannya merepresentasikan fitur objek secara terstruktur. Selain itu, konversi citra analog ke digital melalui proses sampling dan kuantisasi menjadikan citra digital sebagai sarana penting dalam otomatisasi analisis visual yang akurat dan efisien di berbagai bidang ilmu (Widyastuti et al., 2025).

2.2.1 Definisi Citra Digital

Citra digital adalah representasi visual dari objek nyata dalam bentuk data numerik dua dimensi, di mana setiap unit terkecilnya disebut sebagai piksel (*pixel*). Setiap piksel dalam citra menyimpan nilai intensitas cahaya untuk citra grayscale, atau tiga nilai warna (biasanya dalam format RGB) untuk citra berwarna. Format ini memungkinkan informasi visual dapat disimpan, diolah, dan dianalisis secara digital oleh perangkat lunak berbasis komputer.

Menurut Widyastuti & Hermawan (2025), citra digital memiliki sifat diskrit, sehingga sangat cocok untuk diterapkan dalam sistem berbasis pengolahan komputasi seperti pengenalan pola, pemantauan visual otomatis, dan sistem

klasifikasi citra. Proses digitalisasi citra dari bentuk analog dilakukan melalui konversi sinyal cahaya menjadi nilai digital melalui sensor optik, menghasilkan citra yang dapat dimanipulasi oleh berbagai algoritma kecerdasan buatan (Widyastuti et al., 2025).

2.2.2 Representasi Warna Dalam Citra Digital

Warna dalam citra digital direpresentasikan dalam sistem koordinat warna tertentu, di mana setiap sistem memberikan pendekatan numerik berbeda dalam mengkodekan warna. Sistem warna seperti RGB (*Red, Green, Blue*), HSV (*Hue, Saturation, Value*), dan CIELAB (*Commission Internationale de l'Eclairage LAB*) banyak digunakan dalam berbagai aplikasi pemrosesan citra, tergantung pada tujuan segmentasi atau klasifikasi .

Dalam sistem RGB, setiap warna merupakan kombinasi dari tiga kanal utama merah, hijau, dan biru. Sementara itu, HSV menawarkan keunggulan dalam interpretasi visual yang menyerupai persepsi manusia terhadap warna, dengan memisahkan informasi warna (*Hue*) dari intensitas (*Value*) dan saturasi. Sistem warna seperti CIELAB digunakan untuk mendekati persepsi warna manusia secara fisiologis dan sering diterapkan dalam bidang rekayasa warna dan kontrol kualitas produk (Fatmiatun, 2023).

2.2.3 Ruang Warna RGB

Model warna RGB merupakan sistem warna aditif yang umum digunakan dalam perangkat tampilan digital dan sensor kamera. Dalam sistem ini, setiap piksel memiliki tiga nilai komponen RGB dengan rentang 0–255, dan kombinasi dari ketiganya menghasilkan spektrum warna yang luas. Model ini banyak digunakan karena kompatibilitasnya yang luas dengan berbagai perangkat keras dan kemudahan integrasinya dalam sistem pemrosesan

visual. (Nurfitri et al., 2023) menggunakan RGB sebagai dasar dalam mengekstraksi fitur warna dalam klasifikasi mutu beras. Hasil penelitiannya menunjukkan bahwa RGB mampu mengidentifikasi variasi warna antar objek dengan cukup akurat, sekalipun pada objek yang memiliki perbedaan warna kecil. Kelebihan lain dari RGB adalah efisiensinya dalam pemrosesan waktu nyata (*real-time*), menjadikannya pilihan utama dalam banyak aplikasi klasifikasi berbasis citra.

Namun, kekurangan RGB adalah sensitivitasnya terhadap variasi pencahayaan, bayangan, dan *noise*. Karena itu, dalam beberapa kasus, RGB sering dikombinasikan atau dikonversi ke ruang warna lain untuk meningkatkan performa klasifikasi. Salah satu ruang warna yang sering digunakan adalah HSV, yang lebih robust terhadap perubahan pencahayaan dan lebih mudah untuk diproses dalam aplikasi pengolahan citra.

2.2.4 Ekstraksi Fitur Warna

Ekstraksi fitur warna adalah proses memperoleh informasi warna dari citra dalam bentuk vektor numerik yang dapat dianalisis oleh algoritma klasifikasi. Teknik ini merupakan tahap penting dalam pipeline sistem pengolahan citra digital karena fitur warna merupakan salah satu ciri dominan dan stabil dalam identifikasi objek.

Beberapa teknik ekstraksi fitur warna yang umum digunakan antara lain:

1. **Histogram Warna:** Menyediakan distribusi frekuensi piksel dalam ruang warna tertentu.

2. *Color Moments*: Menggunakan parameter statistik seperti rata-rata (*mean*), simpangan baku (*standard deviation*), dan kemencengan (*skewness*) untuk menggambarkan distribusi warna.
3. *Color Correlogram*: Mengukur keterhubungan spasial antara pasangan warna dalam suatu jarak tertentu.

(Putra et al., 2023) dalam penelitiannya menunjukkan bahwa nilai RGB dari buah jeruk Medan dapat diolah menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* (K-NN) untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan dengan akurasi yang cukup tinggi. Wahyuni (2024) juga membuktikan bahwa kombinasi antara ekstraksi fitur warna dan algoritma klasifikasi seperti K-NN mampu meningkatkan akurasi klasifikasi objek buah kakao (Wahyuni, 2024).

2.3 Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra digital merupakan proses transformasi dan analisis data visual dalam bentuk digital untuk memperoleh informasi atau melakukan interpretasi otomatis. Dalam konteks pertanian presisi dan klasifikasi buah, citra digital berfungsi sebagai data utama yang dianalisis untuk mendeteksi objek, menilai kualitas, dan mengklasifikasikan tingkat kematangan. Pengolahan ini dilakukan melalui tahapan sistematis: akuisisi citra, pra-pemrosesan, segmentasi, ekstraksi fitur, dan klasifikasi. Setiap tahap berperan penting dalam menjaga akurasi dan validitas hasil akhir dari sistem pengolahan citra (Muchtart et al., 2024).

1. **Akuisisi citra**, yaitu proses menangkap gambar digital menggunakan sensor seperti kamera RGB, multispektral, atau kamera *hyperspectral*.

Akuisisi bertujuan menghasilkan data mentah berupa matriks piksel yang memuat informasi visual. Kualitas hasil akuisisi bergantung pada kondisi pencahayaan, posisi objek, dan resolusi sensor.

2. **Pra-pemrosesan**, yang bertujuan meningkatkan kualitas citra sebelum dianalisis lebih lanjut. Proses ini mencakup penghilangan *noise*, konversi ruang warna (misalnya dari RGB ke HSV), normalisasi ukuran citra, peningkatan kontras, dan koreksi pencahayaan.
3. **Segmentasi**, merupakan tahap pemisahan objek utama (misalnya buah) dari latar belakang berdasarkan karakteristik seperti warna, tekstur, atau bentuk. Tujuannya adalah memperoleh area citra yang fokus dan relevan untuk analisis lanjutan.
4. **Ekstraksi fitur**, yaitu pengambilan informasi statistik dari citra, seperti nilai rata-rata warna RGB, histogram warna, dan color moments (*mean, standard deviation, skewness*). Fitur ini digunakan sebagai representasi numerik dari objek yang dianalisis.
5. **Klasifikasi**, di mana sistem mengambil keputusan untuk mengelompokkan objek berdasarkan fitur visual yang telah diekstrak. Metode klasifikasi yang umum digunakan meliputi *K-Nearest Neighbor (K-NN)*, *Support Vector Machine (SVM)*, *Convolutional Neural Network (CNN)*, dan *Naïve Bayes*.

2.3.1 Peran Warna RGB Dalam Identifikasi Buah

Identifikasi dan klasifikasi buah, warna menjadi parameter utama yang mudah dikenali secara visual dan digital. Sistem RGB adalah model warna aditif di mana setiap warna direpresentasikan sebagai kombinasi intensitas dari ketiga komponen tersebut. Perubahan fisiologis buah selama

pematangan menyebabkan perubahan warna yang jelas dalam spektrum RGB. Misalnya, buah yang matang biasanya menunjukkan peningkatan pada komponen merah (R) dan penurunan pada hijau (G), sehingga nilai RGB menjadi indikator visual yang kuat.

Secara keseluruhan, lima tahapan pengolahan citra digital saling berhubungan dan membentuk kerangka kerja sistematis dalam klasifikasi visual. Warna RGB sebagai fitur utama memainkan peran penting dalam seluruh proses, mulai dari akuisisi hingga klasifikasi akhir. Ketepatan dalam setiap tahapan akan meningkatkan akurasi sistem secara keseluruhan, terutama dalam aplikasi identifikasi buah dan pengenalan objek berbasis visi komputer (Putra et al., 2023).

2.4 Algoritma *Naïve Bayes classifier* Dalam Pengolahan Citra Digital

2.4.1 Definisi Dan Konsep Dasar

Algoritma *Naïve Bayes Classifier* adalah salah satu metode klasifikasi yang sangat populer dalam pembelajaran mesin (*machine learning*) dan pengolahan citra digital. Metode ini dikembangkan berdasarkan prinsip Teorema *Bayes*, yang memungkinkan pengguna menghitung probabilitas suatu data termasuk dalam kelas tertentu berdasarkan pengetahuan sebelumnya (*prior knowledge*).

