

**PENERAPAN DATA MINING UNTUK KLASIFIKASI KUALITAS
TANDAN BUAH SEGAR (TBS) KELAPA SAWIT
MENGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES**

SKRIPSI

DISUSUN OLEH:

ADETYA SAHPUTRA
NPM.2209010152



UMSU
Unggul | Cerdas | Terpercaya

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

MEDAN

2026

**PENERAPAN DATA MINING UNTUK KLASIFIKASI KUALITAS
TANDAN BUAH SEGAR (TBS) KELAPA SAWIT
MENGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES**

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**

ADETYA SAHPUTRA

NPM.2209010152

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

MEDAN

2026

LEMBAR PENGESAHAN

Judul Skripsi : PENERAPAN DATA MINING UNTUK KLASIFIKASI
KUALITAS TANDAN BUAH SEGAR (TBS) KELAPA
SAWIT MENGGUNAKAN ALGORITMA NAIVE
BAYES
Nama Mahasiswa : ADETYA SAHPUTRA
NPM : 2209010152
Program Studi : SISTEM INFORMASI

Menyetujui

Komisi Pembimbing



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

NIDN. 0127099201

Ketua Program Studi



(Mahardika Abdi Prawira Tanjung, M.Kom)

NIDN. 0117088902

Dekan



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

NIDN. 0127099201

PERNYATAAN ORISINALITAS

**PENERAPAN DATA MINING UNTUK KLASIFIKASI KUALITAS TANDAN
BUAH SEGAR (TBS) KELAPA SAWIT MENGGUNAKAN ALGORITMA
NAiVE BAYES**

SKRIPSI

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

Medan, Mei 2026

Yang membuat pernyataan



Adetya Sahputra

NPM. 2209010152

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

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

Nama : Adetya Sahputra
NPM : 2209010152
Program Studi : Sistem Informasi
Karya Ilmiah : Skripsi

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

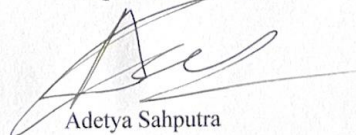
PENERAPAN DATA MINING UNTUK KLASIFIKASI KUALITAS TANDAN
BUAH SEGAR (TBS) KELAPA SAWIT MENGGUNAKAN ALGORITMA
NAiVE BAYES

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, Mei 2026

Yang membuat pernyataan



Adetya Sahputra

NPM. 2209010152

RIWAYAT HIDUP

DATA PRIBADI

Nama Lengkap : Adetya Sahputra
Tempat dan Tanggal Lahir : Bandar Selamat, 23-08-2003
Alamat Rumah : Perkebunan Bandar Selamat
Telepon/Faks/HP : 081279215803
E-mail : adetyasaputra6451@gmail.com

DATA PENDIDIKAN

SD : SD Negeri 010144 TAMAT: 2016
SMP : SMP Negeri 1 Bandar Pulau TAMAT: 2019
SMA : SMK Negeri 1Pulau Rakyat TAMAT: 2022

KATA PENGANTAR

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Assalamu'alaikum wr,wb

Segala puji dan syukur peneliti panjatkan kehadiran Allah SWT atas limpahan kesehatan, rahmat, hidayah, serta karunia-Nya, sehingga peneliti dapat menyelesaikan Tugas Akhir yang berjudul “Penerapan Data Mining untuk Klasifikasi Kualitas Tandan Buah Segar (TBS) Kelapa Sawit Menggunakan Algoritma Naive Bayes“. Tak lupa, shalawat dan salam tercurah kepada Nabi Muhammad SAW yang menjadi teladan bagi seluruh umat manusia. Penyusunan Tugas Akhir ini merupakan salah satu syarat untuk menyelesaikan studi. Dalam prosesnya, peneliti banyak menerima dukungan, arahan, serta bantuan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, peneliti ingin menyampaikan terima kasih yang sebesar-besarnya terutama kepada kedua orang tua tercinta, Bapak Azman dan Ibu Rusmiati, yang tidak pernah berhenti mendoakan, memberikan semangat, dan dukungan baik moril maupun materil. Semoga Allah SWT membalas setiap kebaikan dengan pahala dan keberkahan yang tiada batas. Dan:

1. Bapak Prof. Dr. Akrim, M.Pd selaku Rektor Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara.
2. Bapak Assoc. Prof. Dr. Al-Khowarizmi, M.Kom. selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, dan sebagai dosen pembimbing.
3. Ibu Dr. Firahmi Rizky, S.Kom, M.Kom. Wakil I Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara.

4. Bapak Mhd. Basri, S.Si, M.Kom selaku Wakil Dekan III Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara.
5. Bapak Mahardika Abdi Prawira Tanjung, S.Kom., M.Kom selaku Ketua Program Studi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara.
6. Bapak Mulkan Azhari, S.Kom, M.Kom, selaku Sekretaris Ketua Program Studi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara.
7. Bapak/ibu Dosen serta seluruh staff pegawai Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara.
8. Seluruh keluarga besar yang selalu memberikan semangat kepada peneliti.

Peneliti menyadari bahwa penyusunan Tugas Akhir ini belum sempurna baik peneliti maupun isi karena keterbatasan kemampuan peneliti.

Akhir kata, semoga Tugas Akhir ini dapat memberikan manfaat bagi pembaca dan pihak-pihak yang berkepentingan. Semoga Allah SWT senantiasa melimpahkan rahmat, taufik, serta hidayah-Nya kepada kita semua.

Wassalamualaikum Wr. Wb

Medan, 27 Mei 2026

Peneliti

ADETYA SAHPUTRA
NPM: 2209010152

PENERAPAN DATA MINING UNTUK KLASIFIKASI KUALITAS TANDAN
BUAH SEGAR (TBS) KELAPA SAWIT MENGGUNAKAN ALGORITMA
NAIVE BAYES

ABSTRAK

Kualitas Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit merupakan faktor penting yang mempengaruhi kualitas hasil produksi minyak kelapa sawit. Dalam praktik di lapangan, proses penilaian kualitas TBS masih sering dilakukan secara manual melalui pengamatan fisik oleh pekerja kebun. Metode tersebut berpotensi menimbulkan subjektivitas serta ketidakkonsistenan dalam menentukan tingkat kematangan buah. Oleh karena itu, diperlukan suatu metode yang mampu membantu proses klasifikasi kualitas TBS secara lebih objektif, cepat, dan terstruktur.

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan teknik data mining menggunakan algoritma Naive Bayes dalam mengklasifikasikan kualitas Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit berdasarkan atribut fisik yang diamati di lapangan. Data yang digunakan merupakan data primer yang diperoleh melalui observasi langsung pada kebun kelapa sawit dengan jumlah dataset sebanyak 300 sampel. Atribut yang digunakan dalam penelitian ini meliputi warna buah, berat tandan, dan jumlah brondolan, dengan label kelas tingkat kematangan yaitu mentah, matang, dan lewat matang. Dataset kemudian melalui tahap preprocessing yang terdiri dari data cleaning, data selection, dan data transformation sebelum dibagi menjadi data training sebesar 80% dan data testing sebesar 20%.

Proses klasifikasi dilakukan menggunakan metode Gaussian Naive Bayes, sedangkan evaluasi model dilakukan menggunakan Confusion Matrix dengan metrik accuracy, precision, recall, dan F1-score. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model yang dihasilkan mampu mengklasifikasikan kualitas TBS dengan sangat baik dengan tingkat akurasi sebesar 100%. Sistem yang dibangun juga mampu membantu proses penilaian kualitas TBS secara lebih cepat, objektif, dan terstruktur dibandingkan metode manual.

Kata Kunci: Data Mining; Naive Bayes; Klasifikasi; Kelapa Sawit; Tandan Buah Segar.

APPLICATION OF DATA MINING FOR CLASSIFICATION OF FRESH FRUIT BUNCHES (FFB) QUALITY OF OIL PALM USING NAIVE BAYES ALGORITHM

ABSTRACT

The quality of Fresh Fruit Bunches (FFB) of oil palm is an important factor affecting the quality of palm oil production. In practice, the assessment of FFB quality in plantations is still commonly conducted manually through physical observation by plantation workers. This method may lead to subjectivity and inconsistencies in determining fruit maturity levels. Therefore, a method is required to assist the classification process of FFB quality in a more objective, fast, and structured manner.

This study aims to apply data mining techniques using the Naive Bayes algorithm to classify the quality of oil palm Fresh Fruit Bunches (FFB) based on physical attributes observed in the field. The data used in this study are primary data obtained through direct observation in an oil palm plantation, consisting of 300 samples. The attributes used include fruit color, bunch weight, and the number of loose fruits, with maturity level labels categorized as unripe, ripe, and overripe. The dataset underwent preprocessing stages including data cleaning, data selection, and data transformation before being divided into training data (80%) and testing data (20%).

The classification process was carried out using the Gaussian Naive Bayes method, while model evaluation was conducted using a Confusion Matrix with accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. The results show that the developed model is able to classify FFB quality effectively with an accuracy rate of 100%. The developed system can also assist plantation workers in assessing FFB quality more quickly, objectively, and systematically compared to manual methods.

Keywords: *Data Mining; Naive Bayes; Classification; Oil Palm; Fresh Fruit Bunch.*

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	ii
PERNYATAAN ORISINALITAS.....	iii
RIWAYAT HIDUP.....	v
KATA PENGANTAR.....	vi
DAFTAR ISI.....	x
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR	xiv
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang Masalah	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah	3
1.4 Tujuan Penelitian	4
1.5 Manfaat Penelitian.....	4
BAB II LANDASAN TEORI	6
2.1 Landasan Teori.....	6
2.1.1 Kelapa Sawit	6
2.1.2 Klasifikasi Kematangan Buah Kelapa Sawit	7
2.1.3 Data Mining.....	8
2.1.4 Klasifikasi.....	8
2.1.5 Naive Bayes	9
2.1.6 MySQL	10
2.1.7 Python	11
2.1.8 Proses Data Mining.....	11
2.1.9 Evaluasi Kinerja Klasifikasi	12
2.2 Unified Modeling Language (UML).....	13
2.2.1 Use Case Diagram	14

2.2.2	<i>Activity Diagram</i>	15
2.2.3	<i>Class Diagram</i>	16
2.2.4	<i>Sequence Diagram</i>	17
2.3	Diagram Alur Program (<i>Program Flowchart</i>)	20
2.4	<i>Confusion Matrix</i>	20
2.5	Tinjauan Penelitian Terdahulu dan Kebaruan Penelitian	22
BAB III METODOLOGI PENELITIAN		27
3.1	Jenis dan Pendekatan Penelitian	27
3.2	Tempat Penelitian	27
3.3	Teknik dan Pengumpulan Data	27
3.4	Alur Penelitian	28
3.5	Pengumpulan Data	30
3.5.1	Sumber Data	30
3.5.2	Jenis Data	31
3.5.3	Preprocessing Data	32
3.5.4	Pembagian Data	34
3.5.5	Algoritma Naive Bayes	35
3.6	Pemodelan dan Perancangan Sistem	39
3.6.1	<i>Use Case Diagram</i>	39
3.6.2	<i>Activity Diagram</i>	40
3.6.3	<i>Class Diagram</i>	42
3.6.4	<i>Sequence Diagram</i>	43
3.7	Desain Antarmuka Sistem	45
3.7.1	Desain Halaman Login	46
3.7.2	Desain Halaman Dashboard	47
3.7.3	Desain Halaman Input Data Testing	48

3.7.5 Desain Halaman Klasifikasi	49
3.7.6 Desain Halaman Laporan.....	50
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....	51
4.1 Hasil Pengumpulan Data.....	51
4.2 Hasil Preprocessing Data.....	52
4.3 Hasil Pembagian Data.....	54
4.4 Implementasi Sistem	55
4.5 Hasil Klasifikasi Naive Bayes.....	60
4.6 Hasil Evaluasi Model	61
4.7 Analisis Hasil	63
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	64
5.1 Kesimpulan	64
5.2 Saran	65
DAFTAR PUSTAKA.....	67
LAMPIRAN.....	74

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Klasifikasi tingkat kematangan buah kelapa sawit berdasarkan jumlah buah yang lepas (Zulkarnain et al., 2023)	8
Tabel 2. 2 Use Case Diagram	14
Tabel 2. 3 Activity Diagram	16
Tabel 2. 4 Class Diagram	16
Tabel 2. 5 Sequence Diagram.....	18
Tabel 2. 6 Diagram Alur Program (Program Flowchart)	20
Tabel 2. 7 Tinjauan Penelitian Terdahulu dan Kebaruan Penelitian	26
Table 3. 1 Data TBS Kelapa Sawit.....	31
Table 3. 2 Transformasi Tingkat Kematangan	33
Table 3. 3 Data Sebelum Transformasi	33
Table 3. 4 Data Setelah Transformasi	34

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3. 1 Diagram Alur Penelitian.....	30
Gambar 3. 2 Algoritma Naive Bayes	36
Gambar 3. 3 Use Case Diagram.....	39
Gambar 3. 4 Activity Diagram pekerja Panen	40
Gambar 3. 5 Activity Diagram Pemilik Kebun.....	41
Gambar 3. 6 Class Diagram	42
Gambar 3. 7 Sequence Diagram Login.....	43
Gambar 3. 8 Sequence Diagram Pekerja Panen.....	44
Gambar 3. 9 Sequence Diagram Pemilik Kebun	45
Gambar 3. 10 Desain Halaman Login.....	46
Gambar 3. 11 Desain Halaman Dashboard.....	47
Gambar 3. 12 Desain Halaman Input Data Testing	48
Gambar 3. 13 Desain Halaman Klasifikasi.....	49
Gambar 3. 14 Desain Halaman Laporan.....	50
Gambar 4. 1 Tampilan Halaman Login.....	56
Gambar 4. 2 Tampilan Halaman Dashboard	57
Gambar 4. 3 Tampilan Halaman Data Testing	58
Gambar 4. 4 Tampilan Halaman Klasifikasi	59
Gambar 4. 5 Tampilan Halaman Laporan	59
Gambar 4. 6 Hasil evaluasi	61
Gambar 4. 7 Confusion Matrix	62
Gambar 4. 8 Cross Validation	62

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Indonesia dikenal sebagai salah satu produsen utama kelapa sawit terbesar di tingkat global. Industri kelapa sawit menjadi salah satu sektor penting yang menunjang ekonomi nasional, terutama dalam hal peningkatan pendapatan negara, penciptaan kesempatan kerja, dan perbaikan kesejahteraan masyarakat. Hasil utama dari pengolahan kelapa sawit adalah Crude Palm Oil (CPO). Yang pemanfaatannya sangat luas baik dalam industri pangan maupun nonpangan. Oleh karena itu, keberhasilan industri kelapa sawit sangat bergantung pada kualitas Tandan Buah Segar (TBS) yang dihasilkan di lapangan (Susanti et al., 2023).

Kualitas TBS memiliki peran krusial dalam menentukan rendemen dan kualitas CPO yang dihasilkan. TBS yang berkualitas baik dapat mendukung kualitas hasil panen secara optimal. Namun, dalam praktiknya, penilaian kualitas Proses evaluasi TBS di area perkebunan masih banyak bergantung pada metode manual melalui pemeriksaan fisik oleh petugas. Proses ini rentan terhadap *subjektivitas*, perbedaan persepsi antara penilai, serta memungkinkan terjadinya kesalahan, terutama ketika volume TBS yang harus dinilai cukup besar. Penilaian manual berpotensi menyebabkan ketidak konsistenan dalam menentukan tingkat kematangan TBS yang dapat berdampak pada kualitas bahan baku (Akbar et al., 2023).

Di sisi lain, perkembangan teknologi informasi telah membuka peluang pemanfaatan data yang tersedia dalam aktivitas operasional kebun. Setiap

aktivitas panen hingga pengolahan menghasilkan data yang sebenarnya dapat dianalisis untuk mendukung proses pengambilan keputusan. Namun demikian, banyak data yang belum dimanfaatkan secara optimal sehingga informasi penting terkait kualitas TBS tidak dapat digunakan secara maksimal (Zulkarnain et al., 2024a).

Data mining merupakan salah satu cabang kecerdasan buatan yang berfungsi untuk menganalisis data berskala besar dengan tujuan mengungkap pola dan memperoleh informasi yang relevan. Teknik klasifikasi dalam data mining dapat digunakan untuk menentukan kualitas TBS berdasarkan variabel tertentu seperti tingkat kematangan, warna buah, jumlah brondolan, tekstur, dan parameter lainnya. Dengan menggunakan data mining, evaluasi kualitas dapat dilakukan secara lebih akurat, cepat, serta mengurangi subjektivitas jika dibandingkan metode konvensional (Ragil Kurniawan, 2024).

Naive Bayes menjadi salah satu algoritma klasifikasi yang banyak digunakan karena kemampuannya dalam melakukan perhitungan secara sederhana, menangani data dalam jumlah besar, dan menghasilkan tingkat ketepatan yang cukup tinggi. Algoritma ini menggunakan pendekatan probabilitas sehingga dapat mengukur kemungkinan suatu objek termasuk ke dalam kelas tertentu secara tepat. Maka dari itu, penerapan *algoritma naive bayes* dinilai sesuai untuk mendukung klasifikasi kualitas TBS kelapa sawit. (Nurhasanah et al., 2023).

Meskipun kelapa sawit merupakan komoditas unggulan nasional, penerapan sistem berbasis data mining untuk menentukan kualitas TBS masih

belum banyak dikembangkan dalam lingkungan operasional di perkebunan. Mayoritas penilaian kualitas masih mengandalkan tenaga manusia yang berpotensi menurunkan konsistensi penilaian. Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini dilakukan untuk menawarkan solusi dengan memanfaatkan data mining dalam klasifikasi kualitas TBS. (Deswita Indriani et al., 2025).

Berdasarkan penjelasan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan algoritma Naïve Bayes dalam proses klasifikasi kualitas TBS kelapa sawit. Penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan model atau sistem klasifikasi yang mampu mendukung petugas kebun dalam menilai kualitas TBS saat panen secara lebih efisien, tepat, dan akurat. Selain itu, hasil penelitian ini juga diharapkan dapat menjadi landasan dalam pengembangan penerapan teknologi informasi pada pengelolaan hasil panen di masa mendatang.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian latar belakang yang telah disampaikan sebelumnya, maka permasalahan dalam penelitian ini dapat dirumuskan sebagai berikut:

1. Bagaimana penerapan teknik data mining menggunakan algoritma Naive Bayes berbasis atribut fisik TBS?
2. Bagaimana hasil klasifikasi kualitas TBS kelapa sawit yang dihasilkan?
3. Seberapa tingkat akurasi model dalam mengklasifikasikan kualitas TBS?