Ciri khas dari *Naïve Bayes Classifier* adalah adanya asumsi independensi antar fitur yang berarti setiap atribut dianggap tidak saling memengaruhi satu sama lain terhadap kelas target. Meskipun asumsi ini sangat “*naïve*” (sederhana), namun justru kesederhanaannya inilah yang membuat algoritma ini efisien, cepat, dan sangat bermanfaat dalam aplikasi klasifikasi praktis, termasuk untuk pengolahan citra warna RGB. Algoritma *Naïve Bayes Classifier* sangat cocok untuk digunakan dalam sistem klasifikasi berbasis fitur numerik seperti warna, tekstur, maupun

bentuk dalam citra digital. Mereka juga menambahkan bahwa kemampuan algoritma ini dalam menangani data besar dan implementasinya yang ringan menjadikan *Naïve Bayes Classifiers* sering dipilih dalam berbagai penelitian klasifikasi buah dan objek visual (M. Afriansyah et al., 2024).

2.4.2 Prinsip Probabilistik *Naïve Bayes*

Naïve Bayes Classifier bekerja dengan menghitung probabilitas posterior dari sebuah kelas target berdasarkan kondisi dari fitur-fitur yang diamati. Ini berarti algoritma ini menghitung seberapa besar kemungkinan bahwa sebuah objek (misalnya gambar buah) termasuk ke dalam kelas tertentu (misalnya buah matang), dengan mempertimbangkan fitur-fitur yang dimiliki oleh objek tersebut (seperti nilai warna RGB).

Rumus dasar dari teorema *Bayes* adalah sebagai berikut:

$$P(C|X) = \frac{P(X|C) \cdot P(C)}{P(X)} \quad (2.1)$$

Dengan penjelasan:

$P(C|X)$: Probabilitas suatu objek termasuk ke dalam kelas C berdasarkan fitur X .

$P(X|C)$: Probabilitas fitur X muncul dalam kelas C .

$P(C)$: Probabilitas awal dari kelas C tanpa memperhatikan fitur.

$P(X)$: Probabilitas fitur X secara umum di seluruh data.

Ketika fitur yang dimiliki lebih dari satu (misalnya *Red, Green, Blue*), maka rumus probabilitas akan disesuaikan menjadi:

$$P(C | x_1, x_2, I, x_n) \propto P(C) \cdot \prod_{i=1}^n p(x_i | C) \quad (2.2)$$

Di mana x_1, x_2, I, x_n adalah fitur-fitur citra seperti nilai rata-rata merah (R), hijau (G), dan biru (B). Probabilitas setiap fitur dikalikan dengan probabilitas kelas untuk menghitung kemungkinan gabungan.

Seperti dijelaskan oleh Fitriyani et al. (2022), pendekatan probabilistik ini sangat cocok diterapkan dalam pengolahan citra digital karena mampu memetakan informasi numerik dari citra menjadi keputusan klasifikasi yang jelas.

2.4.3 Asumsi, Kelebihan, Dan Kelemahan *Naïve Bayes Classifier*

Asumsi Dasar:

Independensi antar fitur: Setiap fitur dianggap tidak bergantung pada fitur lainnya, meskipun dalam kenyataan terutama dalam model warna RGB sering terdapat korelasi antar nilai warna. Distribusi Gaussian: Untuk fitur numerik kontinu, seperti nilai R, G, dan B, *Naïve Bayes Classifier* mengasumsikan bahwa fitur-fitur ini mengikuti distribusi normal (*Gaussian*).

Kelebihan *Naïve Bayes*.

4. Efisiensi Tinggi: Sangat cepat dalam pelatihan dan prediksi.
5. Mudah Diimplementasikan: Struktur algoritma yang sederhana menjadikan implementasi praktis lebih cepat.
6. Toleran terhadap *Noise*: Masih dapat memberikan hasil baik meskipun terdapat kesalahan kecil pada data input.
7. Performa Stabil untuk Dataset Besar: Tidak terlalu terpengaruh oleh ukuran data.

Kelemahan *Naïve Bayes Classifier*:

1. Asumsi Independen Tidak Realistis: Banyak fitur dalam citra saling bergantung (misalnya warna kulit buah sering saling berasosiasi antar kanal RGB).
2. Kurang Akurat pada Distribusi Tak Normal: Jika data tidak terdistribusi normal atau terdapat outlier ekstrem, prediksi bisa menurun akurasi.
3. Kesulitan dalam Menangani Fitur Interaktif: Tidak bisa menangkap hubungan antar fitur dengan baik dibandingkan model yang lebih kompleks seperti *Decision Tree* atau SVM.

Kaswar et al. (2023) menambahkan bahwa meskipun asumsi independensi tidak selalu terpenuhi, hasil eksperimen membuktikan bahwa *Naïve Bayes Classifier* masih mampu memberikan hasil klasifikasi yang memadai, terutama untuk klasifikasi berbasis warna RGB pada objek agrikultur.

2.4.4 Studi Kasus Dan Implementasi Pada Pengolahan Citra

Studi Kasus 1: Identifikasi Kematangan Buah Jeruk

- Metode: Pengambilan fitur RGB dari citra buah jeruk Medan.
- Algoritma: *Naïve Bayes Classifier*.
- Hasil: Algoritma mampu mengklasifikasi buah matang dan belum matang dengan akurasi di atas 85%.
- Referensi: (Putra et al., 2023).

Studi Kasus 2: Klasifikasi Buah Kakao

- Metode: Ekstraksi fitur warna dan tekstur, kemudian dibandingkan menggunakan K-NN dan *Naïve Bayes Classifier*.
- Hasil: *Naïve Bayes* efektif saat distribusi warna mendekati normal; performanya mendekati K-NN dalam hal akurasi.
- Referensi: (Wahyuni, 2024).

Studi Kasus 3: Penentuan Harga dan Kematangan Buah Pepaya

- Metode: Ekstraksi GLCM dan nilai warna, klasifikasi dengan *Naïve Bayes Classifier*
- Hasil: Algoritma mampu membedakan buah matang dan mentah, sekaligus mengelompokkan kategori harga berdasarkan fitur visual.
- Referensi: (Hanung Seto sambudi, 2021).

Studi-studi ini membuktikan bahwa *Naïve Bayes Classifier* merupakan pendekatan yang sederhana namun kuat, terutama jika digunakan bersama fitur yang tepat seperti nilai rata-rata RGB dari citra.

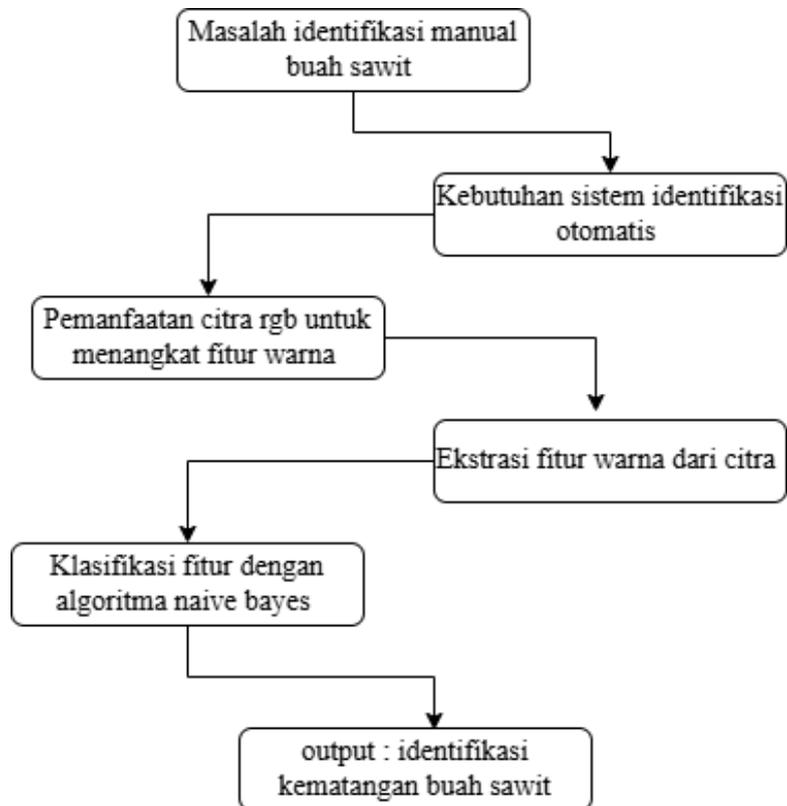
2.5 Penelitian Terkait

Table 2.1 Penelitian Terkait

No	Nama Peneliti	Judul	Jurnal / Sumber	Hasil
1	Nirmala & Salsabilla (2023)	Sistem Pemilah Otomatis Tingkat Kematangan Buah Kelapa Sawit Menggunakan Logika Fuzzy dan Sensor TCS3200	Jurnal Komputer dan Sistem Cerdas	Akurasi > 85%, sistem mampu memilah buah matang dan tidak matang secara otomatis
2	Magdalena & Triyogi (2023)	Mendeteksi Kematangan Buah Kelapa Sawit Menggunakan CNN	Jurnal Nasional Teknik Informatika (JNTI)	Model CNN mencapai akurasi 91%, RGB sebagai fitur utama
3	Barutu (2024)	Klasifikasi Kematangan Buah Kelapa Sawit Berdasarkan Warna Menggunakan Metode <i>K-Nearest Neighbor</i>	<i>Repository</i> UNILAK	Akurasi sekitar 87% dalam klasifikasi buah matang dan mentah

4	Syahira, Khoiriah & Harahap (2023)	Rancang Bangun Alat Pendeteksi Kematangan Buah Sawit Menggunakan <i>Image Processing</i>	Jurnal Gabdimas AIRA	Efektif dalam klasifikasi 2 kelas, namun dipengaruhi pencahayaannya
5	Widyastuti & Hermawan (2025)	Tomato <i>Classification</i> Using RGB and <i>Naïve Bayes</i>	IDEALIS Journal	Akurasi 85.2%, efektif untuk klasifikasi warna buah
6	Wahyuni (2024)	Perbandingan Ekstraksi Fitur Warna untuk Klasifikasi Buah Kakao Menggunakan K- NN dan <i>Naïve</i> <i>Bayes</i>	<i>Repository</i> UNSULBAR	<i>Naïve Bayes</i> mencapai akurasi 89%, kompetitif dengan K-NN

2.6 Kerangka Pemikiran



Gambar 2.2 Kerangka Pemikiran

Kerangka berpikir ini secara logis menyusun alur pemikiran mulai dari identifikasi permasalahan di lapangan hingga solusi implementatif menggunakan teknologi pemrosesan citra dan algoritma *Naïve Bayes*. Tiap tahap didukung oleh jurnal nasional yang relevan dan dapat digunakan sebagai dasar metodologi penelitian.

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Jenis Penelitian

Penelitian ini termasuk dalam jenis penelitian terapan (*applied research*) dengan pendekatan kuantitatif dan eksperimental. Fokus utamanya adalah mengembangkan sistem otomatis berbasis pengolahan citra digital untuk mengidentifikasi tingkat kematangan buah kelapa sawit. Metode yang digunakan bertumpu pada teknik kecerdasan buatan, khususnya klasifikasi menggunakan algoritma *Naïve Bayes classifier*, yang dikenal sederhana namun cukup efektif untuk data bersifat probabilistik. Selain itu, pendekatan ini banyak digunakan pula dalam pengembangan sistem klasifikasi kematangan buah lain seperti pepaya, kersen, dan terong belanda, menggunakan metode seperti *Support Vector Machine* (SVM), *Convolutional Neural Network* (CNN), dan *K-Nearest Neighbor* (K-NN) (Arinal et al., 2024).

3.2 Tempat Dan Paktu penelitian

3.2.1 Tempat Penelitian

Lokasi ini dilakukan di desa kampung padang kecamatan pangkatan kabupaten labuhan batu provinsi Sumatera Utara

3.2.2 Waktu Penelitian

Waktu yang diperlukan peneliti untuk menyelesaikan penelitian terhitung mulai dari Januari s.d 3 bulan setelah surat izin penelitian diberikan

Table 3.1 Waktu Penelitian

Aktivitas	Bulan / Minggu																											
	Des				Jan				Feb				Mar				Apr				Mei				Jun			
	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
Pengajuan Judul																												
Acc Judul																												
Pengerjaan Proposal																												
Bimbingan Proposal																												
Seminar Proposal																												

3.3 Teknik Penelitian

Untuk melakukan penelitian, data yang valid diperlukan untuk mendukung analisis. Teknik pengumpulan data yang digunakan peneliti dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Observasi Dan Akuisisi Citra

Gambar buah kelapa sawit diambil menggunakan kamera digital atau kamera perangkat mobile pada berbagai tingkat kematangan. Pengambilan citra dilakukan dalam kondisi pencahayaan yang dikontrol guna memastikan konsistensi fitur visual seperti warna dan tekstur. Data yang diperoleh disimpan dalam format citra digital, seperti rgb, hsi, atau hsv, tergantung pada kebutuhan representasi fitur visual yang diinginkan). Penggunaan teknik pengambilan citra yang tepat sangat penting untuk analisis lebih lanjut dalam penelitian pertanian dan pengolahan hasil kebun (Putri Ananda et al., 2023).

2. Pelabelan Data

Berdasarkan tingkat kematangan buah. Label tersebut ditentukan secara manual oleh pengamat ahli atau melalui hasil uji laboratorium sebagai ground truth, misalnya dengan kategori seperti matang, belum matang, dan terlalu matang. Proses pelabelan ini sangat krusial untuk membangun dataset yang valid dan dapat digunakan dalam pelatihan model klasifikasi (Arinal et al., 2024).

3. Pra-Pemrosesan (*Preprocessing*)

Tahap ini meliputi pengurangan noise, segmentasi objek buah dari latar belakang, normalisasi warna, serta penyesuaian resolusi agar data yang digunakan seragam. Tujuannya adalah untuk memastikan bahwa fitur warna yang diekstraksi dari citra merepresentasikan objek dengan baik tanpa gangguan dari faktor eksternal seperti bayangan atau latar belakang yang tidak relevan (Arinal et al., 2024)

4. Dataset **Pelatihan** Dan Pengujian

Dataset ini dipisahkan secara proporsional untuk keperluan pelatihan (*training*) dan pengujian (*testing*) model klasifikasi. Algoritma yang digunakan untuk klasifikasi dapat berupa *K-Nearest Neighbor* (K-NN), *Support Vector Machine* (SVM), *Convolutional Neural Network* (CNN), atau YOLOv5, tergantung pada kompleksitas model dan tujuan penelitian. Beberapa studi sebelumnya telah berhasil menggunakan algoritma tersebut untuk identifikasi tingkat kematangan berbagai jenis buah, termasuk tomat, pepaya, (Aras et al., 2024).

3.4 Variabel Penelitian

Variabel dalam penelitian adalah karakteristik, atribut, atau faktor yang dapat diukur, diamati, atau dimanipulasi, dan memiliki variasi dalam konteks penelitian. Variabel digunakan untuk menjawab pertanyaan penelitian, menguji hipotesis, serta menemukan hubungan antara elemen yang diteliti. Dalam penelitian, variabel memungkinkan peneliti untuk mengidentifikasi hubungan sebab akibat, pola, dan perbedaan dalam fenomena yang diteliti.

Tabel 3.2 Variabel Penelitian

Jenis Variabel	Nama Variabel	Tipe Data	Penjelasan
Independen	Fitur warna RGB	Numerik kontinu	Nilai intensitas warna dalam rentang 0–255, bersifat kontinu.
Independen	Fitur warna HSV/HSI (opsional)	Numerik kontinu	Nilai Hue (0–360), Saturation dan Intensity (0–1); hasil transformasi dari RGB.
Terikat	Tingkat kematangan buah	Kategorik nominal	Label kelas seperti <i>mentah</i> , <i>setengah matang</i> , <i>matang</i> (tanpa urutan numerik).
Kontrol	Pencahayaan	Numerik kontinu atau tetap	Intensitas cahaya yang dijaga konstan, biasanya diukur dalam satuan lux.
Kontrol	Resolusi gambar	Kategorik ordinal / numerik	Misalnya: 256x256, 512x512. Dapat dipandang sebagai nilai numerik jika diperlukan.

3.5 Teknik Analisis Data Menggunakan Algoritma *Naïve Bayes*

Teknik analisis data dalam penelitian ini menggunakan pendekatan statistik berbasis *machine learning supervised* yaitu algoritma *Naïve Bayes classifier*. Metode ini memanfaatkan prinsip probabilitik berdasarkan *Teorema Bayes*, yang

mengasumsikan bahwa antar fitur data bersifat independen. *Naïve Bayes classifier* cocok digunakan untuk klasifikasi citra buah karena algoritma ini sederhana, cepat, dan efektif untuk dataset yang berukuran kecil hingga sedang, serta memiliki struktur fitur yang terpisah seperti nilai warna RGB.

1. Ekstraksi Fitur RGB

Langkah pertama adalah melakukan ekstraksi fitur dari citra buah. Fitur yang digunakan adalah nilai warna dalam format RGB. Masing-masing piksel dalam gambar dianalisis untuk memperoleh nilai rata-rata warna dari objek buah yang telah disegmentasi sebelumnya. Nilai RGB ini akan menjadi atribut atau variabel input yang digunakan untuk pelatihan dan pengujian algoritma *Naïve Bayes classifier*.

2. Pelabelan Data (Label Class)

Setelah fitur RGB diperoleh, setiap data citra diberi label berdasarkan tingkat kematangannya, misalnya: matang, setengah matang, dan mentah. Label ini didasarkan pada hasil pengamatan manual oleh pakar pertanian atau berdasarkan data laboratorium, dan menjadi variabel target (kelas) dalam proses klasifikasi.

3. Pelatihan Model *Naïve Bayes classifier*

Dataset yang telah memiliki fitur dan label kemudian digunakan untuk melatih model *Naïve Bayes classifier*. Model menghitung probabilitas dari setiap fitur terhadap setiap kelas menggunakan rumus Model ini kemudian dapat digunakan untuk memprediksi kelas dari data baru berdasarkan probabilitas yang telah dihitung:

$$P(C|X) = \frac{P(X|C)P(C)}{P(X)} \quad (3.1)$$

4. Prediksi Dan Pengujian Data

Setelah model dilatih, proses pengujian dilakukan terhadap data uji untuk memprediksi kelas dari citra baru. Model akan memilih kelas dengan probabilitas tertinggi berdasarkan nilai RGB dari citra tersebut. Hasil prediksi akan dibandingkan dengan label sebenarnya untuk menilai performa model.