1.3 Batasan Masalah

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

1. Metode yang digunakan dalam penelitian ini terbatas pada *algoritma Naïve Bayes* sebagai teknik klasifikasi dalam data mining.
2. Data yang digunakan merupakan data *primer* yang diperoleh dari perkebunan milik sendiri data terbatas dan tidak mewakili seluruh kondisi perkebunan kelapa sawit di Indonesia,
3. Sistem yang dibangun bersifat berbasis web dan berfungsi sebagai alat bantu pengambilan keputusan, bukan sebagai pengganti sepenuhnya penilaian oleh tenaga ahli.
4. Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data hasil penilaian kualitas produk yang mencakup beberapa kriteria utama. Kriteria tersebut meliputi warna buah, berat buah, jumlah brondolan, tingkat kematangan.
5. Penelitian ini tidak membahas analisis berbasis citra maupun metode machine learning lain di luar Naive Bayes.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Menerapkan *algoritma Naïve Bayes* untuk melakukan klasifikasi kualitas Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit berbasis atribut fisik lapangan.
2. Merancang dan membangun sistem berbasis web yang mampu mengelola data *training* dan data *testing* untuk proses klasifikasi kualitas TBS.
3. Menghasilkan informasi klasifikasi kualitas TBS yang dapat digunakan sebagai dasar dalam penilaian kualitas hasil panen TBS.

1.5 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat penelitian yang akan dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini diharapkan dapat membantu pihak perkebunan kelapa sawit dalam melakukan penilaian kualitas TBS secara lebih objektif, cepat, dan konsisten dibandingkan dengan metode manual.
2. Penelitian ini dapat menjadi referensi dan bahan kajian bagi mahasiswa atau peneliti selanjutnya yang ingin mengembangkan sistem klasifikasi kualitas TBS atau menerapkan *algoritma Naive Bayes* dalam bidang perkebunan kelapa sawit.
3. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam penerapan teknologi data mining dan sistem informasi sebagai solusi pendukung pengambilan keputusan di sektor perkebunan kelapa sawit.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Landasan Teori

2.1.1 Kelapa Sawit

Tanaman kelapa sawit (*Elaeis guineensis* Jack.) umumnya diyakini berasal dari wilayah Nigeria di Afrika Barat. Namun, terdapat pendapat lain yang menyatakan bahwa tanaman ini kemungkinan berasal dari Amerika Selatan, khususnya Brazil, mengingat keberadaan spesies kelapa sawit yang ditemukan lebih banyak di kawasan hutan Brazil dibandingkan di Afrika. Terlepas dari perbedaan pandangan tersebut, kelapa sawit terbukti mampu beradaptasi dengan baik di berbagai negara di luar daerah asalnya, seperti Indonesia, Malaysia, Thailand, dan Papua Nugini, bahkan menunjukkan tingkat produktivitas yang lebih tinggi per hektar. Di Indonesia, kelapa sawit memiliki kontribusi yang sangat penting dalam pengembangan sektor perkebunan. Komoditas ini tidak hanya berperan dalam menciptakan lapangan kerja dan meningkatkan taraf hidup masyarakat, tetapi juga menjadi salah satu sumber utama devisa negara. Indonesia saat ini termasuk dalam jajaran produsen utama Crude Palm Oil (CPO) dunia serta memiliki luas areal perkebunan kelapa sawit terbesar secara global, yaitu sekitar 34,18% dari total luas dunia. Pada periode 2004 hingga 2008, rata-rata produksi Tandan Buah Segar (TBS) di Indonesia mencapai 75,54 juta ton, yang setara dengan sekitar 40,26% dari total produksi kelapa sawit dunia. (Murphy et al., 2021).

2.1.2 Klasifikasi Kematangan Buah Kelapa Sawit

Dalam klasifikasi kematangan tandan buah segar (TBS) kelapa sawit, atribut yang digunakan harus memiliki keterkaitan langsung dengan indikator fisik kematangan buah. Salah satu atribut utama adalah warna buah. Perubahan warna pada buah kelapa sawit terjadi seiring proses pematangan, yang ditandai dengan perubahan pigmen dari hijau atau kehitaman menjadi kuning kemerahan hingga merah tua gelap. Menurut (Zulkarnain et al., 2024b) Hal ini menunjukkan bahwa warna merupakan indikator visual penting dalam menentukan tingkat kematangan.

Selain warna, berat tandan juga menjadi atribut yang relevan dalam menentukan tingkat kematangan. Berat tandan berkaitan dengan perkembangan buah dan kandungan minyak di dalamnya. (Eka Sari et al., n.d.) menyatakan bahwa tingkat kematangan mempengaruhi rendemen minyak. Semakin optimal tingkat kematangan, umumnya berat tandan dan kandungan minyak juga semakin maksimal. Oleh karena itu, berat tandan dapat digunakan sebagai atribut numerik dalam proses klasifikasi.

Atribut lainnya yang sering digunakan adalah jumlah brondolan, yaitu buah yang terlepas dari tandan secara alami. Jumlah brondolan merupakan indikator standar dalam sistem panen kelapa sawit, di mana semakin banyak brondolan yang lepas menunjukkan tingkat kematangan yang lebih tinggi. Berdasarkan penelitian (Zulkarnain et al., 2024b), persentase buah yang terlepas menjadi salah satu parameter utama dalam menentukan fraksi kematangan. Dengan demikian, jumlah brondolan dapat direpresentasikan dalam bentuk numerik sebagai fitur dalam proses klasifikasi.

Tabel 2. 1 Klasifikasi tingkat kematangan buah kelapa sawit berdasarkan

Fraksi	Jumlah Brondolan	Keterangan
00	Tidak ada, buah berwarna hitam	Sangat mentah
0	1 – 12,5 % buah luar membrondol	Mentah
1	12,5 – 25 % buah luar membrondol	Kurang matang
2	25 – 50 % buah luar membrondol	Matang I
3	50 – 75 % buah luar membrondol	Matang II
4	75 – 100 % buah luar membrondol	Lewat matang I
5	Buah dalam juga membrondol, ada yang membusuk	Lewat matang II

jumlah buah yang lepas (Zulkarnain et al., 2023)

2.1.3 Data Mining

Dalam konteks KDD, data mining merupakan proses penting yang digunakan untuk Proses ini dilakukan dengan memanfaatkan berbagai teknik analisis data untuk mengidentifikasi pola-pola tersembunyi yang sebelumnya tidak diketahui. Data mining dapat membantu dalam proses pengambilan keputusan dengan menghasilkan informasi yang bernilai dari data yang tersedia. (Dongoran & Sari, 2025).

2.1.4 Klasifikasi

Klasifikasi adalah suatu proses yang bertujuan untuk membangun atau melatih fungsi target f yang digunakan untuk memetakan setiap vektor fitur x ke dalam kategori kelas y yang telah ditetapkan. Proses pelatihan ini akan menghasilkan sebuah model yang kemudian disimpan sebagai basis pengetahuan untuk digunakan pada tahap prediksi. (Widaningsih et al., 2024).

Klasifikasi data umumnya melibatkan dua tahapan utama. Tahap pertama adalah *learning* atau proses pelatihan, yaitu saat algoritma mempelajari pola dari data *training* dan membentuk aturan klasifikasi. Tahap selanjutnya adalah proses klasifikasi itu sendiri, di mana data testing diterapkan untuk mengevaluasi tingkat akurasi aturan yang telah dihasilkan.

Jika ditinjau dari cara pembelajarannya, algoritma klasifikasi dapat dibedakan menjadi dua kategori utama, yaitu *eager learner* dan *lazy learner*. Pada pendekatan *eager learner*, algoritma melakukan proses pembelajaran secara menyeluruh terhadap data pelatihan sehingga mampu membentuk model yang dapat memetakan setiap vektor fitur ke kelas yang sesuai. Setelah tahap pelatihan selesai, model yang dihasilkan dapat langsung digunakan untuk mengklasifikasikan data baru. Beberapa algoritma yang termasuk dalam kategori ini antara lain Artificial Neural Network (ANN), Support Vector Machine (SVM), Decision Tree, serta metode berbasis Bayesian.

2.1.5 Naive Bayes

Naive Bayes merupakan salah satu algoritma klasifikasi dalam data mining yang berbasis pada pendekatan probabilitas dengan menggunakan Teorema Bayes sebagai dasar perhitungannya. Metode ini digunakan untuk memperkirakan probabilitas suatu data masuk ke dalam kelas tertentu berdasarkan nilai atribut yang dimilikinya. Algoritma ini disebut *naïve* karena mengasumsikan bahwa setiap atribut bersifat independen satu sama lain, walaupun dalam kenyataannya asumsi tersebut tidak selalu terpenuhi. (Simbolon & Riza, 2024).

Naive Bayes atau *Bayes Classification* merupakan metode klasifikasi yang sangat terkait dengan konsep statistik, terutama dalam menentukan peluang suatu

data masuk ke dalam kelas tertentu (Indah Kurniawati et al., 2024). Metode ini bekerja berdasarkan *Teorema Bayes*, yang memungkinkan proses perhitungan peluang dengan kemampuan klasifikasi yang setara dengan metode lain seperti *neural network* maupun *decision tree*. Dengan kata lain, *Naive Bayes* mampu memberikan tingkat akurasi yang kompetitif dibandingkan kedua metode tersebut. Selain itu, algoritma ini juga memiliki keunggulan dalam hal kecepatan pemrosesan, terutama ketika diterapkan pada basis data berukuran besar. Metode *Naive Bayes* dipilih karena mampu bekerja dengan baik pada data terbatas serta sesuai untuk atribut numerik dan kategorikal tanpa memerlukan komputasi kompleks.

2.1.6 MySQL

MySQL adalah salah satu sistem manajemen basis data relasional (Relational Database Management System/RDBMS) yang digunakan dalam pengembangan aplikasi berbasis web karena bersifat open-source, fleksibel, serta mampu mengelola data secara terstruktur dan efisien. MySQL mampu menangani operasi penyimpanan, pemanggilan, serta pengolahan data pengguna secara konsisten sehingga sesuai untuk sistem informasi akademik dan komputasi berbasis web (Latifurrahman et al., 2023).

Selain kemampuannya dalam pengelolaan data yang efisien, penerapan MySQL juga terbukti memberikan dukungan yang stabil terhadap berbagai kebutuhan aplikasi berbasis web dalam konteks pendidikan dan administrasi. Hal ini terlihat pada penelitian yang mengimplementasikan MySQL sebagai basis data dalam sistem informasi akademik yang mampu menyimpan data mahasiswa, mata kuliah,

dan nilai secara terstruktur sehingga mendukung proses pengelolaan informasi dengan baik (Latifurrahman et al., 2023).

2.1.7 Python

Python merupakan bahasa pemrograman tingkat tinggi yang dikembangkan oleh Guido van Rossum dan pertama kali diperkenalkan pada tahun 1991. Dalam beberapa tahun terakhir, Python semakin populer dan banyak digunakan dalam berbagai bidang. Bahasa ini bersifat serbaguna karena dapat dimanfaatkan untuk berbagai keperluan, termasuk pengembangan aplikasi, machine learning, hingga deep learning. Python dipilih dalam penelitian ini karena memiliki sintaks yang sederhana dan mudah dipahami, didukung oleh banyak pustaka (library) yang lengkap, serta komunitas pengguna yang luas karena sifatnya yang open-source. Untuk menulis kode Python, tersedia berbagai pilihan lingkungan pengembangan (IDE) seperti Visual Studio Code, Sublime Text, dan PyCharm, serta platform berbasis web seperti Jupyter Notebook dan Google Colab. (M Hikmal Maulana, 2024).

2.1.8 Proses Data Mining

Proses data mining merupakan tahapan yang dilakukan untuk mengekstraksi pola atau informasi yang bermanfaat dari kumpulan data. Proses ini dilakukan secara sistematis mulai dari pengumpulan data, pengolahan data, hingga pembangunan model klasifikasi sehingga dapat menghasilkan pengetahuan baru dari data yang tersedia (Nakhipova et al., 2024).

Dalam penelitian yang menggunakan algoritma klasifikasi seperti Naive Bayes, proses data mining umumnya terdiri dari beberapa tahapan utama yaitu

data preparation, feature selection, model construction, dan model evaluation. Tahapan tersebut dilakukan secara berurutan agar proses pembentukan model klasifikasi dapat berjalan secara efektif dan menghasilkan model dengan performa yang baik (Nakhipova et al., 2024).

2.1.9 Evaluasi Kinerja Klasifikasi

Kinerja model klasifikasi dievaluasi menggunakan confusion matrix yang menghasilkan beberapa metrik, seperti accuracy, precision, recall, dan F1-score, guna menilai tingkat performa model dalam mengklasifikasikan data. (Bisono & Zulherry, 2025).

Salah satu teknik yang sering digunakan untuk menilai kinerja model klasifikasi adalah Confusion Matrix. Metode ini digunakan untuk mengukur jumlah data yang diprediksi dengan benar maupun yang mengalami kesalahan prediksi oleh model. Confusion Matrix menyajikan perbandingan antara label aktual dan hasil prediksi, sehingga dapat memberikan gambaran mengenai tingkat performa model yang digunakan. (Muhathir, 2023).

Confusion Matrix memiliki empat komponen utama, yaitu True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN). True Positive menunjukkan jumlah data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar sebagai kelas positif, sedangkan True Negative adalah data yang tepat diprediksi sebagai kelas negatif. False Positive merupakan kondisi ketika data diprediksi sebagai kelas positif, tetapi sebenarnya termasuk kelas negatif, sementara False Negative terjadi ketika data diprediksi sebagai kelas negatif, padahal termasuk dalam kelas positif. (Muhathir, 2023).

Selain Confusion Matrix, performa model klasifikasi juga dapat diukur menggunakan beberapa metrik evaluasi, seperti Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score. Accuracy menunjukkan perbandingan antara jumlah prediksi yang benar terhadap keseluruhan data pengujian. Precision menggambarkan tingkat ketepatan model dalam mengidentifikasi kelas positif, sedangkan Recall menunjukkan kemampuan model dalam menemukan seluruh data yang termasuk dalam kelas positif. Sementara itu, F1-Score merupakan rata-rata harmonis dari Precision dan Recall yang digunakan untuk memberikan penilaian performa model secara lebih seimbang. (Muhathir, 2023).

2.2 Unified Modeling Language (UML)

Dalam penelitian ini, Unified Modelling Language (UML) dimanfaatkan sebagai alat untuk memodelkan dan merancang sistem informasi. UML digunakan karena mampu mendukung pemodelan sistem berbasis objek serta membantu memvisualisasikan proses perancangan, seperti use case, activity, dan sequence diagram, secara jelas dan terstruktur. (Siska Narulita et al., 2024a).

Unified Modeling Language (UML) merupakan bahasa pemodelan visual yang umum digunakan dalam rekayasa perangkat lunak untuk merancang serta mendokumentasikan sistem secara terstruktur. UML menyediakan berbagai jenis diagram, seperti use case, class, sequence, dan activity, yang memungkinkan pengembang merepresentasikan aspek struktur dan perilaku sistem secara terpisah namun tetap saling terhubung, sehingga mempermudah pemahaman alur proses dan hubungan antar komponen dalam sistem. (Weka Milenia et al., 2025).




Dalam penelitian ini, proses perancangan dan analisis sistem klasifikasi kualitas Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit menggunakan *Unified Modeling*

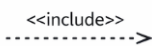
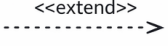




Language (UML) sebagai alat pemodelan, sedangkan algoritma *Naive Bayes* digunakan sebagai metode klasifikasi data untuk menentukan kualitas TBS. Pemodelan UML digunakan untuk menggambarkan berbagai aspek sistem secara visual dan sistematis guna membantu memahami alur kerja serta komponen sistem yang dirancang . (Khoirunnisa et al., 2022).

2.2.1 Use Case Diagram

Use Case Diagram digunakan untuk merepresentasikan hubungan interaksi antara aktor dengan sistem. Menurut (Siska Narulita et al., 2024b), diagram ini berfungsi untuk memodelkan interaksi antara pengguna dan sistem serta menggambarkan fungsi-fungsi sistem secara terstruktur pada tahap perancangan.

Tabel 2. 2 Use Case Diagram






NO	GAMBAR	KETERANGAN
1	 Actor	Menjelaskan kumpulan peran yang dijalankan pengguna saat berinteraksi dengan use case
2	 Dependency	Relasi di mana setiap perubahan pada elemen utama (independen) akan berdampak pada elemen yang memiliki ketergantungan terhadapnya.
3	 Generalization	Suatu relasi yang menggambarkan bahwa objek descendant mengambil perilaku dan struktur data dari objek ancestor.

4	 Include	Menyatakan bahwa sebuah use case mencakup perilaku use case lain secara langsung.
5	 Association	Menunjukkan bahwa use case target menambahkan atau memperluas perilaku dari use case sumber pada kondisi atau titik tertentu.
6	 Association	Relasi yang mengaitkan satu objek dengan objek lainnya.
7	 System	Menentukan batasan sistem atau paket untuk menunjukkan lingkup kerja yang terbatas.
8	 Use Case	Gambaran alur tindakan dalam sistem yang menghasilkan keluaran yang dapat dievaluasi oleh aktor.
9	 Note	Elemen yang digunakan untuk memberikan catatan atau komentar dalam diagram.

2.2.2 Activity Diagram

Activity Diagram digunakan untuk menggambarkan alur aktivitas atau proses yang terjadi di dalam sistem secara berurutan. Diagram ini memperlihatkan aliran kerja sistem mulai dari pengguna melakukan input data, sistem memproses data menggunakan algoritma *Naive Bayes*, hingga sistem menampilkan hasil klasifikasi kualitas TBS (Rosa & Shalahuddin, 2021).


Tabel 2. 3 Activity Diagram



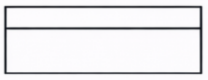



NO	GAMBAR	KETERANGAN
1	 Activity	Memvisualisasikan hubungan dan interaksi antar kelas antarmuka dalam sebuah proses aktivitas.
2	 Action	Kondisi sistem yang menggambarkan pelaksanaan suatu aksi atau aktivitas dalam proses.
3	 Initial Node	Menunjukkan awal dari suatu aktivitas atau proses dalam activity diagram.
4	 Activity Final Node	Menunjukkan akhir dari suatu aktivitas atau proses yang terjadi dalam sistem.
5	 Decision	Digunakan untuk merepresentasikan keputusan atau percabangan aksi berdasarkan kondisi tertentu.

2.2.3 Class Diagram

Class Diagram digunakan untuk memodelkan struktur sistem yang terdiri dari kelas, atribut, metode, serta hubungan antar kelas. Diagram ini menggambarkan struktur data dan logika sistem yang digunakan dalam pengelolaan data TBS, data pengujian, serta data hasil klasifikasi (Rosa & Shalahuddin, 2021).

Tabel 2. 4 Class Diagram

NO	GAMBAR	KETERANGAN
1	 Generalization	Relasi di mana objek anak memperoleh atribut dan metode dari objek induknya.

2	 N-ary Association	Usaha untuk merepresentasikan hubungan yang melibatkan lebih dari dua objek dalam satu relasi.
3	 Collaboration	Penjelasan mengenai rangkaian tindakan yang menghasilkan output terukur bagi aktor.
4	 Class	Kumpulan objek yang berbagi karakteristik serta fungsi yang sama.
5	 Realization	Hubungan yang menunjukkan bahwa suatu elemen mengimplementasikan perilaku yang ditentukan oleh elemen lainnya.
6	 Dependency	Hubungan yang menunjukkan bahwa perubahan pada elemen independen akan berdampak pada elemen yang bergantung padanya.
7	 Association	Hubungan antar objek yang menunjukkan keterkaitan satu sama lain.

2.2.4 *Sequence Diagram*




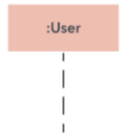

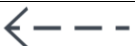
Sequence Diagram digunakan untuk merepresentasikan urutan interaksi antar objek dalam sistem berdasarkan kronologi waktu. Diagram ini menggambarkan bagaimana aktor berkomunikasi dengan sistem, proses yang dilakukan sistem terhadap permintaan, serta cara sistem memberikan hasil

kembali kepada pengguna. Dalam penelitian ini, Sequence Diagram dimanfaatkan

NO	GAMBAR	NAMA	KETERANGAN
----	--------	------	------------

untuk memodelkan alur klasifikasi kualitas TBS, dimulai dari proses input data oleh pekerja panen, dilanjutkan dengan perhitungan menggunakan algoritma Naive Bayes, hingga sistem menghasilkan output berupa klasifikasi kualitas TBS. (Rosa & Shalahuddin, 2021).

Tabel 2. 5 Sequence Diagram

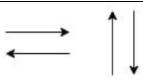



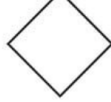


1		Activation box	<i>Activation box</i> merupakan komponen berbentuk persegi panjang yang merepresentasikan waktu yang dibutuhkan suatu objek untuk menyelesaikan tugas tertentu. Semakin lama waktu yang diperlukan untuk menyelesaikan tugas pada suatu objek maka komponen ini akan berubah semakin panjang.
2		Actors	Actors merupakan komponen berbentuk <i>stick figure</i> . Komponen ini bertindak sebagai perwakilan seorang pengguna yang berinteraksi baik di dalam, maupun di luar sistem.
3		Object	<i>Object</i> merupakan komponen berbentuk kotak. Komponen ini akan mendemonstrasikan bagaimana sebuah objek akan berperilaku dalam sebuah konteks sistem tertentu.
4		Lifelines	Komponen ini berbentuk seperti garis putus-putus. <i>Lifelines</i> bertugas untuk menunjukkan kejadian berurutan yang terjadi pada sebuah objek selama proses pembuatan grafik berlangsung.
5		Synchronous message	Komponen <i>synchronous message</i> dibuat dengan simbol panah ke kanan dengan garis panah tebal. Simbol ini nantinya akan memberi isyarat bila pengirim harus menunggu respon pesan sebelum melanjutkan.
6		Reply	Komponen <i>reply message</i> digambarkan dengan

		message	simbol panah ke kiri putus-putus yang berarti pesan ini merupakan balasan untuk sebuah panggilan tertentu.
--	--	---------	--

2.3 Diagram Alur Program (*Program Flowchart*)

Diagram alir digunakan untuk memvisualisasikan alur logika suatu program. Alur logika tersebut disajikan secara grafis melalui penggunaan *flowchart*. Proses-proses yang memiliki tingkat kerumitan tinggi dan sulit dijelaskan menggunakan *pseudocode* dapat direpresentasikan dengan lebih jelas melalui diagram alir (Liskawati Turnip et al., 2021).

Tabel 2. 6 Diagram Alur Program (Program Flowchart)

NO	GAMBAR	NAMA	KETERANGAN
1		Flow	Elemen berupa garis yang digunakan untuk mengaitkan satu simbol dengan simbol lainnya dalam suatu diagram.
2		On-Page Reference	Simbol yang digunakan untuk menunjukkan perpindahan masuk atau keluar proses dalam halaman yang sama.
3		Terminator	Simbol yang digunakan untuk menandai awal atau akhir suatu proses.
4		Process	Simbol yang digunakan untuk menunjukkan proses yang dijalankan oleh sistem komputer.
5		Decision	Elemen yang merepresentasikan suatu kondisi yang menghasilkan percabangan dengan dua pilihan, yaitu benar atau salah.
6		Input / Output	Simbol yang digunakan untuk menunjukkan proses masukan atau keluaran data.
7		Document	Simbol yang digunakan untuk menunjukkan proses input dari dokumen atau output yang berbentuk dokumen.

2.4 Confusion Matrix

Confusion Matrix digunakan sebagai alat untuk mengevaluasi performa model klasifikasi dengan membandingkan nilai prediksi terhadap data sebenarnya.

Evaluasi ini menghasilkan empat komponen utama, yaitu True Positive, True Negative, False Positive, dan False Negative, yang digunakan untuk menghitung berbagai metrik seperti accuracy, precision, recall, dan F1-Score. Metode ini dianggap efektif karena mampu memberikan gambaran menyeluruh mengenai kinerja model, baik dari sisi akurasi maupun kemampuan dalam mengidentifikasi setiap kelas dengan tepat.

Beberapa penelitian di Indonesia telah menggunakan *Confusion Matrix* sebagai alat evaluasi model klasifikasi. (Puspitasari et al., 2022) dalam penelitian klasifikasi kualitas *varietas* kelapa sawit menggunakan *Confusion Matrix* untuk mengukur performa algoritma *Naive Bayes* dan memperoleh tingkat akurasi sebesar 64,25%. Selain itu, (Efendi et al., 2023) pada penelitian klasifikasi mutu CPO juga memanfaatkan *Confusion Matrix* untuk menghitung akurasi model *Naive Bayes* dengan hasil akurasi mencapai 97,7%. Hal ini menunjukkan bahwa *Confusion Matrix* merupakan metode evaluasi yang umum digunakan dalam penelitian data mining di Indonesia.

Terdapat 4 metrik di dalam confusion matrix, yaitu:

1. *True Positive* (TP)

Data yang diprediksi sebagai suatu kelas dan benar sesuai dengan kelas sebenarnya.

2. *True Negative* (TN)

Data yang diprediksi bukan sebagai suatu kelas dan memang benar bukan kelas tersebut.

3. *False Positive* (FP)

Data yang diprediksi sebagai suatu kelas, tetapi sebenarnya bukan kelas tersebut.

4. *False Negative* (FN)

Data yang sebenarnya termasuk suatu kelas, tetapi diprediksi sebagai kelas lain.

Berdasarkan nilai-nilai tersebut, kinerja model dapat dihitung menggunakan beberapa metrik evaluasi, yaitu:

1. *Accuracy*

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (2.1)$$

2. *Precision*

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2.2)$$

3. *Recall*

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2.3)$$

4. *F1-Score*

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (2.4)$$

2.5 Tinjauan Penelitian Terdahulu dan Kebaruan Penelitian

Tinjauan penelitian terdahulu dilakukan untuk mengidentifikasi posisi penelitian ini dalam konteks pengembangan metode klasifikasi pada komoditas

kelapa sawit. Analisis dilakukan dengan membandingkan pendekatan, metode, variabel, serta konteks penerapan pada penelitian sebelumnya yang relevan. Melalui kajian ini, dapat diketahui bahwa sebagian besar penelitian terdahulu berfokus pada kualitas produk hilir seperti mutu Crude Palm Oil (CPO), pemilihan bibit unggul, maupun klasifikasi berbasis citra menggunakan teknik machine learning atau deep learning.

Pendekatan tersebut umumnya memerlukan data laboratorium, pengolahan citra digital, atau perangkat tambahan yang kurang praktis untuk digunakan dalam proses operasional di lapangan. Selain itu, penelitian sebelumnya cenderung menitikberatkan pada analisis kualitas pasca panen atau tahap pengolahan, sehingga belum secara optimal mendukung proses penilaian kualitas bahan baku pada tahap awal panen, khususnya pada Tandan Buah Segar (TBS).

Berdasarkan kondisi tersebut, terdapat kesenjangan penelitian dalam bentuk kebutuhan akan metode klasifikasi yang sederhana, objektif, dan aplikatif pada lingkungan operasional perkebunan tanpa ketergantungan pada analisis laboratorium maupun teknologi berbasis citra.

Kebaruan penelitian ini terletak pada penerapan metode data mining menggunakan algoritma Naive Bayes untuk mengklasifikasikan kualitas Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit berdasarkan atribut fisik yang dapat diamati secara langsung di lapangan, yaitu warna buah (hijau, kuning kemerahan, dan merah tua gelap), berat tandan, serta jumlah brondolan. Pendekatan ini tidak memerlukan perangkat sensor maupun pengolahan citra digital, sehingga lebih

praktis untuk diimplementasikan oleh pekerja panen dalam proses penilaian kualitas TBS di kebun dalam proses penilaian kualitas panen secara real-time.

Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya berfokus pada aspek klasifikasi, tetapi juga menekankan pada implementasi metode yang lebih adaptif terhadap kondisi lapangan, sehingga diharapkan mampu meningkatkan konsistensi dan objektivitas dalam penilaian kualitas TBS pada tahap awal penilaian hasil panen. Penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi berupa model klasifikasi sederhana yang dapat diimplementasikan langsung dalam proses penilaian kualitas TBS di lapangan.

No	Peneliti&Tahun	Metode/fokus Penelitian	Kelemahan / Keterbatasan (Gap)	Kebaharuan pada skripsi ini
1	Rusdi Efendi, Ruvita Faurina, Tiya Suci Hamimmah 29 Nov 2023	Implementasi Metode Naïve Bayes Pada Penentuan Mutu CPO	Berfokus pada kualitas produk hilir (CPO) sehingga tidak mendukung proses penilaian kualitas bahan baku pada tahap panen. Pendekatan belum menyentuh klasifikasi operasional di lapangan.	Penelitian ini mengklasifikasikan kualitas bahan baku (TBS) pada tahap awal penilaian hasil panen menggunakan atribut fisik lapangan yang dapat diamati secara langsung.
2	Abd Muni, Muhammad Jibril 29 Oct 2023	Penerapan metode naive bayes classifier dalam pemilihan kualitas bibit kelapa untuk masyarakat petani kelapa di indragiri hilir	Pendekatan berbasis atribut visual terbatas (warna & RGB) serta berfokus pada seleksi bibit, sehingga tidak relevan untuk mendukung proses penentuan kualitas panen TBS secara operasional.	Menggunakan atribut fisik operasional seperti warna, berat tandan, dan jumlah brondolan untuk mendukung klasifikasi kualitas panen TBS di lapangan.
3	Hartono Hartono	Klasifikasi	Pendekatan	Menerapkan

	14 Dec 2022	Kematangan Manggis Berdasarkan Fitur Warna dan Tekstur Menggunakan Naive Bayes	klasifikasi tidak mempertimbangkan standar kematangan berbasis praktik industri perkebunan, seperti indikator brondolan yang menjadi parameter utama dalam penilaian TBS.	Naive Bayes pada komoditas kelapa sawit dengan indikator kematangan yang sesuai standar operasional panen.
4	Septiana Vrativi 30 Aug 2024	Penerapan Metode Naive Bayes Pada SPK Pemilihan Bibit Unggul Kelapa Sawit	Fokus pada seleksi bibit unggul dan belum mendukung penilaian kualitas buah pada tahap panen yang bersifat dinamis dan membutuhkan evaluasi cepat.	Mengembangkan klasifikasi kualitas TBS berbasis tingkat kematangan untuk mendukung proses evaluasi hasil panen secara praktis.
5	Sari & Nugroho (2021)	Klasifikasi kualitas buah menggunakan algoritma Naive Bayes berdasarkan citra digital	Pendekatan berbasis citra memerlukan perangkat pengolahan gambar dan tidak praktis untuk digunakan langsung di lapangan	Penelitian ini menggunakan atribut fisik yang dapat diamati langsung seperti warna buah, berat tandan, dan jumlah brondolan
6	Putra & Wijaya (2020)	Implementasi algoritma Naive Bayes untuk klasifikasi kualitas produk pertanian	Penelitian hanya menggunakan satu indikator kualitas sehingga hasil klasifikasi kurang menggambarkan kondisi sebenarnya	Penelitian ini menggunakan beberapa indikator kematangan TBS sehingga hasil klasifikasi lebih representatif
7	Rahman & Hidayat (2022)	Klasifikasi tingkat kematangan buah menggunakan metode machine learning berbasis warna	Pendekatan hanya berfokus pada fitur warna tanpa mempertimbangkan faktor lain seperti berat tandan dan jumlah brondolan	Penelitian ini menggunakan kombinasi beberapa atribut fisik untuk meningkatkan akurasi klasifikasi kematangan TBS
8	Pratama & Kusuma (2021)	Penggunaan algoritma Decision Tree untuk klasifikasi kualitas hasil panen	Metode Decision Tree memiliki kompleksitas model yang lebih tinggi dan rentan terhadap overfitting pada dataset kecil	Penelitian ini menggunakan metode Naive Bayes yang lebih sederhana dan efektif untuk dataset berukuran

				kecil
9	Setiawan & Kurniawan (2023)	Klasifikasi kualitas hasil pertanian menggunakan metode K-Nearest Neighbor	Metode KNN sangat bergantung pada jarak antar data dan sensitif terhadap jumlah data training	Penelitian ini menggunakan algoritma Naive Bayes yang lebih stabil dalam melakukan klasifikasi data
10	Wahyudi & Santoso (2022)	Penerapan data mining untuk analisis kualitas hasil panen menggunakan metode clustering	Metode clustering hanya mengelompokkan data tanpa memberikan label klasifikasi yang jelas	Penelitian ini menggunakan metode klasifikasi Naive Bayes yang mampu memberikan label kategori kematangan TBS

Tabel 2. 7 Tinjauan Penelitian Terdahulu dan Kebaruan Penelitian

Berdasarkan kajian teori dan penelitian terdahulu, penelitian ini difokuskan pada pengembangan model klasifikasi kualitas TBS berbasis atribut fisik lapangan menggunakan algoritma Naive Bayes.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Jenis dan Pendekatan Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian *kuantitatif* dengan pendekatan data mining yang bersifat implementatif menggunakan algoritma *Naive Bayes Classifier*. Pendekatan *kuantitatif* digunakan karena proses analisis dilakukan terhadap data terstruktur berupa atribut numerik dan kategorikal yang dihitung menggunakan metode probabilistik.

Pendekatan data mining diterapkan untuk menggali pola klasifikasi tingkat kematangan Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit berdasarkan atribut fisik yang terdapat pada dataset penelitian. Atribut tersebut meliputi Warna Buah, Berat Buah, dan Jumlah Brondolan, dengan label kelas berupa Tingkat Kematangan (Mentah, Matang, Lewat Matang).

3.2 Tempat Penelitian

Tempat penelitian ini dilakukan pada kebun kelapa sawit pribadi untuk data TBS sebagai sumber data utama.

3.3 Teknik dan Pengumpulan Data

Teknik pengumpulan data pada penelitian ini dilakukan untuk memperoleh data Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit yang akan digunakan dalam proses klasifikasi tingkat kematangan menggunakan algoritma *Naive Bayes*. Data yang digunakan berupa atribut fisik TBS yang diperoleh melalui *observasi* langsung di

lapangan, karena atribut tersebut merupakan indikator utama dalam menentukan kualitas dan tingkat kematangan buah sawit pada saat panen.

Proses pengumpulan data dilakukan dengan cara mencatat setiap sampel TBS berdasarkan kriteria yang telah ditentukan, yaitu warna buah, berat buah (dalam kilogram), dan jumlah brondolan. Setiap sampel kemudian diberikan label tingkat kematangan (Mentah, Matang, atau Lewat Matang) berdasarkan kondisi fisik yang diamati sesuai standar penilaian di lapangan. Pencatatan dilakukan secara sistematis untuk menjaga konsistensi dan validitas data.

Data yang telah diperoleh selanjutnya diseleksi untuk memastikan kelengkapan dan kesesuaiannya dengan kebutuhan penelitian. Data yang tidak lengkap atau tidak memenuhi kriteria akan dieliminasi pada tahap pembersihan data (*data cleaning*).

Seluruh data yang valid kemudian disimpan ke dalam sistem basis data (*database*) yang telah dirancang. Penyimpanan data dalam database bertujuan untuk mempermudah proses pengelolaan, pengambilan kembali (*retrieval*), serta pembagian data menjadi data training dan data testing sebelum dilakukan proses klasifikasi. Selain itu, penggunaan database juga mendukung integrasi dengan sistem klasifikasi yang dikembangkan sehingga proses pelatihan (*training*) dan pengujian (*testing*) model dapat dilakukan secara lebih terstruktur dan efisien.