5. Evaluasi Model Klasifikasi

Evaluasi dilakukan dengan beberapa metrik standar klasifikasi:

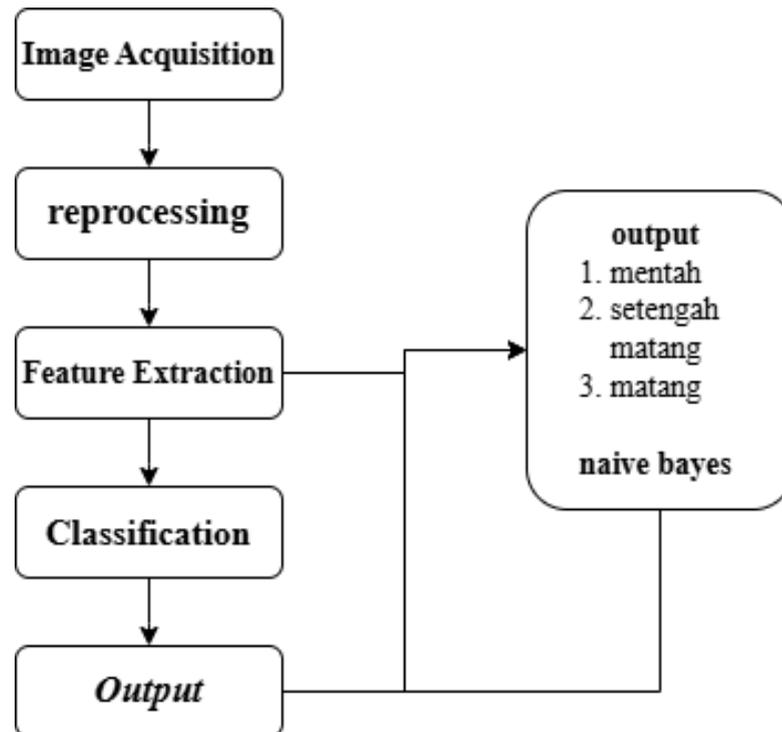
- Akurasi : Persentase prediksi yang benar.
- *Precision* dan *Recall*: Keseimbangan antara deteksi benar terhadap kesalahan.
- *F1 Score* : Rata-rata harmonik dari *precision* dan *recall*.
- *Confusion Matrix* : Matriks yang menunjukkan distribusi hasil prediksi dibandingkan kelas aktual.

6. Analisis Hasil Dan Validasi

Langkah terakhir adalah melakukan analisis terhadap performa model. Jika model menunjukkan akurasi yang tinggi, maka dapat disimpulkan bahwa fitur RGB memiliki hubungan yang kuat dengan tingkat kematangan buah, dan *Naïve Bayes classifier* menjadi metode klasifikasi yang efektif dan efisien untuk digunakan pada sistem identifikasi buah.

3.6 Diagram Alir (Flowchart)

Langkah dalam Sistem Identifikasi Buah Kelapa Sawit Berbasis Citra RGB dan *Naïve Bayes classifier*.



Gambar 3.1 Flowchart Alir Sistem

1. *Image Acquisition* (Akuisisi Citra Buah Kelapa Sawit)

Gambar buah kelapa sawit diambil menggunakan kamera digital atau diperoleh dari dataset sekunder yang tersedia. Gambar dikumpulkan dalam format citra digital berwarna dengan komponen warna RGB. Tahapan ini merupakan input awal sistem pengolahan citra.

2. *reprocessing* (Prapemrosesan Citra)

Pada tahap ini, citra yang diperoleh akan melalui proses:

- *Denoising* (penghilangan *noise* atau gangguan visual pada citra)
- *Resizing* (penyesuaian ukuran agar seragam)

- **Segmentasi** (pemisahan objek buah dari latar belakang)

Proses ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas citra dan memudahkan proses ekstraksi fitur warna.

3. **Feature Extraction (Ekstraksi Fitur Warna RGB)**

Nilai intensitas dari masing-masing kanal warna RGB akan diekstraksi dari citra. Nilai-nilai ini dikonversi menjadi data numerik yang akan digunakan sebagai input pada proses klasifikasi.

4. **Classification (Klasifikasi Dengan Algoritma *Naïve Bayes classifier*)**

Data fitur warna RGB yang telah diekstraksi dimasukkan ke dalam algoritma *Naïve Bayes classifier*, yaitu metode klasifikasi berbasis probabilitas. Sistem akan menghitung kemungkinan kematangan buah berdasarkan parameter warna dan memberikan label klasifikasi berdasarkan nilai probabilitas maksimum. Hasil akhir dari klasifikasi ini diharapkan mampu membantu petani dalam menentukan waktu panen yang optimal untuk buah kelapa sawit.

5. **Output (Hasil Klasifikasi)**

Sistem menghasilkan output berupa kategori kematangan buah, yang terdiri dari:

- **Mentah**
- **Setengah Matang**
- **Matang**

3.7 Alat Dan Bahan

3.7.1 Perangkat Keras

1. Laptop/PC

- **Prosesor:** Minimum *Intel Core i5* generasi ke-8 atau setara (untuk mendukung proses klasifikasi dan pemrosesan citra yang intensif).
- **RAM:** Minimum 1 GB (untuk efisiensi dalam manipulasi dataset berukuran sedang hingga besar).
- **GPU:** Disarankan memiliki CUDA/NVIDIA GPU untuk mempercepat proses *training*, terutama jika dataset berukuran besar.

2 Kamera

- **Resolusi:** Minimum 12 Megapiksel.
- Digunakan untuk akuisisi citra buah kelapa sawit secara langsung jika menggunakan dataset primer.

3.7.2 Perangkat Lunak

1. Bahasa Pemrograman: *Python 3.x*

2. Library Pendukung:

- **OpenCV:** Untuk proses akuisisi dan prapemrosesan citra digital.
- **NumPy dan Pandas:** Untuk manipulasi dan analisis data tabular dan numerik.
- **Scikit-learn:** Untuk implementasi algoritma *Naïve Bayes* dan evaluasi model klasifikasi.
- **Matplotlib dan Seaborn:** Untuk visualisasi hasil klasifikasi dan performa model.

3.7.3 Dataset

1. **Format:** Citra RGB buah kelapa sawit dalam format .jpg atau .png.

Label Klasifikasi:

- Mentah
- Setengah Matang
- Matang

2. **Sumber Dataset:**

- Koleksi lapangan (*primer*) melalui kamera digital.
- Dataset sekunder dari repositori daring seperti Kaggle atau institusi akademik (misalnya universitas atau jurnal terbuka).

3.8 Diagram Fishbone (Diagram Isikahwa)

3.8.1 Diagram Fishbone (Diagram Ishikawa)

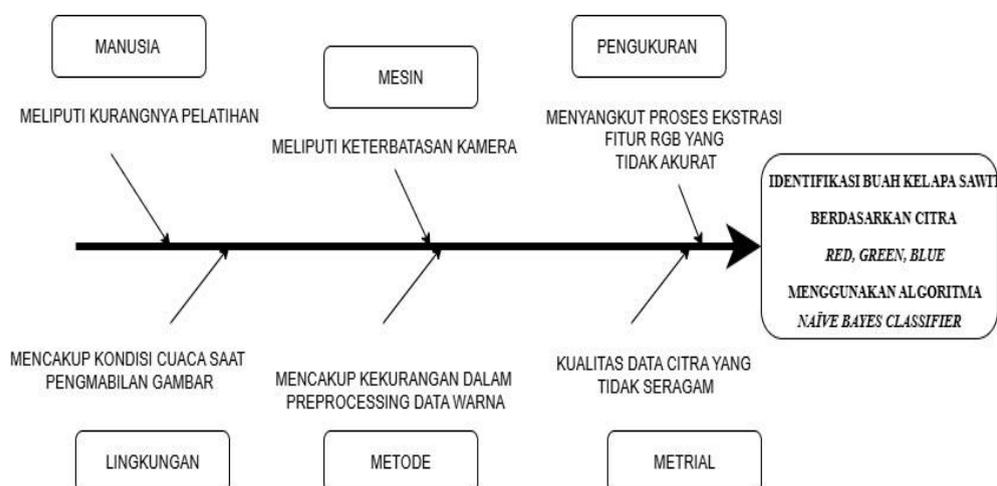
Diagram *Fishbone*, juga dikenal sebagai Diagram Ishikawa atau *cause and effect diagram*, merupakan alat bantu visual yang digunakan untuk mengidentifikasi dan mengelompokkan berbagai penyebab dari suatu permasalahan. Bentuk diagram ini menyerupai tulang ikan, di mana kepala ikan menunjukkan permasalahan utama, sementara "tulang"-tulang yang menyebar ke arah samping menunjukkan kategori penyebab dan sub penyebabnya. Diagram ini pertama kali diperkenalkan oleh Kaoru Ishikawa pada tahun 1960 an dan menjadi bagian dari tujuh alat dasar pengendalian mutu.

Diagram *Fishbone* membantu dalam menganalisis penyebab masalah secara sistematis, memungkinkan tim untuk melakukan brainstorming penyebab dari berbagai sudut pandang. Umumnya, kategori penyebab dibagi ke dalam enam

kelompok utama, yaitu: Manusia (*People*), Metode (*Methods*), Material (*Materials*), Mesin (*Machines*), Lingkungan (*Environment*), dan Pengukuran (*Measurement*). Kategori ini dapat dimodifikasi tergantung pada konteks permasalahan yang dianalisis.