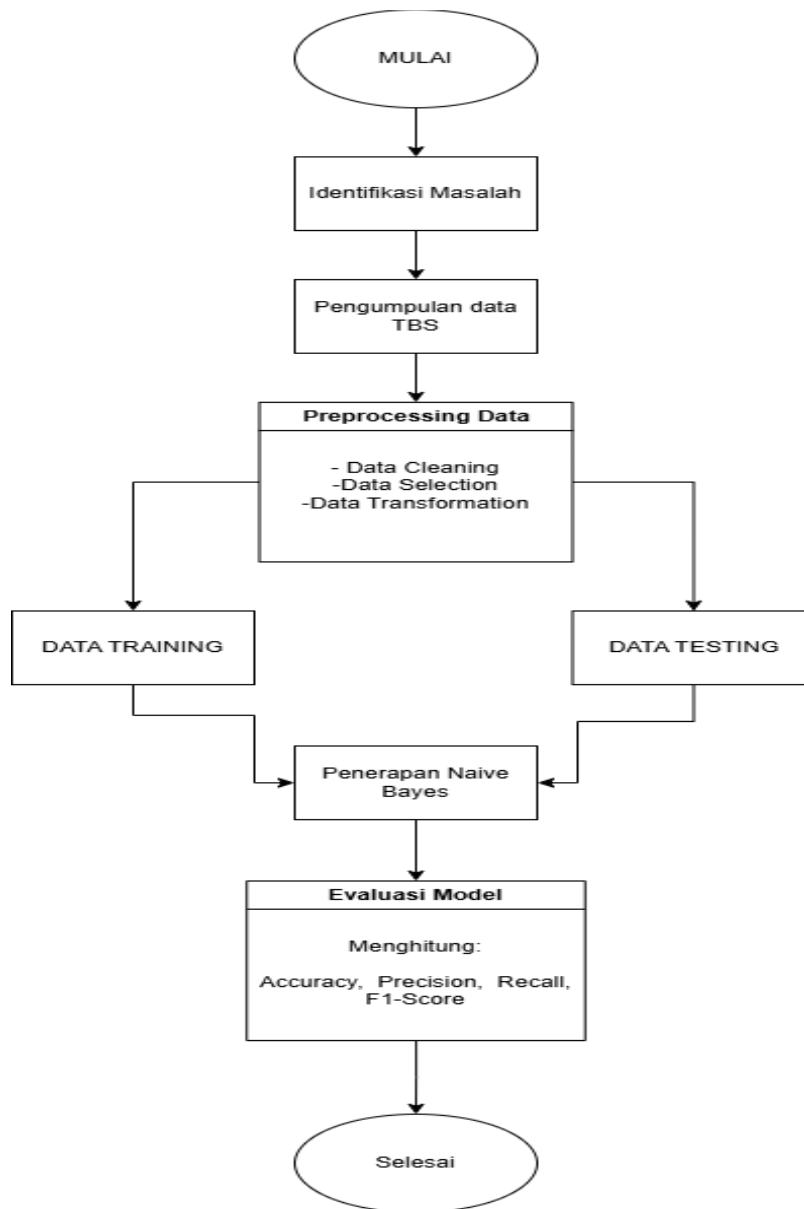
3.4 Alur Penelitian

Alur penelitian ini dirancang untuk menjelaskan tahapan penelitian yang digunakan dalam mengklasifikasikan kualitas Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit menggunakan algoritma *Naive Bayes*. Proses penelitian diawali dengan

pengumpulan data TBS melalui observasi langsung di lapangan, kemudian dilanjutkan dengan tahap preprocessing data guna meningkatkan kualitas dan konsistensi data yang akan dianalisis. Tahap *preprocessing* meliputi pembersihan data (*data cleaning*), pemilihan atribut yang relevan (*data selection*), serta transformasi data agar sesuai dengan kebutuhan algoritma.

Setelah melalui tahap pemrosesan, dataset dibagi menjadi dua bagian, yaitu data training dan data testing. Data training digunakan untuk melatih model Naive Bayes agar mampu mengenali pola hubungan antara atribut fisik TBS, seperti warna buah, berat buah, dan jumlah brondolan, dengan tingkat kematangan (mentah, matang, dan lewat matang). Selanjutnya, data testing digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mengklasifikasikan data baru yang belum pernah dipelajari sebelumnya.

Tahap akhir dalam penelitian ini adalah melakukan evaluasi model untuk menilai tingkat kinerja hasil klasifikasi yang diperoleh. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan Confusion Matrix serta metrik pengukuran seperti accuracy, precision, recall, dan F1-score. Hasil dari evaluasi tersebut digunakan untuk mengukur sejauh mana algoritma Naive Bayes mampu mengklasifikasikan kualitas TBS berdasarkan atribut fisik yang diamati.



Gambar 3. 1 Diagram Alur Penelitian

3.5 Pengumpulan Data

3.5.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data primer yang diperoleh dari perkebunan di Padang Pulau, Kec. Bandar Pulau, Kabupaten Asahan, Sumatera Utara. Data yang digunakan berjumlah 300 sampel dan bersifat

terbatas sehingga tidak mewakili seluruh kondisi perkebunan kelapa sawit di Indonesia, berikut contoh sebagian data.

Table 3. 1 Data TBS Kelapa Sawit

No	Warna Buah	Berat Buah	Jumlah Brondolan	Tingkat Kematangan
1	Hijau	24	0	Mentah
2	Hijau	20	1	Mentah
...
35	Kuning kemerahan	26	8	Matang
36	Kuning kemerahan	24	8	Matang
..
300	Merah tua gelap	6	35	Lewat Matang

3.5.2 Jenis Data

Jenis data yang digunakan adalah data terstruktur yang terdiri dari:

1. Warna Buah ada 3 (kategori) yaitu: Hijau, Kuning Kemerahan, dan Merah Tua Gelap
2. Berat Buah (numerik).
3. Jumlah Brondolan (numerik).

4. Tingkat Kematangan dibagi menjadi 3 (kelas): Mentah, Matang, dan Lewat Matang.

Dalam penelitian ini Warna Buah, Berat Buah, dan Jumlah Brondolan sebagai atribut (variabel independen). Tingkat Kematangan sebagai variabel dependen (kelas).

3.5.3 Preprocessing Data

1. *Data Cleaning* : Pada tahap ini dilakukan pengecekan terhadap dataset untuk memastikan tidak terdapat data yang kosong (missing value) maupun data yang tidak valid pada atribut yang digunakan dalam penelitian. Atribut yang diperiksa meliputi warna buah, berat tandan, jumlah brondolan, dan tingkat kematangan.
2. *Data Selection* : Memilih atribut yang relevan dalam proses klasifikasi, yaitu (Warna Buah, Berat Buah, Jumlah Brondolan, Tingkat Kematangan).
3. *Data Transformation* : Dalam penelitian ini, seluruh atribut ditransformasikan ke dalam bentuk numerik untuk memenuhi pendekatan kuantitatif. Atribut Warna Buah diubah menggunakan teknik one-hot encoding, sedangkan Tingkat Kematangan dikodekan dalam bentuk numerik (0, 1, dan 2) sebagai representasi kelas. Transformasi ini bertujuan untuk memastikan seluruh data dapat diproses secara matematis oleh algoritma *Naive Bayes* tanpa mengubah makna konseptual masing-masing variabel.

a) Transformasi Tingkat Kematangan

Tingkat Kematangan	Kode
Mentah	0
Matang	1
Lewat Matang	2

Table 3.2
Transformasi
Tingkat
Kematangan

b) One Hot Encoding Warna Buah

Kategori warna diubah menjadi tiga variabel baru:

- 1) Hijau
- 2) Kuning_Kemerahan
- 3) Merah_Tua_Gelap

Setiap kategori diberi nilai:

- 1) 1 jika sesuai kategori
- 2) 0 jika tidak sesuai

Contoh transformasi data:

Data Sebelum Transformasi

Table 3.3 Data Sebelum Transformasi

Warna Buah	Berat	Brondolan	Kematangan
Hijau	12	2	Mentah

Kuning Kemerahan	18	10	Matang
Merah Tua Gelap	20	15	Lewat Matang

Data Setelah Transformasi

Table 3. 4 Data Setelah Transformasi

Hijau	Kuning_Kemerahan	Merah_Tua_Gelap	Berat	Brondolan	Kematangan
1	0	0	12	2	0
0	1	0	18	10	1
0	0	1	10	15	2

Transformasi ini dilakukan agar seluruh data berada dalam bentuk numerik sehingga dapat diproses secara matematis oleh algoritma Naive Bayes dalam proses klasifikasi.

3.5.4 Pembagian Data

Dalam penelitian ini, dataset yang telah melalui tahap preprocessing kemudian dibagi menjadi dua bagian, yaitu data training dan data testing. Pembagian ini dilakukan agar model klasifikasi dapat diuji secara objektif menggunakan data yang belum pernah digunakan pada tahap pelatihan. Data training dimanfaatkan untuk melatih algoritma Naive Bayes dalam mengenali pola hubungan antara atribut fisik Tandan Buah Segar (TBS), seperti warna buah,

berat buah, dan jumlah brondolan, dengan tingkat kematangan (mentah, matang, dan lewat matang).

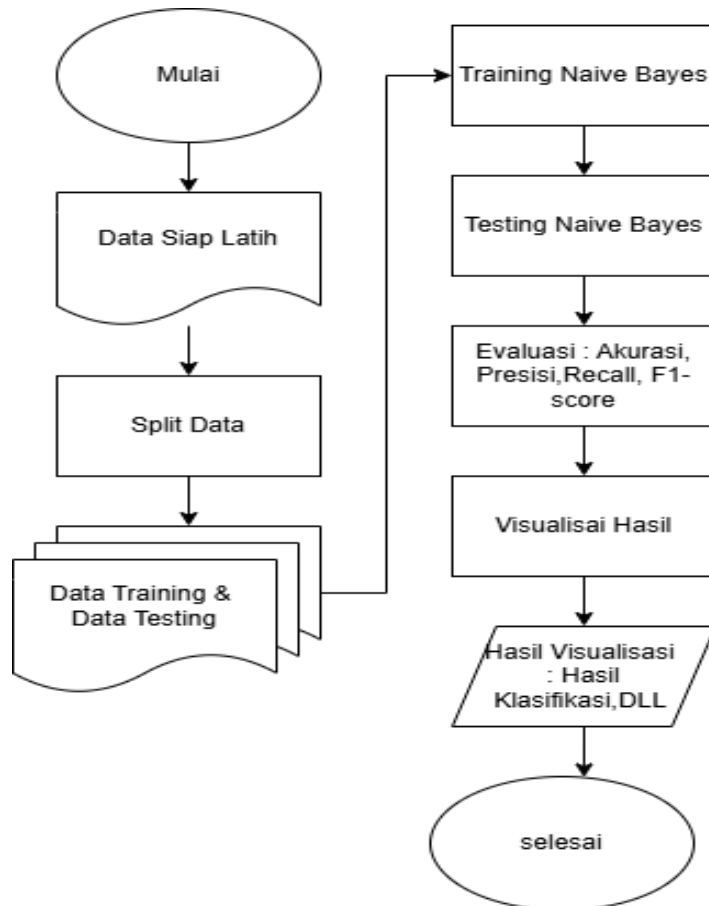
Sementara itu, data testing digunakan untuk menguji performa model setelah proses pelatihan selesai dilakukan. Dalam penelitian ini, pembagian data dilakukan dengan perbandingan 80% untuk data training dan 20% untuk data testing. Jumlah data mencapai 300 sampel, Pemilihan proporsi tersebut bertujuan agar model memiliki cukup data untuk proses pembelajaran sekaligus tetap menyediakan data yang memadai untuk proses evaluasi. Rasio ini dipilih untuk menjaga keseimbangan antara proses pelatihan model dan evaluasi performa.

3.5.5 Algoritma Naive Bayes

Algoritma Naive Bayes adalah teknik klasifikasi dalam machine learning yang berlandaskan Teorema Bayes dengan asumsi independensi antar fitur. Proses kerjanya dilakukan dengan menghitung kemungkinan suatu data diklasifikasikan ke dalam kelas tertentu berdasarkan distribusi probabilitas setiap fitur terhadap kelas pada data training.

Pada penelitian ini, algoritma Naive Bayes diterapkan untuk mengelompokkan kualitas Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit ke dalam kategori tingkat kematangan, yaitu mentah, matang, dan lewat matang. Proses klasifikasi dilakukan dengan menghitung probabilitas masing-masing kelas berdasarkan atribut fisik TBS, seperti warna buah, berat buah, dan jumlah brondolan. Kelas dengan nilai probabilitas tertinggi kemudian ditetapkan sebagai hasil klasifikasi.

Meskipun metode ini menggunakan asumsi independensi antar atribut yang bersifat sederhana (naive), Naive Bayes tetap mampu memberikan hasil klasifikasi yang akurat dan konsisten. Algoritma ini dikenal efisien dalam proses



perhitungan, tidak membutuhkan sumber daya komputasi yang besar, serta mudah diimplementasikan dalam berbagai sistem klasifikasi. Oleh karena itu, metode Naive Bayes dinilai sesuai untuk digunakan dalam penelitian ini, khususnya dalam mengolah data atribut fisik TBS yang terstruktur dan bertujuan untuk menghasilkan klasifikasi yang objektif dan terukur agar lebih detail bisa dilihat pada gambar 3.2.

Gambar 3. 2 Algoritma Naive Bayes

Pada penelitian ini digunakan metode Gaussian Naive Bayes untuk mengklasifikasikan kualitas Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit. Pemilihan Gaussian Naive Bayes dilakukan karena atribut yang digunakan berupa data numerik, yaitu berat buah dan jumlah brondolan, sehingga probabilitasnya dihitung menggunakan distribusi normal (Gaussian). Proses perhitungan diawali dengan menghitung nilai rata-rata (mean) dan standar deviasi pada setiap atribut untuk masing-masing kelas berdasarkan data training. Nilai mean dihitung dengan membagi jumlah seluruh nilai atribut dalam satu kelas dengan jumlah data pada kelas tersebut, sedangkan standar deviasi dihitung berdasarkan selisih antara setiap nilai atribut dengan rata-ratanya.

Setelah diperoleh nilai mean dan standar deviasi, langkah selanjutnya adalah menghitung probabilitas Gaussian untuk setiap atribut numerik menggunakan rumus distribusi normal, karena datanya numerik maka digunakan persamaan pada rumus 1.

$$P(x | C) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (3.1)$$

di mana x merupakan nilai atribut yang diuji, μ adalah rata-rata atribut pada kelas tertentu, σ adalah standar deviasi pada kelas tersebut, dan C adalah kelas (Mentah, Matang, atau Lewat Matang). Rumus ini digunakan untuk menghitung probabilitas atribut berat dan jumlah brondolan terhadap masing-masing kelas.

Selanjutnya, dihitung probabilitas prior untuk setiap kelas berdasarkan proporsi jumlah data pada kelas tersebut terhadap total data training, yang digunakan pada rumus 2.

$$P(C) = \frac{\text{Jumlah Data pada Kelas}}{\text{Total Data Training}} \quad (3.2)$$

Probabilitas prior menunjukkan peluang awal suatu kelas sebelum mempertimbangkan atribut.

Setelah probabilitas atribut dan prior diperoleh, dilakukan perhitungan likelihood total dengan mengalikan seluruh probabilitas atribut terhadap kelas tertentu, yaitu digunakan pada rumus 3.

$$P(X/C) = P(\text{Warna}/C) \times P(\text{Berat}/C) \times P(\text{Brondolan}/C) \quad (3.3)$$

Kemudian dihitung posterior probability dengan mengalikan probabilitas prior dan likelihood yang digunakan pada rumus 4.

$$P(C/X) \propto P(C) \times P(X/C) \quad (3.4)$$

Kelas yang memiliki nilai posterior probability terbesar dipilih sebagai hasil klasifikasi tingkat kematangan TBS.

Proses klasifikasi dilakukan pada seluruh data testing yang berjumlah 20% dari total dataset. Untuk setiap data uji, sistem menghitung probabilitas terhadap masing-masing kelas, membandingkan hasilnya, menentukan kelas dengan nilai tertinggi, dan menyimpan hasil prediksi.

Setelah seluruh data testing diklasifikasikan, dilakukan evaluasi performa model menggunakan Confusion Matrix. Evaluasi dilakukan dengan menghitung nilai Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score. Accuracy dihitung sebagai perbandingan antara jumlah prediksi benar dengan total data testing. Precision mengukur tingkat ketepatan prediksi suatu kelas, Recall mengukur kemampuan model dalam mendeteksi seluruh data yang termasuk dalam suatu kelas,

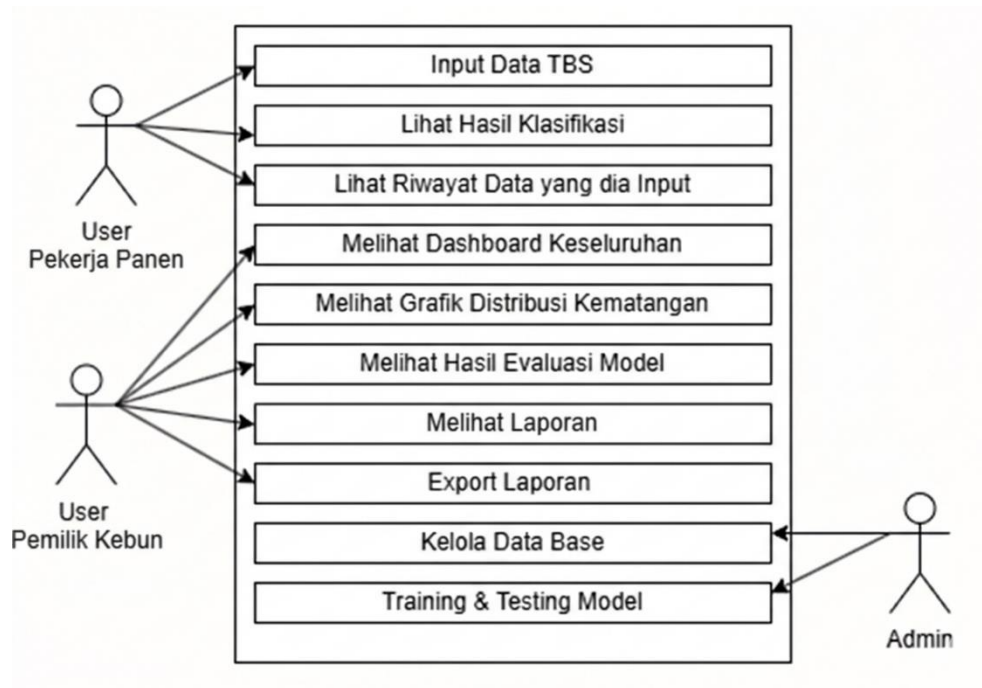
sedangkan F1-Score merupakan rata-rata harmonis antara Precision dan Recall. Hasil evaluasi ini digunakan untuk menilai tingkat kinerja algoritma Naive Bayes dalam mengklasifikasikan kualitas TBS secara objektif.

3.6 Pemodelan dan Perancangan Sistem

3.6.1 Use Case Diagram

Use Case Diagram digunakan untuk menggambarkan interaksi antara aktor dengan sistem serta fungsi-fungsi yang dapat dijalankan. Pada sistem ini terdapat tiga aktor utama, yaitu admin, dua pengguna (pekerja panen), dan pemilik kebun.

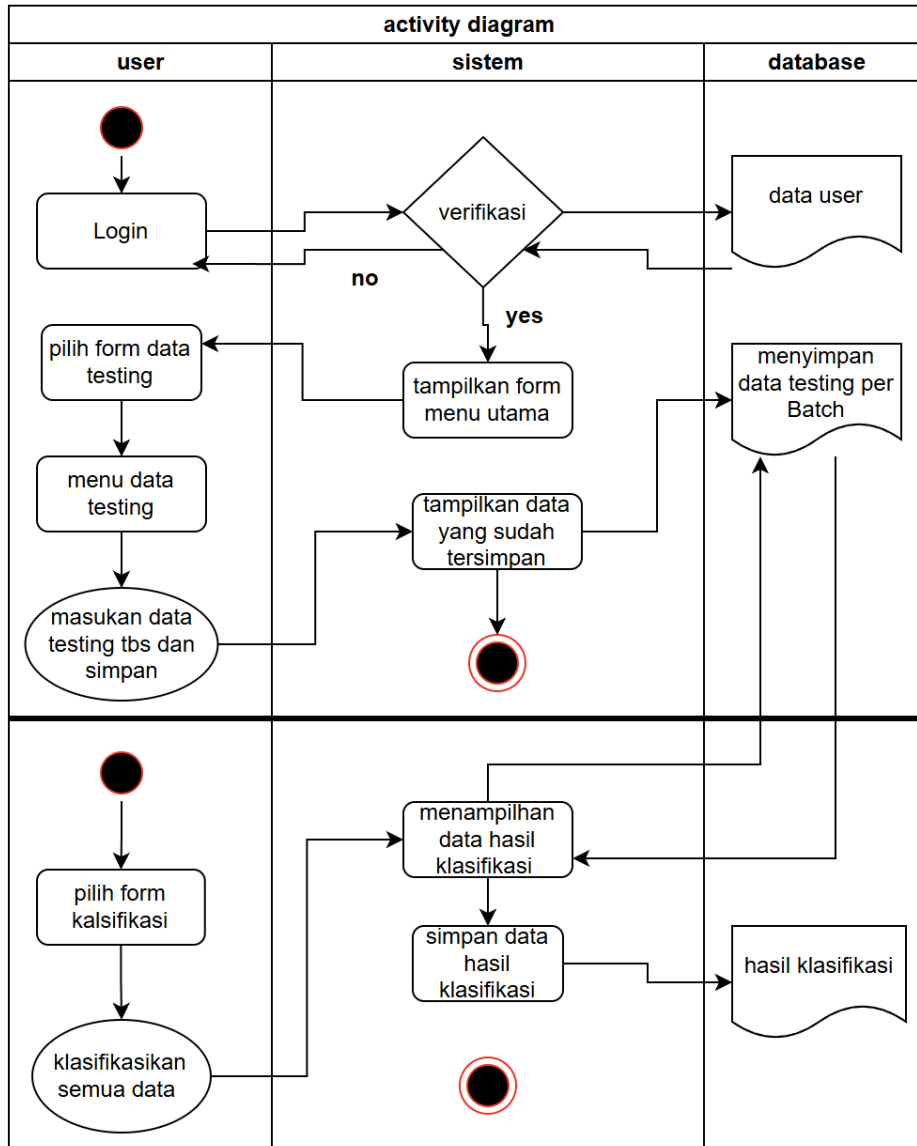
Tampilan lebih rinci dari form tersebut ditunjukkan pada Gambar 3.3.



Gambar 3.3 Use Case Diagram

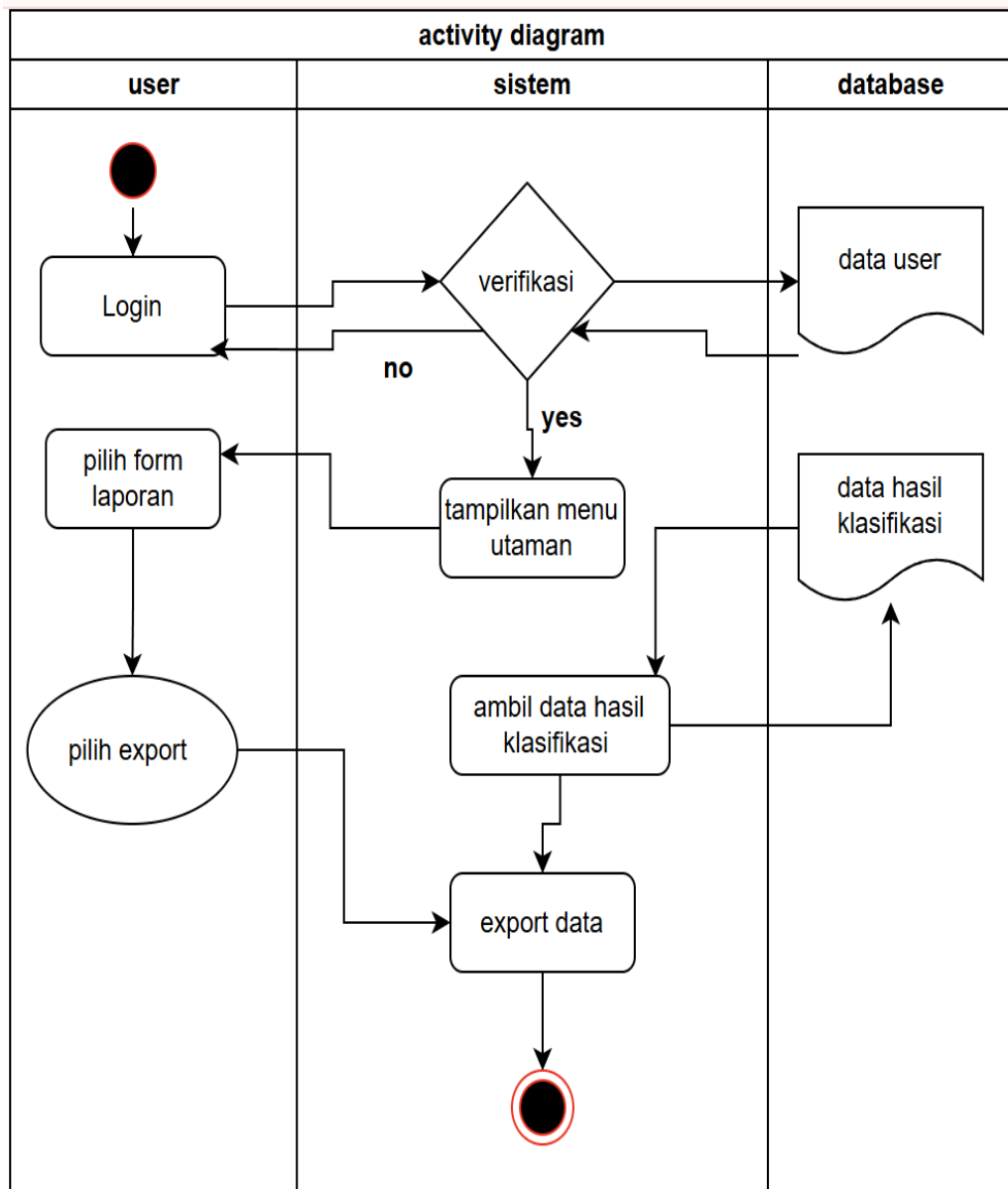
3.6.2 Activity Diagram

Activity Diagram digunakan untuk menggambarkan alur aktivitas sistem secara berurutan dari awal hingga akhir proses. Proses dimulai ketika pengguna memasukkan data TBS ke dalam sistem.



Gambar 3. 4 Activity Diagram pekerja Panen

Setelah data berhasil dimasukkan, sistem akan melakukan proses klasifikasi kualitas TBS berdasarkan kriteria yang telah ditentukan. Activity Diagram ini menggambarkan alur proses sistem secara logis dan terstruktur terlihat pada gambar 3.4 dan 3.5

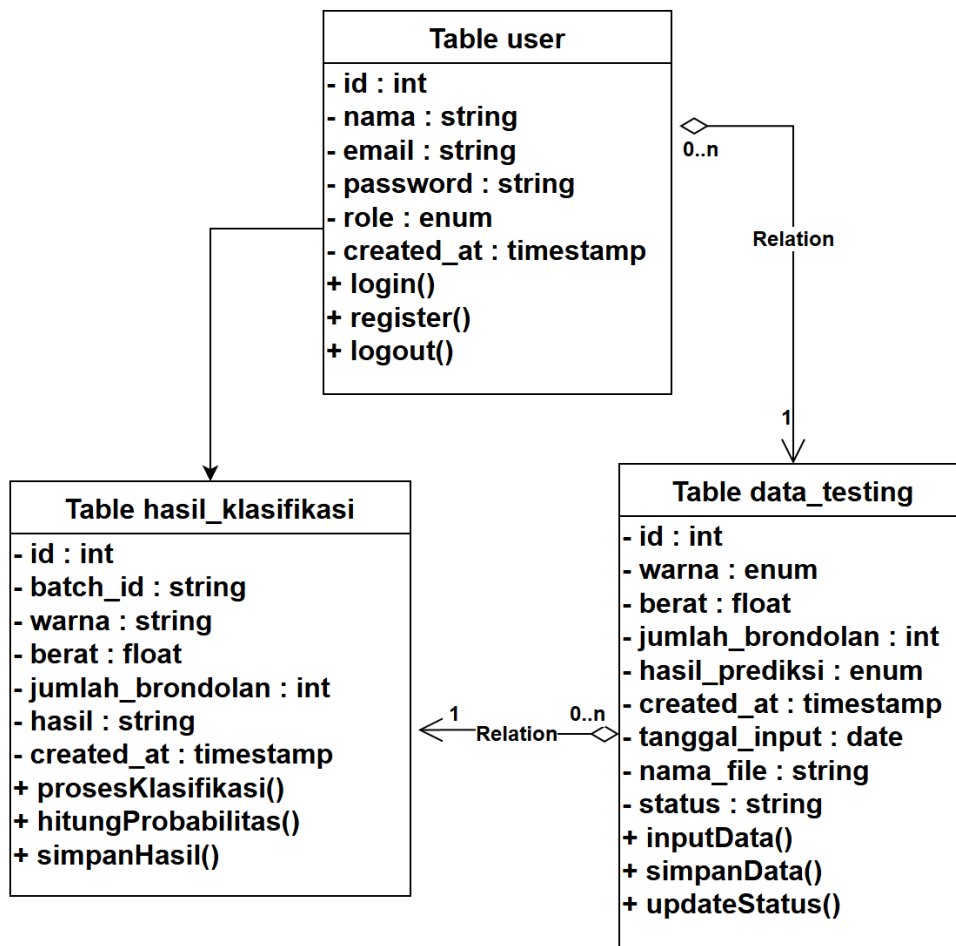


Gambar 3. 5 Activity Diagram Pemilik Kebun

3.6.3 Class Diagram

Class Diagram digunakan untuk merepresentasikan struktur sistem yang terdiri dari kelas-kelas utama beserta atribut, metode, serta hubungan antar kelas. Diagram ini menggambarkan bagaimana data dan proses dikelola dalam sistem.

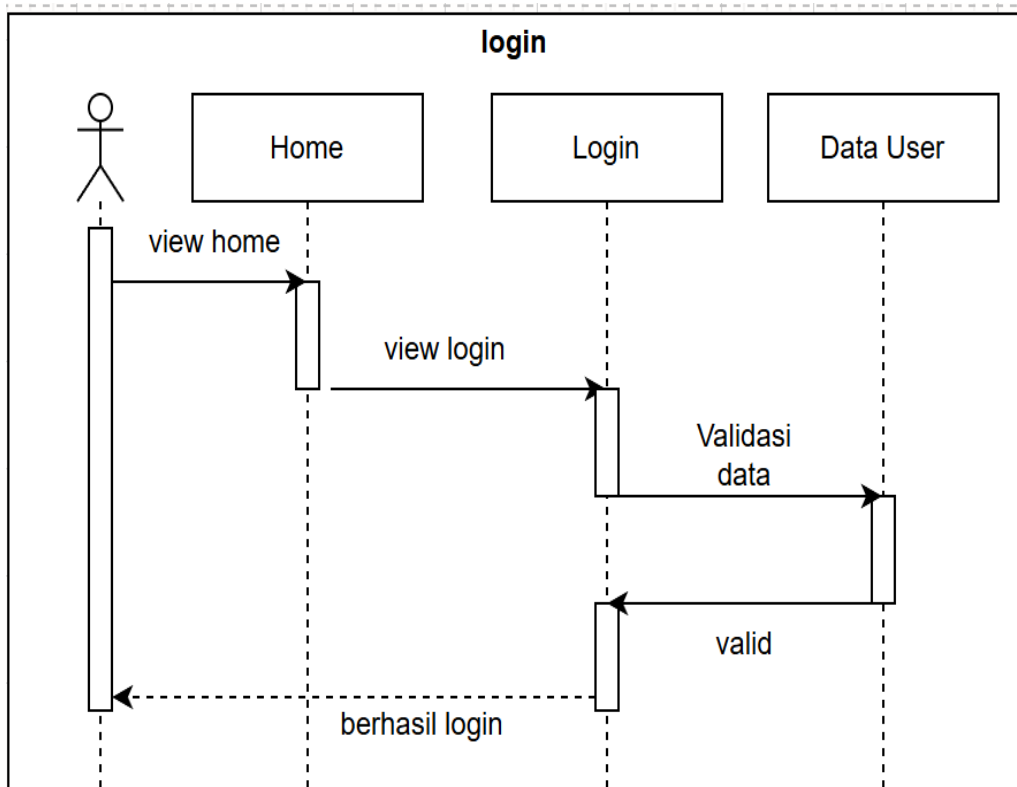
Tampilan lebih rinci dari form tersebut ditunjukkan pada Gambar 3.4.



Gambar 3. 6 Class Diagram

3.6.4 Sequence Diagram

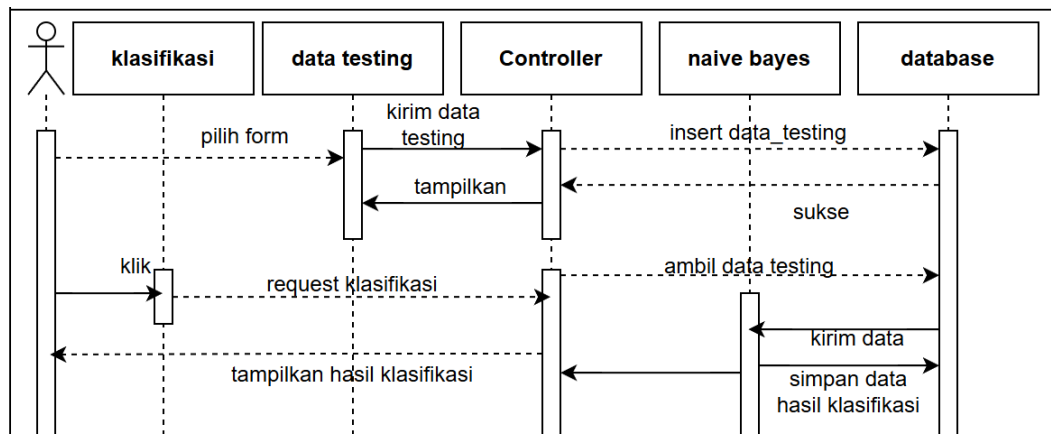
Sequence diagram digunakan untuk merepresentasikan urutan interaksi antara aktor dan sistem berdasarkan alur waktu proses. Diagram ini memperlihatkan bagaimana pesan dipertukarkan antar objek dari awal hingga akhir proses. Pada sistem klasifikasi kualitas Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit, Sequence Diagram digunakan untuk menggambarkan proses login, aktivitas pekerja panen dalam melakukan klasifikasi, serta aktivitas pemilik kebun dalam melakukan monitoring dan pelaporan.



Tampilan lebih rinci dari form tersebut ditunjukkan pada Gambar berikut.

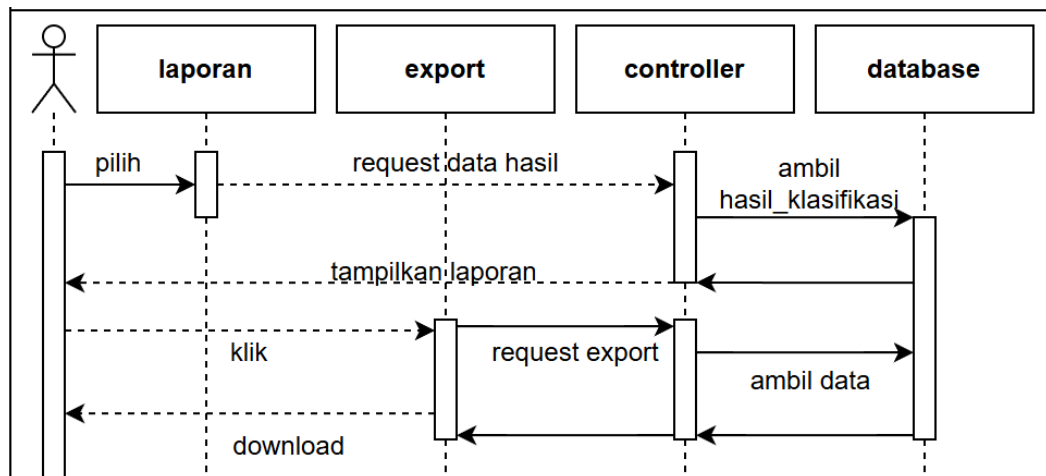
Gambar 3. 7 Sequence Diagram Login

Sequence diagram login menunjukkan proses autentikasi pengguna sebelum mengakses sistem. Pengguna memasukkan username dan password, kemudian sistem melakukan validasi ke database. Jika data valid, sistem menampilkan dashboard utama. Proses ini memastikan keamanan dan pembatasan hak akses sesuai peran pengguna.



Gambar 3. 8 Sequence Diagram Pekerja Panen

Pada sequence diagram pekerja panen, ditunjukkan proses utama sistem yaitu input data training dan testing, serta klasifikasi menggunakan algoritma Naive Bayes. Data yang dimasukkan diproses oleh sistem untuk menghasilkan prediksi tingkat kematangan TBS. Hasil klasifikasi dan evaluasi kemudian disimpan ke dalam database dan ditampilkan kepada pengguna. Diagram ini mencerminkan peran pekerja panen sebagai operator sistem.