3.8.2 Kerangka Fishbone

Permasalahan utama dalam konteks ini adalah akurasi identifikasi buah kelapa sawit yang tidak konsisten ketika menggunakan citra digital berbasis warna *Red, Green, Blue* (RGB) yang diklasifikasikan dengan algoritma *Naïve Bayes*. Untuk itu, digunakan Diagram *Fishbone* untuk mengurai berbagai penyebab yang mungkin memengaruhi hasil klasifikasi (Holifahtus Sakdiyah et al., 2022).



Gambar 3.2 Diagram *Fishbone*

- **Manusia**, meliputi kurangnya pelatihan teknis dalam pengambilan gambar buah, kesalahan dalam pelabelan data saat pelatihan algoritma, hingga kurangnya pemahaman teknis terhadap algoritma *Naïve Bayes*.

- **Metode**, mencakup kekurangan dalam preprocessing data warna, pemilihan parameter yang tidak optimal, serta absennya teknik validasi silang.
- **Material**, penyebab utamanya mencakup kualitas data citra yang tidak seragam, gambar yang buram, serta latar belakang yang mengganggu. Di sisi lain.
- **Mesin**, meliputi keterbatasan kamera dan perangkat keras untuk pemrosesan citra.
- **Lingkungan** mencakup kondisi pencahayaan yang berubah-ubah, bayangan, dan pengaruh cuaca saat pengambilan gambar.
- **Pengukuran** menyangkut proses ekstraksi fitur RGB yang tidak akurat, kurangnya penggunaan metrik evaluasi, serta ketiadaan standarisasi pada data pengujian.

Dengan kerangka *fishbone* ini, penyebab utama dari rendahnya akurasi dapat diidentifikasi secara sistematis. Langkah ini menjadi landasan penting untuk merancang solusi yang tepat dalam peningkatan sistem identifikasi buah kelapa sawit berbasis pengolahan citra dan algoritma klasifikasi.

BAB IV

HASIL DAN UJI COBA

4.1 Hasil

Hasil dari Identifikasi Buah Kelapa Sawit Berdasarkan Citra Red, Green, Blue Menggunakan Algoritma *Naïve Bayes Classifier* dapat dilihat sebagai berikut:

1. Form Login

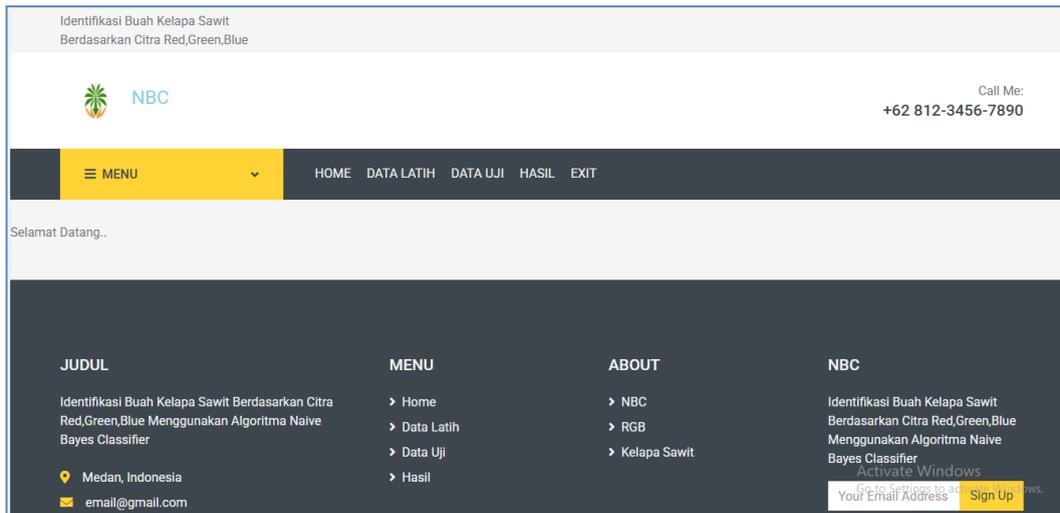
Form Login dari Identifikasi Buah Kelapa Sawit Berdasarkan Citra Red, Green, Blue Menggunakan Algoritma *Naïve Bayes Classifier* dapat dilihat pada Gambar 4.1.

The screenshot shows a web application interface for 'Identifikasi Buah Kelapa Sawit Berdasarkan Citra Red,Green,Blue'. The page features a header with the NBC logo and a contact number '+62 812-3456-7890'. The main content area contains a login form with the prompt 'Silahkan Login :', fields for 'USERNAME' and 'PASSWORD', and buttons for 'SUBMIT' and 'Metode'. The footer is divided into four columns: 'JUDUL' (Identifikasi Buah Kelapa Sawit Berdasarkan Citra Red,Green,Blue Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier), 'MENU' (Home, Data Latih, Data Uji, Hasil), 'ABOUT' (NBC, RGB, Kelapa Sawit), and 'NBC' (Identifikasi Buah Kelapa Sawit Berdasarkan Citra Red,Green,Blue Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier). A location indicator shows 'Medan, Indonesia'.

Gambar 4.1. Form Login

2. Form Home

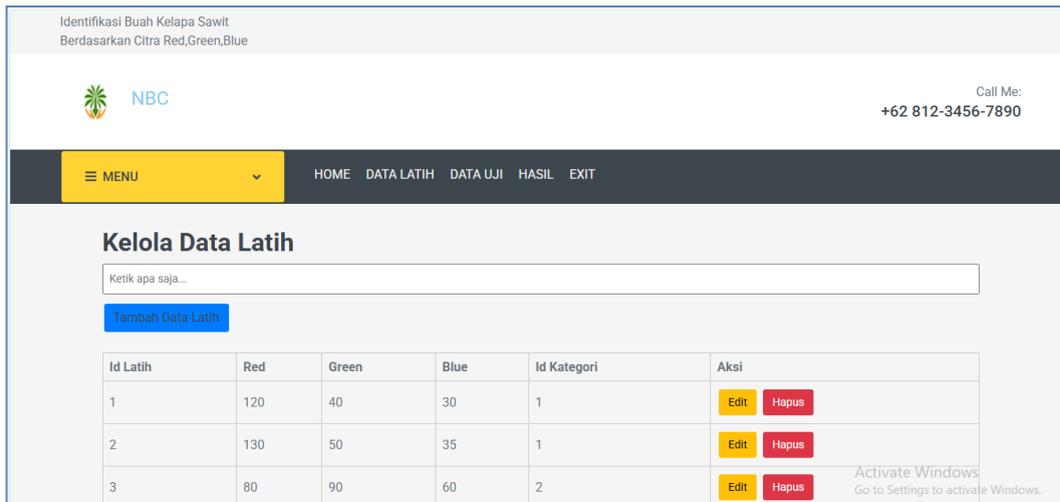
Form Home dari Identifikasi Buah Kelapa Sawit Berdasarkan Citra Red, Green, Blue Menggunakan Algoritma *Naïve Bayes Classifier* dapat dilihat pada Gambar 4.2.



Gambar 4.2. Form Home

3. Form Data Latih

Form Data Latih dari Identifikasi Buah Kelapa Sawit Berdasarkan Citra Red, Green, Blue Menggunakan Algoritma *Naive Bayes Classifier* dapat dilihat pada Gambar 4.3.



Gambar 4.3. Form Data Latih

4. Form Data Uji

Form Data Uji dari Identifikasi Buah Kelapa Sawit Berdasarkan Citra Red, Green, Blue Menggunakan Algoritma *Naïve Bayes Classifier* dapat dilihat pada Gambar 4.4.

Id Uji	Red	Green	Blue	Gambar	Aksi
20	231	175	148		Edit Hapus

Gambar 4.4. Form Data Uji

5. Form Hasil

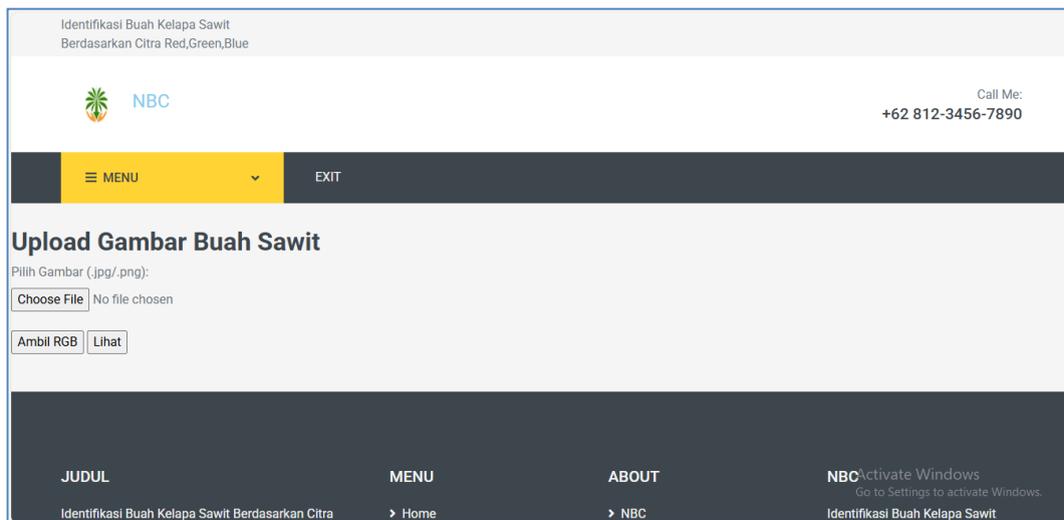
Form Hasil dari Identifikasi Buah Kelapa Sawit Berdasarkan Citra Red, Green, Blue Menggunakan Algoritma *Naïve Bayes Classifier* dapat dilihat pada Gambar 4.5.