Gambar 3. 9 Sequence Diagram Pemilik Kebun

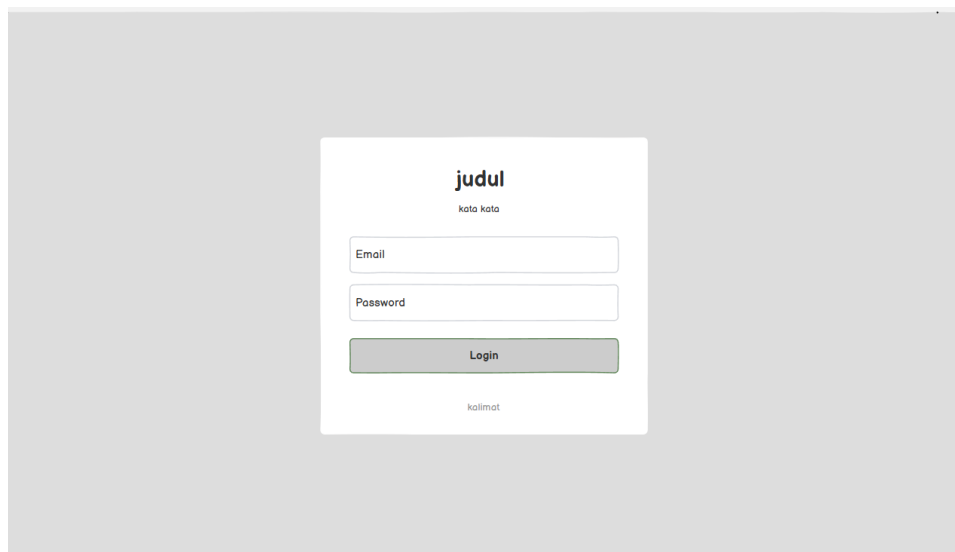
sequence diagram pemilik kebun menggambarkan fungsi monitoring. Pemilik mengakses, melihat laporan, serta melakukan ekspor laporan jika diperlukan. Pada bagian ini, sistem mengambil data dari database dan menyajikannya dalam bentuk informasi yang mendukung pengambilan keputusan.

3.7 Desain Antarmuka Sistem

Desain antarmuka sistem merupakan tahapan perancangan tampilan aplikasi yang bertujuan untuk mempermudah pengguna dalam berinteraksi dengan sistem klasifikasi kualitas Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit. Antarmuka dirancang secara terstruktur dan informatif agar pengguna dapat menjalankan seluruh fungsi sistem dengan jelas, mulai dari proses penginputan data TBS, pengolahan data menggunakan algoritma Naive Bayes, hingga menampilkan hasil klasifikasi dan evaluasi model secara sistematis.

3.7.1 Desain Halaman Login

Halaman login merupakan tampilan awal pada sistem yang berfungsi untuk melakukan autentikasi pengguna sebelum mengakses fitur yang tersedia. Pada halaman ini terdapat dua kolom input, yaitu username dan password, yang harus diisi sesuai dengan data akun yang telah terdaftar. Di bagian bawah form tersedia tombol login yang digunakan untuk memproses data yang dimasukkan. Setelah tombol ditekan, sistem akan melakukan proses validasi ke database guna memastikan kecocokan username dan password. Jika data yang dimasukkan valid, pengguna akan diarahkan ke halaman dashboard, sedangkan jika tidak sesuai, sistem akan menampilkan pesan kesalahan.

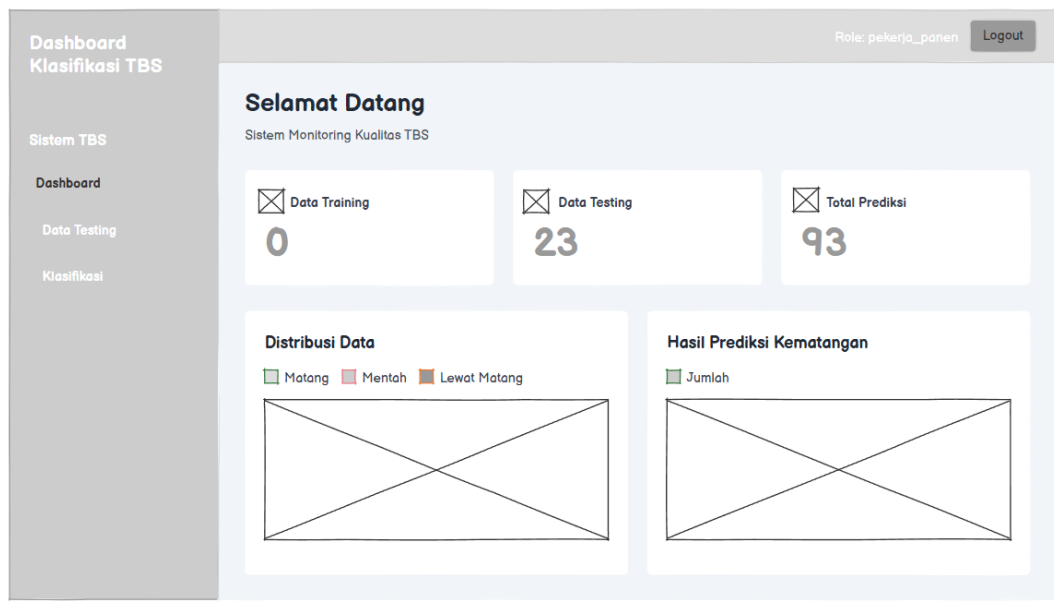


Gambar 3. 10 Desain Halaman Login

3.7.2 Desain Halaman Dashboard

Halaman Dashboard Klasifikasi TBS merupakan tampilan utama setelah pengguna berhasil login ke dalam sistem. Pada halaman ini ditampilkan menu navigasi di bagian kiri yang terdiri dari data testing, klasifikasi, dan laporan. Menu tersebut memudahkan pengguna untuk mengakses setiap fitur yang tersedia sesuai kebutuhan.

Di bagian atas dashboard terdapat informasi ringkas berupa jumlah Data Training, Data Testing, dan Total Prediksi. Informasi ini berfungsi untuk memberikan gambaran umum mengenai jumlah data yang telah diinput dan diproses oleh sistem.



Gambar 3. 11 Desain Halaman Dashboard

3.7.3 Desain Halaman Input Data Testing

Halaman Input Data Training dirancang sebagai antarmuka yang digunakan oleh pengguna (Pekerja Panen) untuk memasukkan data tandan buah segar (TBS) yang akan digunakan sebagai data pelatihan model klasifikasi.

Setiap atribut disajikan dalam bentuk field yang terstruktur, seperti dropdown untuk pilihan warna buah dan tingkat kematangan, serta input numerik untuk berat dan jumlah brondolan. Selain itu, tersedia tombol “Simpan Data” yang berfungsi untuk menyimpan data ke dalam database.

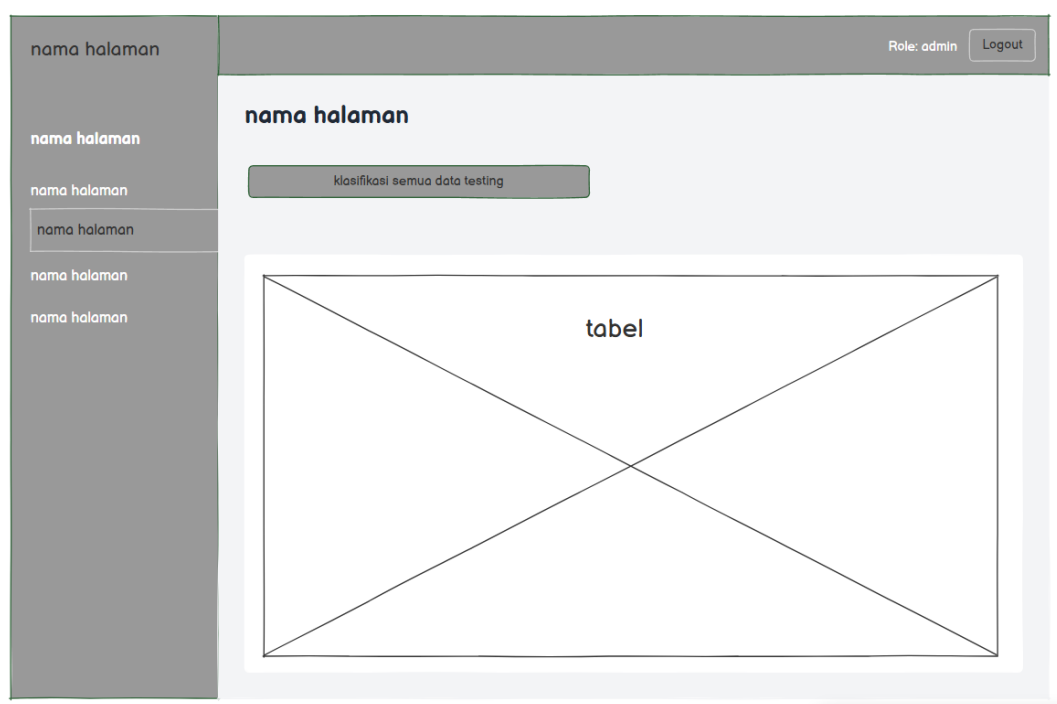
The image shows a web application interface for data input testing. It consists of a dark sidebar on the left with a list of 'nama halaman' items. The main content area has a header with 'nama halaman', 'Role: admin', and a 'Logout' button. Below the header, there is a form with three input fields: 'Pilih Warna' (a dropdown menu), 'Berat' (a text input), and 'Brondolan' (a text input). A 'Tambah Data' button is positioned to the right of these fields. Below the form is a large rectangular area labeled 'tabel' with a diagonal cross, indicating a table placeholder.

Gambar 3. 12 Desain Halaman Input Data Testing

3.7.5 Desain Halaman Klasifikasi

Halaman Proses Klasifikasi digunakan untuk menjalankan proses perhitungan menggunakan algoritma Naive Bayes terhadap data testing yang telah diinput sebelumnya. Pada bagian atas halaman terdapat tombol “Proses Klasifikasi” yang berfungsi untuk memulai proses perhitungan model.

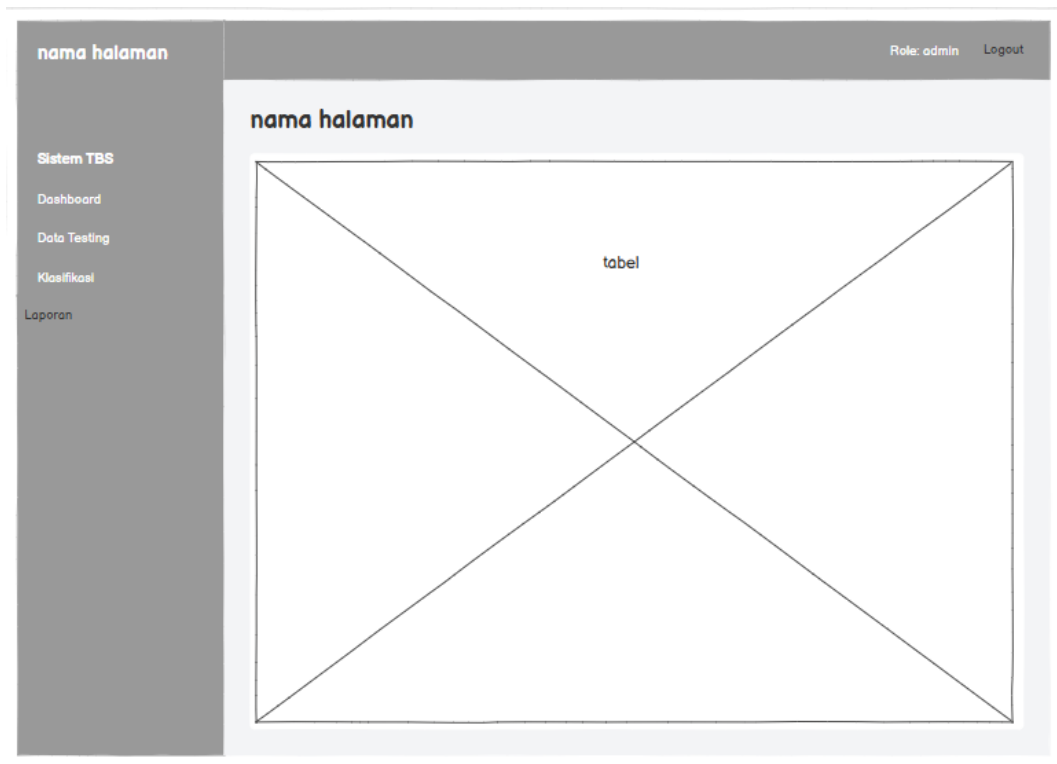
Setelah tombol ditekan, sistem akan menghitung probabilitas setiap kelas berdasarkan data training dan menampilkan hasil klasifikasi pada bagian tabel hasil. Tabel tersebut memuat informasi atribut data seperti warna buah, berat buah, jumlah brondolan, serta hasil kematangan yang diprediksi oleh sistem.



Gambar 3. 13 Desain Halaman Klasifikasi

3.7.6 Desain Halaman Laporan

Halaman laporan berfungsi untuk menampilkan hasil klasifikasi TBS berdasarkan setiap batch. Pada halaman ini, pemilik kebun dapat melihat hasil panen yang diperoleh, termasuk rincian jumlah dan kategori kematangan buah. Selain itu, tersedia fitur export yang memungkinkan pemilik kebun mengunduh laporan tersebut untuk keperluan dokumentasi atau evaluasi lebih lanjut.



Gambar 3. 14 Desain Halaman Laporan

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data primer yang diperoleh melalui observasi langsung di kebun kelapa sawit tempat penelitian dilakukan. Pengumpulan data dilakukan pada saat proses panen dengan tujuan untuk memperoleh informasi mengenai kualitas Tandan Buah Segar (TBS) berdasarkan kondisi fisik yang dapat diamati di lapangan.

Jumlah data yang berhasil dikumpulkan dalam penelitian ini sebanyak 300 sampel TBS. Setiap sampel dicatat berdasarkan atribut fisik yang relevan terhadap tingkat kematangan buah. Atribut yang digunakan dalam penelitian ini meliputi:

1. Warna Buah

Warna buah digunakan sebagai indikator visual tingkat kematangan TBS.

Kategori warna yang diamati terdiri dari:

- a. Hijau
- b. Kuning kemerahan
- c. Merah tua gelap

2. Berat Tandan

Berat tandan diukur dalam satuan kilogram dan digunakan sebagai atribut numerik yang mencerminkan perkembangan buah.

3. Jumlah Brondolan

Jumlah brondolan merupakan jumlah buah yang terlepas dari tandan secara alami dan menjadi indikator penting dalam menentukan tingkat kematangan TBS.

4. Tingkat Kematangan

Tingkat kematangan digunakan sebagai label kelas dalam proses klasifikasi, yang terdiri dari:

- a. Mentah
- b. Matang
- c. Lewat Matang

Seluruh data yang dikumpulkan dicatat secara sistematis untuk memastikan konsistensi dan validitas dalam proses analisis selanjutnya. Data ini kemudian digunakan sebagai dataset utama dalam proses pelatihan dan pengujian model klasifikasi menggunakan algoritma Naive Bayes.

4.2 Hasil Preprocessing Data

Sebelum digunakan dalam proses klasifikasi, data yang telah dikumpulkan terlebih dahulu melalui tahap preprocessing untuk memastikan kualitas dan kesesuaiannya dengan kebutuhan algoritma Naive Bayes. Tahap preprocessing ini dilakukan agar data dapat diolah secara optimal dan menghasilkan model klasifikasi yang akurat.

Tahapan preprocessing yang dilakukan meliputi:

1. Data Cleaning

Pada tahap ini dilakukan pengecekan terhadap kelengkapan data untuk memastikan tidak terdapat data kosong (missing value) pada atribut utama, yaitu warna buah, berat tandan, jumlah brondolan, dan tingkat kematangan. Seluruh data yang tidak lengkap atau tidak sesuai kriteria dieliminasi sehingga hanya data valid yang digunakan dalam proses analisis.

2. Data Selection

Tahap ini bertujuan untuk memilih atribut yang relevan dalam proses klasifikasi. Berdasarkan kebutuhan penelitian, atribut yang digunakan adalah:

- a. Warna buah
- b. Berat tandan
- c. Jumlah brondolan
- d. Tingkat kematangan

Atribut lain di luar kebutuhan penelitian tidak digunakan agar proses klasifikasi lebih fokus dan efisien.

3. Data Transformation

Agar data dapat diproses menggunakan algoritma Naive Bayes, dilakukan transformasi data ke dalam bentuk numerik.

Atribut warna buah yang bersifat kategorikal diubah menggunakan teknik one-hot encoding menjadi tiga variabel:

- a. Hijau
- b. Kuning Kemerahan

- c. Merah Tua Gelap

Setiap kategori diberikan nilai:

- a. 1 jika sesuai
- b. 0 jika tidak sesuai

Sedangkan atribut tingkat kematangan dikodekan dalam bentuk numerik sebagai label kelas:

- a. Mentah = 0
- b. Matang = 1
- c. Lewat Matang = 2

Transformasi ini dilakukan agar seluruh atribut dapat diproses secara matematis tanpa mengubah makna konseptual dari masing-masing variabel. Hasil dari tahap preprocessing ini menghasilkan dataset yang siap digunakan pada tahap pembagian data dan proses klasifikasi.

4.3 Hasil Pembagian Data

Setelah tahap preprocessing selesai, dataset yang telah siap kemudian dibagi menjadi dua bagian, yaitu data training dan data testing. Pembagian ini dilakukan agar model klasifikasi dapat dievaluasi secara objektif menggunakan data yang belum pernah digunakan pada tahap pelatihan.

Dalam penelitian ini, pembagian data dilakukan dengan perbandingan 80% untuk data training dan 20% untuk data testing dari total 300 sampel yang tersedia.

Sehingga diperoleh:

- Data Training : 240 sampel
- Data Testing : 60 sampel

Data training digunakan untuk melatih model Naive Bayes dalam mengenali pola hubungan antara atribut fisik TBS, yaitu warna buah, berat tandan, dan jumlah brondolan, dengan tingkat kematangan (Mentah, Matang, dan Lewat Matang).

Sementara itu, data testing digunakan untuk menguji kemampuan model dalam mengklasifikasikan data baru yang belum pernah digunakan dalam proses pelatihan. Hasil pengujian terhadap data testing ini kemudian digunakan sebagai dasar dalam proses evaluasi performa model.

Pembagian data ini bertujuan untuk menjaga keseimbangan antara proses pembelajaran model dan proses evaluasi, sehingga model yang dihasilkan dapat dinilai secara lebih objektif.

4.4 Implementasi Sistem

Pada tahap ini dilakukan implementasi sistem klasifikasi kualitas Tandan Buah Segar (TBS) berbasis web menggunakan algoritma Naive Bayes. Sistem dirancang untuk membantu proses penilaian kualitas TBS di kebun berdasarkan atribut fisik yang diamati saat panen.

Sistem yang dibangun memiliki dua jenis pengguna, yaitu:

1. Pekerja Panen

Berperan dalam memasukkan data TBS yang diamati di lapangan, baik

sebagai data training maupun data testing. Selain itu, pekerja panen juga dapat menjalankan proses klasifikasi untuk mengetahui tingkat kematangan TBS.