Id Hasil	Id Uji	Hasil Kategori	Probabilitas	Waktu Proses	Aksi
45	20	Setengah Matang	1.6018730463790248e-172	2025-07-27 22:22:44	Hapus
46	21	Setengah Matang	1.6018730463790248e-172	2025-07-27 22:22:44	Hapus
47	20	Setengah Matang	1.6018730463790248e-172	2025-07-27 22:22:54	Hapus
48	21	Setengah Matang	1.6018730463790248e-172	2025-07-27 22:22:54	Hapus

Gambar 4.5. Form Hasil

6. Form Upload Gambar

Form Upload Gambar dari Identifikasi Buah Kelapa Sawit Berdasarkan Citra Red, Green, Blue Menggunakan Algoritma *Naïve Bayes Classifier* dapat dilihat pada Gambar 4.6.



Identifikasi Buah Kelapa Sawit
Berdasarkan Citra Red,Green,Blue

NBC
Call Me:
+62 812-3456-7890

MENU EXIT

Upload Gambar Buah Sawit

Pilih Gambar (.jpg/.png):

Choose File No file chosen

Ambil RGB Lihat

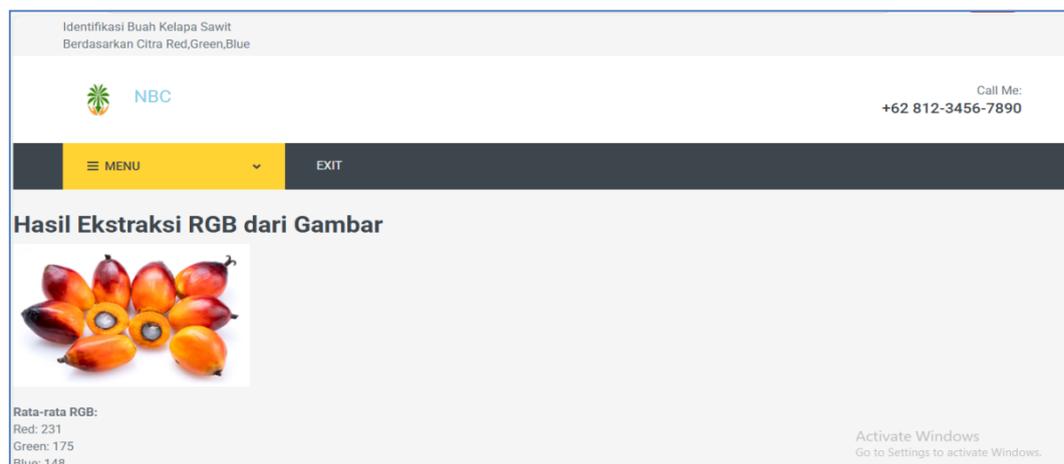
JUDUL MENU ABOUT
Identifikasi Buah Kelapa Sawit Berdasarkan Citra > Home > NBC

NBC Activate Windows
Go to Settings to activate Windows.
Identifikasi Buah Kelapa Sawit

Gambar 4.6. Form Upload Gambar

7. Form Hasil Ekstraksi

Form Hasil Ekstraksi dari Identifikasi Buah Kelapa Sawit Berdasarkan Citra Red, Green, Blue Menggunakan Algoritma *Naïve Bayes Classifier* dapat dilihat pada Gambar 4.7.



Identifikasi Buah Kelapa Sawit
Berdasarkan Citra Red,Green,Blue

NBC
Call Me:
+62 812-3456-7890

MENU EXIT

Hasil Ekstraksi RGB dari Gambar



Rata-rata RGB:
Red: 231
Green: 175
Blue: 148

Activate Windows
Go to Settings to activate Windows.

Gambar 4.7. Form Hasil Ekstraksi

8. Form Hasil Klasifikasi

Form Hasil Klasifikasi dari Identifikasi Buah Kelapa Sawit Berdasarkan Citra Red, Green, Blue Menggunakan Algoritma *Naïve Bayes Classifier* dapat dilihat pada Gambar 4.8.

Hasil Klasifikasi Naive Bayes						
ID	Red	Green	Blue	Kategori	Probabilitas	Waktu Proses
75	231	175	148	Setengah Matang	0.000000	2025-07-29 13:49:28
74	231	175	148	Setengah Matang	0.000000	2025-07-29 13:49:28
73	231	175	148	Setengah Matang	0.000000	2025-07-29 13:49:28
72	231	175	148	Setengah Matang	0.000000	2025-07-29 13:49:28
71	231	175	148	Setengah Matang	0.000000	2025-07-29 13:49:28
70	231	175	148	Setengah Matang	0.000000	2025-07-29 13:49:28
69	231	175	148	Setengah Matang	0.000000	2025-07-29 13:49:28
68	236	205	192	Setengah Matang	0.000000	2025-07-29 13:49:28
67	236	205	192	Setengah Matang	0.000000	2025-07-29 13:49:28
66	231	175	148	Setengah Matang	0.000000	2025-07-29 13:49:28
65	231	175	148	Setengah Matang	0.000000	2025-07-29 13:49:28
64	231	175	148	Setengah Matang	0.000000	2025-07-28 13:47:20
63	231	175	148	Setengah Matang	0.000000	2025-07-28 13:47:20
62	231	175	148	Setengah Matang	0.000000	2025-07-28 13:47:20
61	231	175	148	Setengah Matang	0.000000	2025-07-28 13:47:20
60	236	205	192	Setengah Matang	0.000000	2025-07-28 13:47:20
59	236	205	192	Setengah Matang	0.000000	2025-07-28 13:47:20
58	231	175	148	Setengah Matang	0.000000	2025-07-28 13:47:20
57	231	175	148	Setengah Matang	0.000000	2025-07-28 13:47:20

Gambar 4.8. Form Hasil Klasifikasi

4.2 Pembahasan

Pembahasan meliputi kebutuhan perangkat, hasil yang digunakan dan pengujian pada penelitian ini.

1. Kebutuhan Perangkat

Kebutuhan perangkat keras dan perangkat lunak untuk membuat aplikasi adalah sebagai berikut:

a. Satu unit laptop dengan spesifikasi sebagai berikut:

- 1) *Processor* minimal *Core 2 Duo*
- 2) RAM minimal 1 Gb
- 3) *Hardisk* minimal 80 Gb

b. Perangkat Lunak dengan spesifikasi sebagai berikut:

- 1) Sistem Operasi *Windows*

2) Notepad++

3) Appserv

2. Metode *Naïve Bayes Classifier*

Penelitian ini menggunakan Metode *Naïve Bayes Classifier* yang digunakan sebagai proses pencarian hasil. Berikut adalah tahapan Metode *Naïve Bayes Classifier*:

a. Data Latih

Data latih yang digunakan pada penelitian ini yaitu:

Tabel 4.1. Data Latih

No	Red	Green	Blue
1	120	40	30
2	130	50	35
3	80	90	60
4	85	95	65
5	100	60	40
6	110	70	50

b. Data Uji

Data uji yang digunakan pada penelitian ini yaitu:

Tabel 4.2. Data Uji

No	Red	Green	Blue
1	231	175	148

c. Tahapan *Naïve Bayes Classifier*

Tahapan *Naïve Bayes Classifier* yaitu gunakan *Gaussian Naïve Bayes*:

$$P(x|C_k) = \prod_{j=1}^3 \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{kj}^2}} \exp\left(-\frac{(x_j - \mu_{kj})^2}{2\sigma_{kj}^2}\right)$$

Dimana:

μ_{kj} = mean fitur ke-j untuk kelas k

σ_{kj}^2 = varians fitur ke-j untuk kelas k

1) Hitung Mean & Varians untuk Setiap Kelas

Kelas 1 (Matang)

Data: (120,40,30), (130,50,35)

- **Mean (μ)**

$$\mu_R = (120+130)/2 = \mathbf{125}$$

$$\mu_G = (40+50)/2 = \mathbf{45}$$

$$\mu_B = (30+35)/2 = \mathbf{32.5}$$

- **Varians (σ^2)**

$$\sigma^2_R = ((120-125)^2 + (130-125)^2)/2 = (25+25)/2 = \mathbf{25}$$

$$\sigma^2_G = ((40-45)^2 + (50-45)^2)/2 = (25+25)/2 = \mathbf{25}$$

$$\sigma^2_B = ((30-32.5)^2 + (35-32.5)^2)/2 = (6.25+6.25)/2 = \mathbf{6.25}$$

Kelas 2 (Mengkal)

Data: (80,90,60), (85,95,65)