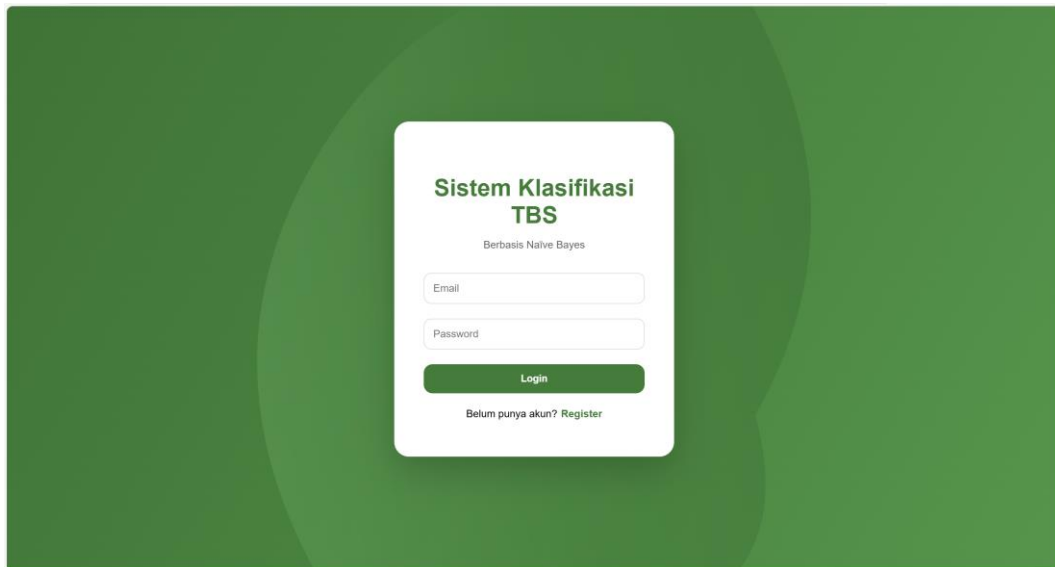
2. Pemilik Kebun

Berperan dalam memantau hasil klasifikasi serta melihat laporan hasil penilaian kualitas TBS yang telah diproses oleh sistem.

Implementasi sistem terdiri dari beberapa fitur utama, yaitu:

1. Halaman Login

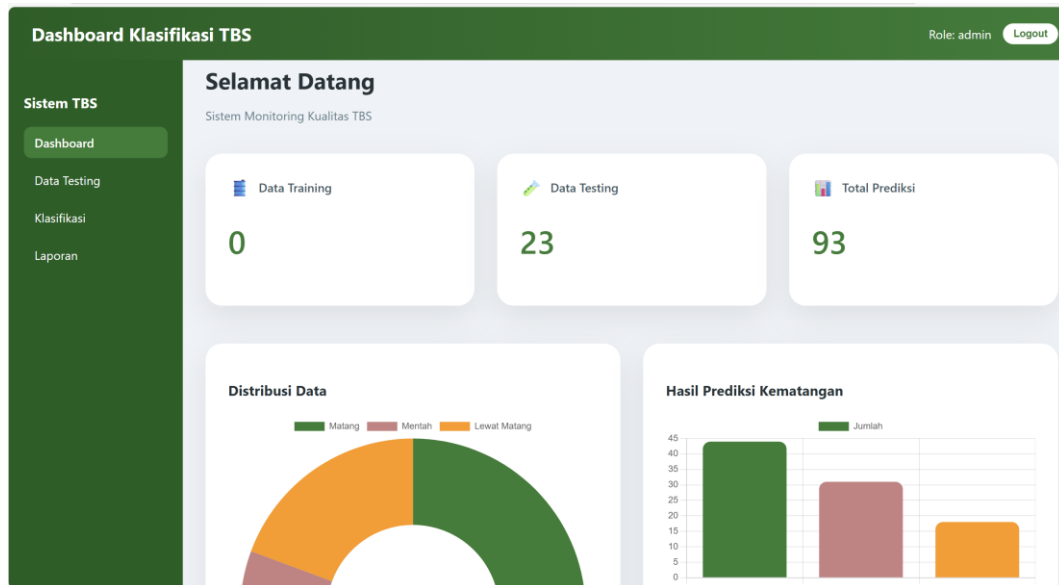
Halaman ini digunakan untuk proses autentikasi pengguna sebelum dapat mengakses sistem. Pengguna harus memasukkan username dan password yang telah terdaftar agar dapat masuk ke dalam sistem.



Gambar 4. 1 Tampilan Halaman Login

2. Halaman Dashboard

Dashboard menampilkan informasi ringkas mengenai jumlah data training, data testing, dan hasil klasifikasi. Halaman ini berfungsi sebagai pusat navigasi untuk mengakses fitur lainnya.



Gambar 4. 2 Tampilan Halaman Dashboard

3. Input Data Testing

Halaman ini digunakan untuk memasukkan data baru yang akan diuji menggunakan model klasifikasi.

Dashboard Klasifikasi TBS Role: admin [Logout](#)

Sistem TBS

- Dashboard
- Data Testing**
- Klasifikasi
- Laporan

Data Testing

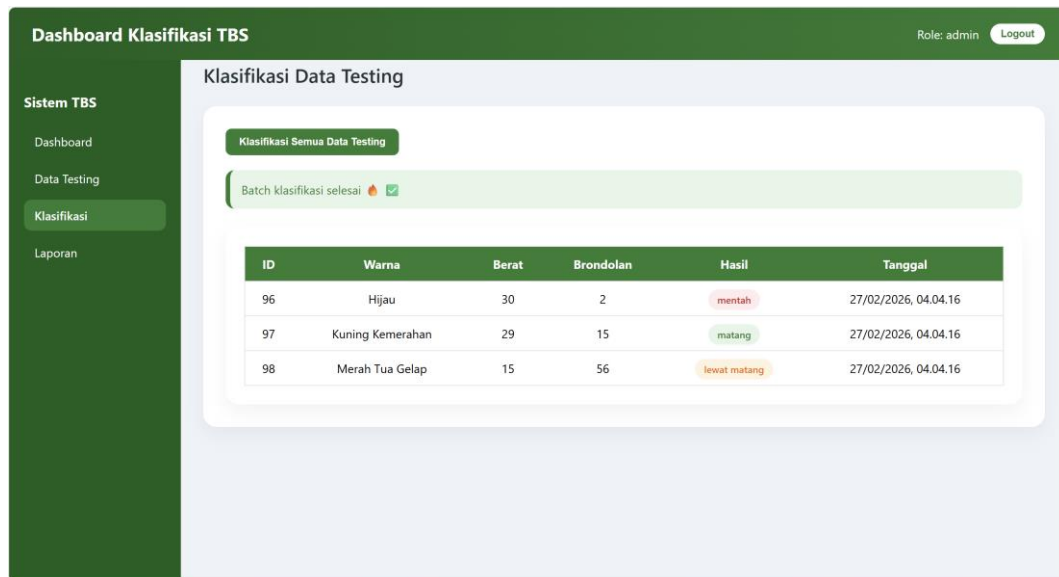
Pilih Warna Berat Brondolan [Tambah Data](#)

ID	Warna	Berat	Brondolan	Aksi
27	Hijau	14	0	Hapus
26	Hijau	40	0	Hapus
25	Merah Tua Gelap	17	90	Hapus
24	Kuning Kemerahan	30	15	Hapus
23	Hijau	16	0	Hapus
22	Merah Tua Gelap	15	89	Hapus
21	Kuning Kemerahan	39	12	Hapus
20	Hijau	20	0	Hapus

Gambar 4.3 Tampilan Halaman Data Testing

4. Proses Klasifikasi

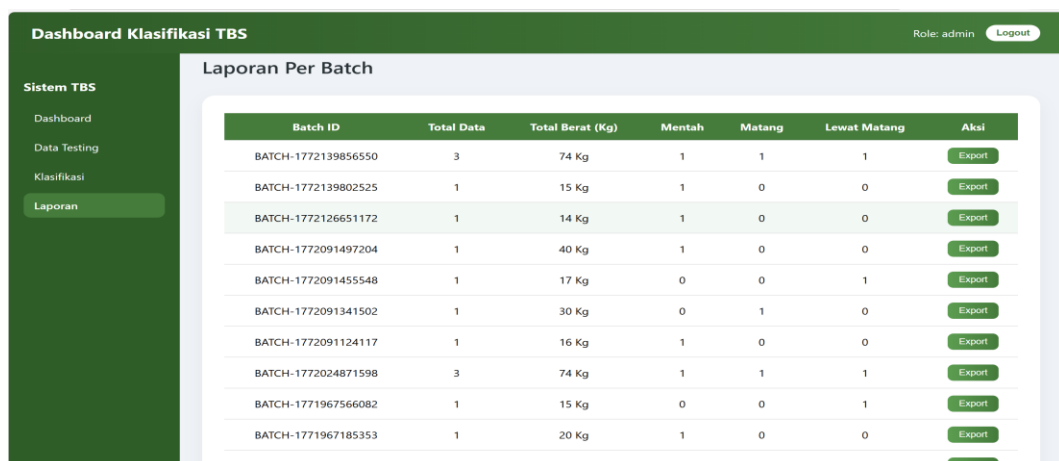
Pada halaman ini, sistem menjalankan perhitungan menggunakan algoritma Naive Bayes terhadap data testing untuk menentukan tingkat kematangan TBS.



Gambar 4. 4 Tampilan Halaman Klasifikasi

5. Laporan Hasil

Halaman laporan menampilkan hasil klasifikasi yang telah diproses oleh sistem. Pemilik kebun dapat melihat hasil penilaian kualitas TBS dan menggunakannya sebagai bahan evaluasi hasil panen.



Gambar 4. 5 Tampilan Halaman Laporan

Dengan adanya sistem ini, proses penilaian kualitas TBS dapat dilakukan secara lebih cepat, objektif, dan terstruktur dibandingkan dengan metode manual.

4.5 Hasil Klasifikasi Naive Bayes

Setelah sistem diimplementasikan, tahap selanjutnya adalah melakukan proses klasifikasi terhadap data testing menggunakan algoritma Naive Bayes. Proses ini bertujuan untuk menentukan tingkat kematangan Tandan Buah Segar (TBS) berdasarkan atribut fisik yang telah dimasukkan ke dalam sistem.

Data testing yang berjumlah 60 sampel diproses oleh sistem menggunakan model yang telah dilatih sebelumnya melalui data training. Setiap data testing diklasifikasikan ke dalam salah satu kelas tingkat kematangan, yaitu:

- a. Mentah
- b. Matang
- c. Lewat Matang

Proses klasifikasi dilakukan dengan menghitung probabilitas masing-masing kelas berdasarkan atribut warna buah, berat tandan, dan jumlah brondolan. Sistem kemudian membandingkan nilai probabilitas yang diperoleh dan menentukan kelas dengan nilai probabilitas tertinggi sebagai hasil prediksi.

Hasil klasifikasi ditampilkan dalam bentuk tabel pada sistem, yang memuat informasi atribut TBS serta hasil tingkat kematangan yang diprediksi oleh model. Proses ini menunjukkan bahwa algoritma Naive Bayes mampu melakukan klasifikasi kualitas TBS berdasarkan data fisik yang diamati di lapangan.

Hasil klasifikasi selanjutnya digunakan sebagai dasar dalam proses evaluasi performa model menggunakan Confusion Matrix pada tahap berikutnya.

4.6 Hasil Evaluasi Model

Berdasarkan hasil pengujian terhadap data testing menggunakan algoritma Naive Bayes, diperoleh nilai evaluasi model sebagai berikut:

1. Accuracy

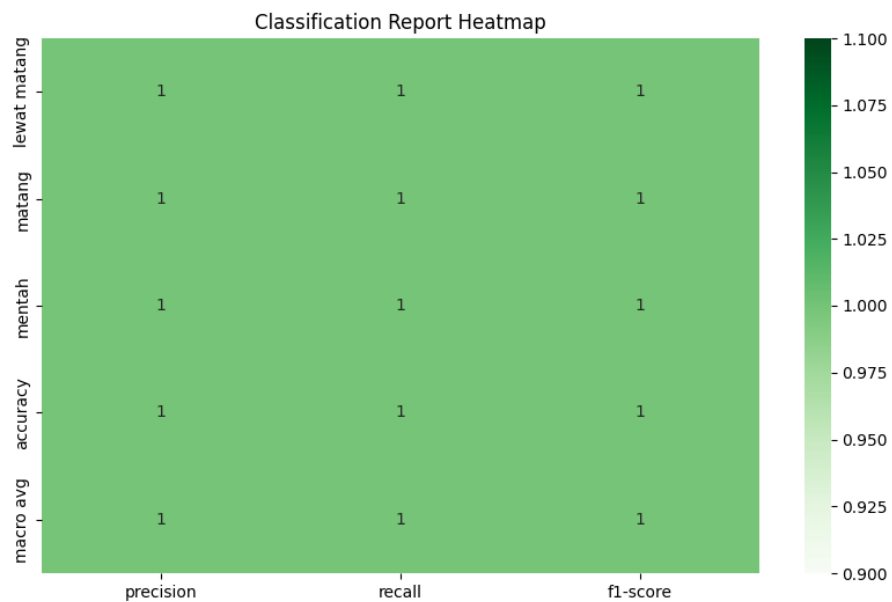
Accuracy digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan model secara keseluruhan dalam melakukan klasifikasi.

Model menghasilkan nilai:

$$\text{Accuracy} = 1.00 \text{ (100\%)}$$

2. Precision, Recall, dan F1-Score

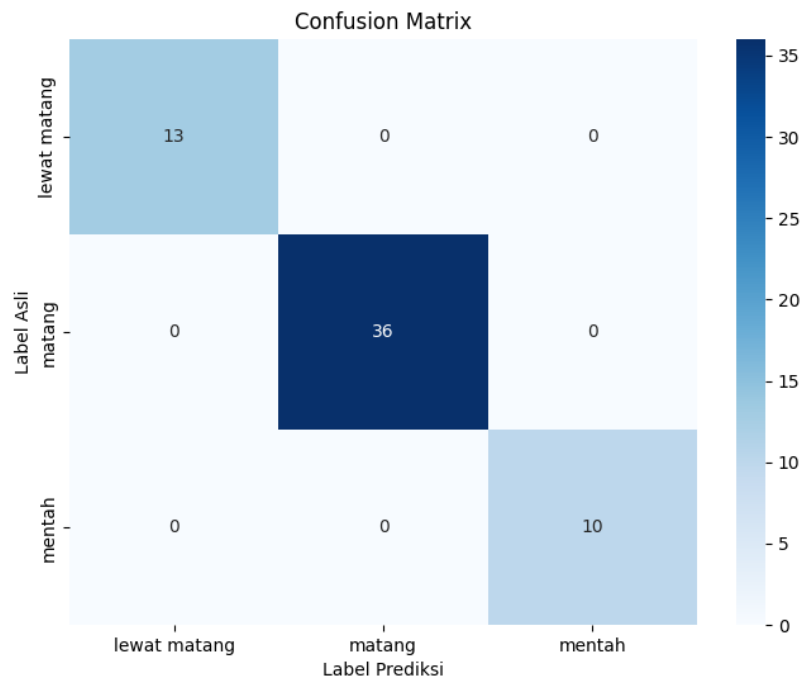
Hasil evaluasi untuk masing-masing kelas adalah:



Gambar 4. 6 Hasil evaluasi

3. Confusion Matrix

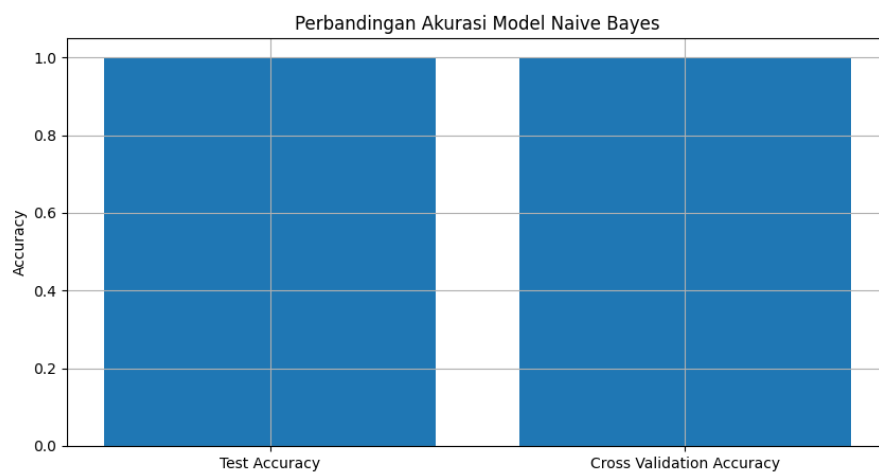
Hasil confusion matrix adalah:



Gambar 4. 7 Confusion Matrix

4. Cross Validation

Mean Accuracy = 1.00 (100%)



Gambar 4. 8 Cross Validation

Hasil evaluasi ini menunjukkan bahwa atribut fisik seperti warna buah, berat tandan, dan jumlah brondolan sangat efektif dalam menentukan tingkat

kematangan TBS. Model Naive Bayes mampu mempelajari pola dari data dengan sangat baik sehingga dapat melakukan klasifikasi secara konsisten dan akurat.

4.7 Analisis Hasil

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model Naive Bayes memperoleh nilai akurasi sebesar 100%. Secara umum, nilai akurasi yang sangat tinggi dalam penelitian klasifikasi dapat dipengaruhi oleh karakteristik dataset yang digunakan.

Dalam penelitian ini, atribut yang digunakan sebagai variabel input, yaitu warna buah, berat tandan, dan jumlah brondolan, memiliki keterkaitan yang sangat kuat terhadap tingkat kematangan Tandan Buah Segar (TBS). Secara operasional di lapangan, indikator tersebut memang digunakan sebagai dasar utama dalam menentukan tingkat kematangan buah sawit. Dengan kata lain, hubungan antara atribut dan kelas bersifat sangat jelas dan konsisten.

Selain itu, data yang digunakan merupakan data primer yang diperoleh dari lingkungan kebun yang relatif homogen, sehingga variasi kondisi antar sampel tidak terlalu tinggi. Proses preprocessing juga memastikan bahwa data yang digunakan bebas dari nilai kosong dan inkonsistensi, sehingga pola antar kelas dapat terbentuk dengan baik.

Kondisi tersebut menyebabkan pemisahan antar kelas (Mentah, Matang, dan Lewat Matang) menjadi sangat tegas, sehingga algoritma Naive Bayes mampu mengenali pola klasifikasi secara optimal tanpa menghasilkan kesalahan prediksi pada data pengujian.