- **Mean (μ)**

$$\mu_R = (80+85)/2 = \mathbf{82.5}$$

$$\mu_G = (90+95)/2 = \mathbf{92.5}$$

$$\mu_B = (60+65)/2 = \mathbf{62.5}$$

- **Varians (σ^2)**

$$\sigma^2_R = ((80-82.5)^2 + (85-82.5)^2)/2 = (6.25+6.25)/2 = \mathbf{6.25}$$

$$\sigma^2_{\text{G}} = ((90-92.5)^2 + (95-92.5)^2)/2 = (6.25+6.25)/2 = \mathbf{6.25}$$

$$\sigma^2_{\text{B}} = ((60-62.5)^2 + (65-62.5)^2)/2 = (6.25+6.25)/2 = \mathbf{6.25}$$

Kelas 3 (Mentah)

Data: (100,60,40), (110,70,50)

- **Mean (μ)**

$$\mu_{\text{R}} = (100+110)/2 = \mathbf{105}$$

$$\mu_{\text{G}} = (60+70)/2 = \mathbf{65}$$

$$\mu_{\text{B}} = (40+50)/2 = \mathbf{45}$$

- **Varians (σ^2)**

$$\sigma^2_{\text{R}} = ((100-105)^2 + (110-105)^2)/2 = (25+25)/2 = \mathbf{25}$$

$$\sigma^2_{\text{G}} = ((60-65)^2 + (70-65)^2)/2 = (25+25)/2 = \mathbf{25}$$

$$\sigma^2_{\text{B}} = ((40-45)^2 + (50-45)^2)/2 = (25+25)/2 = \mathbf{25}$$

2) Data Uji

$$x = (231,175,148)$$

Kelas 1 (Matang)

$$\mathbf{R:} \mu=125, \sigma^2=25, x=231$$

$$\Delta R = (231-125)^2 = 106^2 = 11236$$

$$P(R) = \frac{1}{\sqrt{2\pi(25)}} e^{11236/(2 \cdot 25)}$$

$$\text{Exponent} = e^{(-224.72)} = 0$$

Karena jarak sangat jauh, **likelihood = 0**.

Kelas 2 (Mengkal)

$$\mathbf{R:} \mu=82.5, \sigma^2=6.25, x=231$$

$$\Delta R = (231-82.5)^2 = 148.5^2 = 22052$$

$$\text{Exponent} = e^{(-22052/(2 \times 6.25))} = e^{(-1764)} = 0$$

Kelas 3 (Mentah)

R: $\mu=105$, $\sigma^2=25$, $x=231$

$$\Delta R = (231-105)^2 = 126^2 = 15876$$

$$\text{Exponent} = e^{(-15876/(2 \times 25))} = e^{(-317.5)} = 0$$

3) Interpretasi

Semua nilai probabilitas mendekati 0 karena nilai uji (231,175,148) sangat jauh dari semua mean.

Dalam kasus ini biasanya dilakukan:

- Normalisasi data RGB (misal skala 0–255 \rightarrow 0–1)
- Atau feature scaling agar varians tidak terlalu kecil

Namun secara klasifikasi praktis, warna (231,175,148) mendekati RGB tinggi \rightarrow mendekati oranye/merah kekuningan \rightarrow paling dekat dengan kelas **Matang (K1)**.

3. Uji Coba Program

Uji coba terhadap sistem bertujuan untuk memastikan bahwa sistem sudah berada pada kondisi siap pakai. Instrumen yang digunakan untuk melakukan pengujian ini yaitu dengan menggunakan *Blackbox Testing*:

Tabel 4.3. Blackbox Testing Form Login

No	Form Login	Keterangan	Validitas
1.	Jika pengguna mengisi username dan password dengan benar kemudian melakukan Klik	Aplikasi menampilkan form Home	Valid

	Tombol Submit		
2	Jika pengguna mengisi username dan password dengan salah kemudian melakukan Klik Tombol Submit	Aplikasi menampilkan pesan kesalahan	Valid

Tabel 4.4. Blackbox Testing Form Home

No	Form Home	Keterangan	Validitas
1.	Klik Tombol Home	Aplikasi menampilkan form Home	Valid
2.	Klik Tombol Data Latih	Aplikasi menampilkan form Data Latih	Valid
3.	Klik Tombol Data Uji	Aplikasi menampilkan form Data Uji	Valid
4.	Klik Tombol Hasil	Aplikasi menampilkan form Hasil	Valid

Tabel 4.5. Blackbox Testing Form Data Latih

No	Form Data Latih	Keterangan	Validitas
1.	Klik Tombol Simpan	Aplikasi menyimpan seluruh data di	Valid

		textbox ke dalam table database	
2.	Klik Tombol Ubah	Aplikasi mengubah isi di table database sesuai data yang diubah	Valid
3.	Klik Tombol Hapus	Aplikasi menghapus isi data di database	

Tabel 4.6. Blackbox Testing Form Data Uji

No	Form Data Uji	Keterangan	Validitas
1.	Klik Tombol Simpan	Aplikasi menyimpan seluruh data di textbox ke dalam table database	Valid
2.	Klik Tombol Ubah	Aplikasi mengubah isi di table database sesuai data yang diubah	Valid
3.	Klik Tombol Hapus	Aplikasi menghapus isi	

		data di database	
--	--	------------------	--

Tabel 4.7. Blackbox Testing Form Hasil

No	Form Hasil	Keterangan	Validitas
1.	Klik Tombol Hapus	Aplikasi menghapus isi data di database	

Tabel 4.8. Blackbox Testing Form Upload Gambar

No	Form Upload Gambar	Keterangan	Validitas
1.	Klik Choose File dan Klik Ambil RGB	Aplikasi menampilkan nilai RGB gambar	Valid
2.	Klik Tombol Lihat	Aplikasi menampilkan hasil klasifikasi	Valid

4.3 Hasil Uji Coba

Setelah melakukan uji coba terhadap aplikasi, maka dapat disimpulkan hasil yang didapatkan yaitu:

1. *Interface* rancangan telah sesuai dengan *Interface* hasil.
2. Metode *Naïve Bayes Classifier* telah diterapkan pada aplikasi yang dibuat.
3. *Interface* aplikasi bersifat *user friendly* sehingga pengguna dapat menggunakannya dengan mudah.
4. Aplikasi yang telah dibuat berjalan dengan baik.

5. Aplikasi yang telah dibuat tidak memiliki kesalahan logika.

3.2 Kekurangan Aplikasi

Kekurangan aplikasi pada penelitian ini diantaranya:

1. Aplikasi yang telah dibuat tidak memiliki petunjuk penggunaan.
2. Aplikasi yang telah dibuat tidak menggunakan banyak Data Uji.
3. Aplikasi pada bagian admin tidak menggunakan pemrograman visual.

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Kesimpulan dari Identifikasi Buah Kelapa Sawit Berdasarkan Citra Red, Green, Blue Menggunakan Algoritma *Naïve Bayes Classifier* dapat dilihat sebagai berikut:

1. Dengan menggunakan Identifikasi Buah Kelapa Sawit Berdasarkan Citra Red, Green, Blue Menggunakan Algoritma *Naïve Bayes Classifier* maka dengan mudah mengetahui kematangan buah kelapa sawit.
2. Dengan menggunakan data Data Latih dan Data Uji maka dapat melakukan penerapan metode *Naïve Bayes Classifier* dalam mengetahui kematangan buah kelapa sawit.
3. Dengan menggunakan pemrograman *web* maka dapat menghasilkan Identifikasi Buah Kelapa Sawit Berdasarkan Citra Red, Green, Blue Menggunakan Algoritma *Naïve Bayes Classifier*.

5.2 Saran

Saran dari Identifikasi Buah Kelapa Sawit Berdasarkan Citra Red, Green, Blue Menggunakan Algoritma *Naïve Bayes Classifier* dapat dilihat sebagai berikut:

1. Sebaiknya aplikasi yang telah dibuat sebaiknya memiliki petunjuk penggunaan.
2. Sebaiknya aplikasi yang telah dibuat sebaiknya menggunakan banyak Data Uji.
3. Sebaiknya aplikasi pada bagian admin dibuat dengan pemrograman visual.

DAFTAR PUSTAKA

- Aras, S., Tanra, P., & Bazhar, M. (2024). Deteksi Tingkat Kematangan Buah Tomat Menggunakan YOLOv5. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 4(2), 623–628. <https://doi.org/10.57152/malcom.v4i2.1270>
- Arinal, V., Patricia, A., Informasi, S., Informatika, T., Kersen, B., Buah, K., & Citra, P. (2024). *KLASIFIKASI TINGKAT KEMATANGAN BUAH KERSEN*. 7(2), 185–199.
- Fatmiatun, H. (2023). *Dengan Citra Digital Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Ripeness Classification of Banana Level Using Digital Image With Naïve Bayes Algorithm Husnul Fatmiatun Program Studi Informatika Majene Tahun 2023 Abstrak*.
- FERRY. (2024). *Deteksi tandan kelapa sawit menggunakan deep learning dengan algoritma yolo*. 1–30.
- Hanung Seto sambudi. (2021). *Sistem Cerdas Klasifikasi Kematangan Dan Harga Buah Pepaya Berdasarkan Ekstraksi Fitur Gray Level Co-Occurence Matrix Dengan Metode Naive Baye*.
- Holifahtus Sakdiyah, S., Eltivia, N., & Afandi, A. (2022). Root Cause Analysis Using Fishbone Diagram: Company Management Decision Making. *Journal of Applied Business, Taxation and Economics Research*, 1(6), 566–576. <https://doi.org/10.54408/jabter.v1i6.103>
- Hutabarat, S. (2019). Optimalisasi Pemanfaatan Lahan Perkebunan Kelapa Sawit di Riau. *Unri Conference Series: Agriculture and Food Security*, 1, 46–57. <https://doi.org/10.31258/unricsagr.1a7>
- M. Afriansyah, Joni Saputra, Ardhana, V. Y. P., & Yuan Sa'adati. (2024). Algoritma Naive Bayes Yang Efisien Untuk Klasifikasi Buah Pisang Raja Berdasarkan Fitur Warna. *Journal of Information Systems Management and Digital Business*, 1(2), 236–248. <https://doi.org/10.59407/jismdb.v1i2.438>
- Muchtar, M., Pasrun, Y. P., Rasyid, R., Miftachurohmah, N., & Mardawati, M. (2024). Penerapan Metode Naïve Bayes Dalam Klasifikasi Kesegaran Ikan Berdasarkan Warna Pada Citra Area Mata. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 12(1), 611–617. <https://doi.org/10.23960/jitet.v12i1.3879>
- Mulkan Azhari. (2023). Implementation of Fuzzy K-Nearest Neighbor Method in Dengue Disease Classification. *2023 11th International Conference on Cyber and IT Service Management, CITSM 2023*, 10–15. <https://doi.org/10.1109/CITSM60085.2023.10455306>
- Murphy, D. J., Goggin, K., & Paterson, R. R. M. (2021). Oil palm in the 2020s

and beyond: challenges and solutions. *CABI Agriculture and Bioscience*, 2(1), 1–22. <https://doi.org/10.1186/s43170-021-00058-3>

- Nasution, M. A., Winata, H. N., Nasution, F. Q., Lydiasari, H., Pasaribu, R. Y., Nasution, A., & Wulandari, A. (2022). Determinasi Nilai RGB dan Grayscale pada Citra Tandan Buah Segar (TBS) Kelapa Sawit (*Elaeis guineensis* Jacq.) Menggunakan Matlab. *J. Pen. Kelapa Sawit*, 2022(1), 37–48.
- Nurfitri, A. A., Kaparang, A. I., Hidayat, M. T., Kaswar, A. B., & Andayani, D. D. (2023). Classification of the Level of Sugar Content in Papaya Fruit Based on Color Features Using Artificial Neural Network. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 4(6), 1447–1456. <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2023.4.6.733>
- Putra, A. S. J., Subroto, I. M. I., & Poetro, B. S. W. (2023). Identifikasi Kematangan Buah Jeruk Medan Menggunakan K-Nearest Neighbor berbasis Metrik RGB. *Jurnal Transistor Elektro Dan Informatika (TRANSISTOR EI)*, 5(3), 50112. <http://jurnal.unissula.ac.id/online/index.php/EI>
- Putri Ananda, T., Viola Widyasari, S., Ihsan Muttaqin, M., & Stefanie, A. (2023). Identifikasi Tingkat Kematangan Buah Pepaya Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (Cnn). *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(3), 2094–2097. <https://doi.org/10.36040/jati.v7i3.7137>
- Salsabilla, S., Nirmala, I., & Rismawan, T. (2023). Sistem Pemilah Otomatis Tingkat Kematangan Buah Kelapa Sawit Menggunakan Metode Logika Fuzzy Mamdani Dan Sensor TCS3200. *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, 5(1), 144–154. <https://doi.org/10.47065/josyc.v5i1.4449>
- Suryani, D., Yulianti, A., Maghfiroh, E. L., & Alber, J. (2022). Klasifikasi Kualitas Produk Kelapa Sawit Menggunakan Metode Naïve Bayes. *SISTEMASI: Jurnal Sistem Informasi*, 11(1), 251–259. <http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>
- Triyogi, R., Magdalena, R., & Hidayat, B. (2023). Mendeteksi Kematangan Buah Kelapa Sawit Menggunakan Convolution Neural Network Deep Learning. *Jurnal Nasional SAINS Dan TEKNIK*, 1(1), 22–27. <http://doi.org/10.25124/logic.v1i1.6732>
- Wahyuni. (2024). *KLASIFIKASI KEMATANGAN BUAH KAKAO MENGGUNAKAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBORS COMPARISON OF EXTRACTION OF COLOR FEATURES IN COCOA FRUIT RIPENESS CLASSIFICATION USING K- NEAREST NEIGHBORS ALGORITHM WAHYUNI PROGRAM STUDI INFORMATIKA.*
- Widyastuti, E., Hermawan, A., Avianto, D., Informasi, T., Yogyakarta, U. T., &

Tomato, G. Z. (2025). *Klasifikasi tomat berdasarkan varietas dengan ekstraksi fitur rgb dan algoritma naïve bayes*. 8, 127–137.

LAMPIRAN



MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PENELITIAN & PENGEMBANGAN PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI

UMSU Terakreditasi A Berdasarkan Keputusan Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi No. 89/SK/BAN-PT/Akred/PT/III/2019
Pusat Administrasi: Jalan Mukhtar Basri No. 3 Medan 20238 Telp. (061) 6622400 - 66224567 Fax. (061) 6625474 - 6631003

<http://www.umhu.ac.id>

info@umhu.ac.id

[umsumedan](#)

[umsumedan](#)

[umsumedan](#)

[umsumedan](#)

PENETAPAN DOSEN PEMBIMBING
PROPOSAL/SKRIPSI MAHASISWA
NOMOR : 11/IL3-AU/UMSU-09/F/2025

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, berdasarkan Persetujuan permohonan judul penelitian Proposal / Skripsi dari Ketua / Sekretaris.

Program Studi : Sistem Informasi
Pada tanggal : 03 Januari 2025

Dengan ini menetapkan Dosen Pembimbing Proposal / Skripsi Mahasiswa.

Nama : Dimas Arya Prayoga
NPM : 2109010026
Semester : VII (Tujuh)
Program studi : Sistem Informasi
Judul Proposal / Skripsi : Identifikasi Buah Kelapa Sawit Dengan Berdasarkan Citra RGB Algoritma Navie Bayes

Dosen Pembimbing : Mulkan Azhari, M.Kom

Dengan demikian di izinkan menulis Proposal / Skripsi dengan ketentuan

1. Penulisan berpedoman pada buku panduan penulisan Proposal / Skripsi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi UMSU
2. Pelaksanaan Sidang Skripsi harus berjarak 3 bulan setelah dikeluarkannya Surat Penetapan Dosen Pembimbing Skripsi.
3. **Proyek Proposal / Skripsi dinyatakan " BATAL. " bila tidak selesai sebelum Masa Kadaluarsa tanggal : 03 Januari 2026**
4. Revisi judul.....

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.

Ditetapkan di : Medan
Pada Tanggal : 03 Rajab 1446 H
03 Januari 2025 M



a.n.Dekan
Wakil Dekan I

Halim Maulana, S.T., M.Kom.
NIDN : 0121119102

Cc. File





UMSU

Unggul | Cerdas | Terpercaya
Ridu merampas, kerdil m'aga mendobrakkan
norma dan tanggapan

MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PENELITIAN & PENGEMBANGAN PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI

UMSU Terakreditasi A Berdasarkan Keputusan Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi No. 89/SK/BAN-PT/Akred/PT/II/2019
Pusat Administrasi: Jalan Mukhtar Basri No. 3 Medan 20238 Telp. (061) 6622400 - 66224567 Fax. (061) 6625474 - 6631003
<http://fkti.umsu.ac.id> fkti@umsu.ac.id [f/umsuMEDAN](#) [ig/umsuMEDAN](#) [t/umsuMEDAN](#) [umsuMEDAN](#)

Berita Acara Pembimbingan Skripsi

Nama Mahasiswa : Dimas Arya Prayoga Program Studi : sistem infomasi
NPM : 219010026 Konsentrasi :
Nama Dosen Pembimbing : Mulkan Azhari, S.Kom, M.Kom Judul Penelitian :

Item	Hasil Evaluasi	Tanggal	Paraf Dosen
	Revisi tulisan / bahasa inggris	11/8/2025	
	Revisi letak Perhitungan	17/8/2025	
	Revisi Pengolahan algoritma	20/8/2025	
	Revisi tampilan design	28/8/2025	
	Revisi coding	8/9/2025	
	Revisi Kelengkapan data	9/9/2025	
	Revisi hasil.	11/9/2025	
	Ace Keseluruhan Skripsi Selesai	13/9/25	

Medan, 27 agustus 2025

Diketahui oleh :

Ketua Program Studi
Sistem Informasi

(Dr. Firaahmi Risky, S.Kom., M.Kom)

Disetujui oleh :

Dosen Pembimbing

(Mulkan Azhari, S.Kom, M.Kom)





SIAP SIDANG 2025.pdf

ORIGINALITY REPORT

26%
SIMILARITY INDEX

23%
INTERNET SOURCES

13%
PUBLICATIONS

16%
STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	Submitted to Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara Student Paper	4%
2	repository.umsu.ac.id Internet Source	4%
3	repository.uin-suska.ac.id Internet Source	1%
4	Submitted to UIN Syarif Hidayatullah Jakarta Student Paper	1%
5	id.scribd.com Internet Source	1%
6	e-journal.potensi-utama.ac.id Internet Source	1%
7	digilib.unila.ac.id Internet Source	<1%
8	www.aladzkiyajournal.com Internet Source	<1%
9	kti.potensi-utama.org Internet Source	<1%
10	Submitted to Fakultas Teknik Student Paper	<1%