Namun demikian, nilai akurasi sebesar 100% tidak serta-merta menunjukkan bahwa model bersifat sempurna dalam seluruh kondisi. Hasil ini dipengaruhi oleh karakteristik dataset yang terbatas pada lingkungan tertentu serta atribut yang memiliki hubungan langsung terhadap label kelas. Pada kondisi nyata dengan variasi data yang lebih kompleks, performa model dimungkinkan mengalami perubahan.

Dengan demikian, hasil akurasi yang diperoleh dalam penelitian ini menunjukkan bahwa atribut fisik TBS yang digunakan sangat representatif dalam proses klasifikasi tingkat kematangan, sekaligus menegaskan bahwa model Naive Bayes efektif digunakan sebagai alat bantu pengambilan keputusan dalam penilaian kualitas TBS di lingkungan operasional kebun.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan mengenai penerapan algoritma Naive Bayes untuk klasifikasi kualitas Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit berbasis atribut fisik, maka dapat diambil beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Algoritma Naive Bayes dapat diterapkan untuk mengklasifikasikan kualitas TBS kelapa sawit berdasarkan atribut fisik seperti warna buah, berat tandan, dan jumlah brondolan.
2. Sistem berbasis web yang dibangun mampu membantu proses penilaian kualitas TBS di kebun dengan cara mengolah data hasil observasi menjadi informasi klasifikasi tingkat kematangan, yaitu Mentah, Matang, dan Lewat Matang.
3. Hasil evaluasi menggunakan Confusion Matrix menunjukkan bahwa model yang dihasilkan mampu melakukan klasifikasi dengan baik, sehingga dapat digunakan sebagai alat bantu dalam mendukung penilaian kualitas TBS secara lebih objektif dan konsisten.
4. Penerapan sistem klasifikasi ini dapat mengurangi subjektivitas dalam proses penilaian kualitas TBS yang selama ini dilakukan secara manual oleh pekerja panen.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang dapat dijadikan sebagai acuan untuk pengembangan penelitian selanjutnya agar sistem klasifikasi kualitas Tandan Buah Segar (TBS) menjadi lebih optimal dan dapat diterapkan dalam berbagai kondisi di lapangan, yaitu sebagai berikut:

1. Penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan dataset yang lebih besar serta berasal dari berbagai lokasi kebun, sehingga model yang dihasilkan memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik dan mampu merepresentasikan kondisi perkebunan kelapa sawit secara lebih luas.
2. Penambahan atribut lain yang relevan seperti tekstur buah, kondisi tangkai, atau faktor lingkungan panen dapat dipertimbangkan untuk meningkatkan ketelitian model dalam menghadapi variasi kondisi nyata di lapangan.
3. Penelitian selanjutnya dapat melakukan perbandingan antara algoritma Naive Bayes dengan metode klasifikasi lainnya, seperti Decision Tree atau K-Nearest Neighbor, guna mengetahui metode yang paling optimal dalam mengklasifikasikan kualitas TBS.
4. Pengujian sistem secara langsung pada kondisi operasional di lapangan juga perlu dilakukan untuk mengetahui tingkat keandalan model dalam situasi nyata yang memiliki variasi data yang lebih kompleks.
5. Sistem yang telah dibangun dapat dikembangkan lebih lanjut dengan integrasi teknologi berbasis mobile atau sistem pendukung keputusan agar

dapat digunakan secara praktis oleh pekerja panen dalam proses penilaian kualitas TBS secara real-time.


DAFTAR PUSTAKA

- Akbar, A. R. M., Wibowo, A. D., & Santoso, R. (2023). Investigation on the Optimal Harvesting Time of Oil Palm Fruit. *Jurnal Teknik Pertanian Lampung (Journal of Agricultural Engineering)*, 12(2), 524. <https://doi.org/10.23960/jtep-1.v12i2.524-532>
- Bisono, A. T., & Zulherry, A. (2025). Analisis Sentimen Game Genshin Impact untuk Mengetahui Reaksi dan Harapan Pemain Menggunakan Metode Naïve Bayes. *Sudo Jurnal Teknik Informatika*, 4(2), 183–193. <https://doi.org/10.56211/sudo.v4i2.1131>
- Deswita Indriani, D. S., Saputra, K. S., Iskandar Al Idrus, S., & Perdana, A. (2025). Identification of Palm Oil Fresh Fruit Bunches Worth Selling with K-Nearest Neighbors Algorithm. *Journal of Information and Technology Accredited Sinta*, 4.
- Dongoran, D., & Sari, I. P. (2025). Implementasi Klasifikasi Data Tracer Study Pada Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara Dengan Pemanfaatan Data Mining Menggunakan Kombinasi Algoritma Support Vector Machine dan Neural Network. *Hello World Jurnal Ilmu Komputer*, 4(1), 12–24. <https://doi.org/10.56211/helloworld.v4i1.619>
- Efendi, R., Faurina, R., & Hamimmah, T. S. (2023). Implementasi Metode Naïve Bayes Pada Penentuan Mutu CPO (Crude Palm Oil). *JSAI: Journal Scientific and Applied Informatics*, 06(03). <https://doi.org/10.36085>
- Eka Sari, W., Franz, A., Sugiartawan, P., Teknologi Rekayasa Komputer, P., Teknologi Informasi, J., Negeri Samarinda Jl Ciptomangunkusumo, P., Teknologi Rekayasa Perangkat Lunak, P., Teknik dan Informasi, J., Negeri Samarinda Jl Samratulangi, P., & Kunci, K. (n.d.). *Deteksi Tingkat Kematangan Tandan Buah Segar Kelapa Sawit Dengan Algoritme K-Means*. Retrieved <https://doi.org/10.31598>
- Indah Kurniawati, Fibi Eko Putra, & Asep Muhidin. (2024). *Klasifikasi Perpanjangan Kontrak Karyawan pada PT Milpo Menggunakan Algoritma Naive bayes*.
- Khoirunnisa, N., Ma'ruf Nugroho, I., Muhyidin, Y., Informasi, S., Informatika, T., Informatika, M., Subang, P. N., Tinggi, S., & Wastukencana, T. (2022). Ciptaan disebarluaskan di bawah Lisensi Creative Commons Atribusi 4.0 Internasional. PENERAPAN DATA MINING DENGAN METODE NAÏVE BAYES UNTUK MEMPREDIKSI CALON TERJAMIN POTENSIAL (Studi Kasus PT XYZ). *Journal of Information System, Applied, Management, Accounting and Research. Issue Period*, 6(1), 149–161. <https://doi.org/10.52362/jisamar.v6i1.684>

- Latifurrahman, A., Imilda, & Salam, A. (2023). Sistem Informasi Akademik menggunakan PHP dan MySQL pada Sekolah Tinggi Manajemen Informatika Komputer (STMIK) Indonesia Banda Aceh. *Jurnal Sistem Komputer (SISKOM)*, 3(2), 74–83. <https://doi.org/10.35870/siskom.v3i2.796>
- Liskawati Turnip, P., Ramadhan, M., Kustini, R., Kunci, K., Metode, :, Shafer, D., Pakar, S., Durian, T., & Metode, K. : (2021). SISTEM PAKAR MENDIAGNOSA PENYAKIT PADA TANAMAN DURIO ZIBETHINUS (DURIAN) MENGGUNAKAN METODE DEMPSTER SHAFER. *Jurnal CyberTech*, 4(2). <https://ojs.trigunadharma.ac.id/>
- M Hikmal Maulana. (2024). *Python Bahasa Pemograman Yang Ramah Bagi Pemula*.
- Muhathir. (2023). Performance Comparison of Boosting Algorithms in Spices Classification Using Histogram of Oriented Gradient Feature Extraction. *Journal of Computer Science, Information Technology and Telecommunication Engineering*, 4(1). <https://doi.org/10.30596/jcositte.v4i1.13710>
- Murphy, D. J., Goggin, K., & Paterson, R. R. M. (2021). Oil palm in the 2020s and beyond: challenges and solutions. In *CABI Agriculture and Bioscience* (Vol. 2, Number 1). BioMed Central Ltd. <https://doi.org/10.1186/s43170-021-00058-3>
- Nakhipova, V., Kerimbekov, Y., Umarova, Z., Suleimenova, L., Botayeva, S., Ibashova, A., & Zhumatayev, N. (2024). Use of the Naive Bayes Classifier Algorithm in Machine Learning for Student Performance Prediction. *International Journal of Information and Education Technology*, 14(1), 92–98. <https://doi.org/10.18178/ijiet.2024.14.1.2028>
- Nurhasanah, D., Ayu Lestari, D., Simatupang, S., Informasi, S., & Royal Kisaran, S. (2023). PEMILIHAN KUALITAS PRODUK KELAPA SAWIT MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES DI LABUHANBATU SELATAN. *Jurnal Teknologi Komputer Dan Sistem Informasi Februari, 2023*(1), 24–31. <http://jurnal.goretanpena.com/index.php/teknisi>
- Puspitasari, N., Rosmasari, R., Pratama, F. W., & Sulastri, H. (2022). Quality Classification of Palm Oil Varieties Using Naive Bayes Classifier. *Digital Zone: Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 13(1), 11–23. <https://doi.org/10.31849/digitalzone.v13i1.9773>
- Ragil Kurniawan. (2024). *Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Sawit Berdasarkan Ekstraksi Fitur RGB dan GLCM Menggunakan Algoritma K-NN*. (Vol. 22 No. 4 (2023): Jurnal Ilmiah Komputasi : Vol. 22 No 4, Desember 2023).
- Rizky, F., Syahra, Y., & Mariami, I. (2019). *Implementasi Data Mining Untuk Memprediksi Target Pemakaian Stok Barang Menggunakan Metode Regresi Linier Berganda*. 18(SAINTIKOM), 167–175.

- Simbolon, A. I. A., & Riza, F. (2024). Analisis Kepuasan Pengguna Aplikasi Umsu Academy Menggunakan Metode Naïve Bayes. *Portal Riset Dan Inovasi Sistem Perangkat Lunak*, 3(3), 198–211. <https://doi.org/10.59696/prinsip.v3i3.183>
- Siska Narulita, Ahmad Nugroho, & M. Zakki Abdillah. (2024a). Diagram Unified Modelling Language (UML) untuk Perancangan Sistem Informasi Manajemen Penelitian dan Pengabdian Masyarakat (SIMLITABMAS). *Bridge: Jurnal Publikasi Sistem Informasi Dan Telekomunikasi*, 2(3), 244–256. <https://doi.org/10.62951/bridge.v2i3.174>
- Siska Narulita, Ahmad Nugroho, & M. Zakki Abdillah. (2024b). Diagram Unified Modelling Language (UML) untuk Perancangan Sistem Informasi Manajemen Penelitian dan Pengabdian Masyarakat (SIMLITABMAS). *Bridge: Jurnal Publikasi Sistem Informasi Dan Telekomunikasi*, 2(3), 244–256. <https://doi.org/10.62951/bridge.v2i3.174>
- Susanti, R., Said Ramadhan, D., Pangestu Arwi, P., & Siregar, M. (2023). Analisis Oil Losses Pada Stasiun Perebusan Produksi Crude Palm Oil (CPO) Menggunakan Metode Statistical Process Control (SPC). *Jurnal Teknologi Dan Manajemen Industri Terapan (JTMIT)*, 2(2), 98–110.
- Weka Milenia, S., Setiaji, P., & Triyanto, W. A. (2025). *Design of Face Recognition Attendance System with Unified Modeling Language Method at SMPN 1 Sumber*. <https://doi.org/10.24176/insytech.v2i1>
- Widaningsih, S., Suheri, A., & Fauziyana, T. T. (2024). Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma K- Nearest Neighbor untuk Penentuan Penerimaan Proposal Hibah. *Jurnal Media Teknik Dan Sistem Industri*, 8(1), 9. <https://doi.org/10.35194/jmtsi.v8i1.2696>
- Zulkarnain, J., Kusriani, & Hidayat, T. (2023). Klasifikasi Tingkat Kematangan Tandan Buah Segar Kelapa Sawit Menggunakan Pendekatan Deep Learning. *JST (Jurnal Sains Dan Teknologi)*, 12(3). <https://doi.org/10.23887/jstundiksha.v12i3.59140>
- Zulkarnain, J., Kusriani, & Hidayat, T. (2024a). Klasifikasi Tingkat Kematangan Tandan Buah Segar Kelapa Sawit Menggunakan Pendekatan Deep Learning. *JST (Jurnal Sains Dan Teknologi)*, 12(3). <https://doi.org/10.23887/jstundiksha.v12i3.59140>
- Zulkarnain, J., Kusriani, & Hidayat, T. (2024b). Klasifikasi Tingkat Kematangan Tandan Buah Segar Kelapa Sawit Menggunakan Pendekatan Deep Learning. *JST (Jurnal Sains Dan Teknologi)*, 12(3). <https://doi.org/10.23887/jstundiksha.v12i3.59140>

LAMPIRAN

**UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA**
Unggul | Cerdas | Terpercaya

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

UMSU Terakreditasi Unggul Berdasarkan Keputusan Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi No. 174/SK/BAN-PT/AK Ppy/PT/18/2024
Pusat Administrasi: Jalan Mukhtar Basri No. 3 Medan 20238 Telp. (061) 6622400 - 66224567 Fax. (061) 6625474 - 6631003





<http://fakom.umsumed.ac.id> fas@umsumed.ac.id [umsumedan](#) [umsumedan](#) [umsumedan](#) [umsumedan](#)

FORMULIR PERBAIKAN UJIAN SKRIPSI

Pada hari ini, Jumat 13 Maret 2026 telah dilaksanakan Ujian Skripsi bagi mahasiswa Fakultas Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara. Sbb:

Nama Mahasiswa : Adetya Sahputra
NPM : 2209010152
Program Studi : Sistem Informasi
Judul Proposal : Penerapan Data Mining Untuk Klasifikasi Kualitas Tandan Buah Segar (TBS) Kelapa Sawit Menggunakan Algoritma Naïve Bayes

Materi/Point yang Diperbaiki :

		Paraf
Yoshida Sary, S.Kom., M.Kom	masukkan pengertian naive bayes didalam skripsi.	
Yohanni Syahra, S.Si.,M.Kom.	Perbaiki halaman VIII	
Dr. Al-Khowarizmi, M.Kom.		

Berita acara ini ditandatangani setelah skripsi diperbaiki sesuai petunjuk/arahan dari Pembimbing dan Penguji/Pembahas.

skripsicekturnitin

ORIGINALITY REPORT

7%	8%	3%	5%
SIMILARITY INDEX	INTERNET SOURCES	PUBLICATIONS	STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	www.jurnal.unsyiah.ac.id Internet Source	1%
2	jurnal.ulb.ac.id Internet Source	1%
3	repository.usni.ac.id Internet Source	1%
4	repository.dinamika.ac.id Internet Source	1%
5	Submitted to Universitas Tarumanagara Student Paper	1%
6	semnas.iti.ac.id Internet Source	1%
7	eprints.upj.ac.id Internet Source	1%
8	Paulina Gorat Frans, Frans Steven Pakpahan, Sardo Pardingotan Sipayung. "Analisis Sentimen Opini Warga X terhadap Banjir di Sumatera Menggunakan Naive Bayes", Jurnal Dinamika Informatika, 2026 Publication	1%
9	repository.umsu.ac.id Internet Source	1%

10

Submitted to Universitas Islam Riau
Student Paper

1%

Exclude quotes On
Exclude bibliography On

Exclude matches < 1%

Jurnal ICT : Information and Communication Technologies

Home Current Archives About

adetya

Current Issue

Vol. 17 No. 1 (2026): April, Jurnal ICT : Information and Communication Technologies

Published: 2026-05-11

Articles

Application of the Analytical Hierarchy Process and GIS in a Decision Support System for Determining the Location of the Final Disposal Site (FDS) for the City of Medan in Deli Serdang Regency
Arya Danu Hartono, Mahardika Abdi Prawira Tanjung 64-74
Download PDF

An Evaluation Of Project Manager Performance In The Success Of Agile Scrum-Based Application Development Projects
Decky Permana, Diki Wahyu Nugraha, Debi Irawan 1-8
Download PDF

QUICK MENU

- Editorial Team
- Reviewer
- Peer Review Process
- Author Guideline
- Focus & Scope
- Online Submission
- Pulication Ethics
- Journal Fee
- Copyright Notice
- Visitor
- Indexing & Abstrack

TEMPLATE

Jurnal ICT : Information and Communication Technologies

Kembali ke Naskah Masuk

324 / / Application of Data Mining for Classification of Fresh Fruit Bunches (FFB) Quality of Oil Palm Using Naive Bayes Algorithm Pustaka

Alur Kerja Publikasi

Naskah Ulasan Copyediting Produksi

File Naskah Cari

1797 Jurnal_MIRTE_Adetya_2.docx May 8, 2026

Unduh Semua File

Diskusi Prareview Tambahkan diskusi

Nama	Dari	Jawaban Lalu	Jawaban	Ditutup
Tidak Ada Item				

Jurnal ICT : Information and Communication Technologies

Naskah Masuk

Antrianku 1 Arsip Bantuan

Penugasan Cari Filter Naskah Baru

324 - Application of Data Mining for Classification of Fresh Fruit Bunches (FFB) Quality of Oil Palm Using N... Naskah Lihat



UMSU
Unggul | Cerdas | Terpercaya

UMSU menghormati semua orang agar dapat berprestasi
sungguh dan tangguh.

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://fkti.umssu.ac.id> fkti@umssu.ac.id [umsu.medan](#) [umsu.medan](#) [umsu.medan](#) [umsu.medan](#)

Berita Acara Pembimbingan Proposal

Nama Mahasiswa : Adetya Sahputra
NPM : 2209010152
Program Studi : Sistem Informasi
Nama Dosen Pembimbing : Dr. Al-Khowarizmi, S.Kom., M.Kom
Judul Penelitian : PENERAPAN DATA MINING UNTUK KLASIFIKASI KUALITAS
TANDAN BUAH SEGAR (TBS) KELAPA SAWIT MENGGUNAKAN ALGORITMA NAïVE
BAYES

Tanggal Bimbingan	Hasil Evaluasi	Paraf Dosen
3/12/2025	BAB 1 dan BAB 2, 3	
15/12/2025	BAB 1 dan BAB 2, 3	
26/12/2025	BAB 1 dan BAB 2, 3	
27/12/2025	ACC Scarpno	
2/2/2026	BAB 4 dan 5	
13/2/2026	BAB 4 dan 5	
4/3/2026	BAB 4 dan 5	
5/3/2026	ACC Selanj	

Medan, Maret 2026

Diketahui oleh :
Ketua Program Studi

(Mahardika Abdi Prawira Tanjung, M.Kom)

Disetujui oleh :
Dosen Pembimbing

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

