

**PENERAPAN ALGORITMA NAÏVE BAYES UNTUK  
KLASIFIKASI SENTIMEN KEPUASAN MAHASISWA  
TERHADAP LAYANAN SISTEM DAN TEKNOLOGI  
INFORMASI UMSU**

**SKRIPSI**

**DISUSUN OLEH**

**ARICHA OLMI HASIBUAN**

**NPM. 2209010066**



**UMSU**

Unggul | Cerdas | Terpercaya

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

**MEDAN**

**2026**

**PENERAPAN ALGORITMA NAÏVE BAYES UNTUK  
KLASIFIKASI SENTIMEN KEPUASAN MAHASISWA  
TERHADAP LAYANAN SISTEM DAN TEKNOLOGI  
INFORMASI UMSU**

**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**

**ARICHA OLMI HASIBUAN**

**NPM. 2209010066**

**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI  
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA  
MEDAN  
2026**

## LEMBAR PENGESAHAN

Judul Skripsi : PENERAPAN ALGORITMA NAÏVE BAYES UNTUK  
KLASIFIKASI SENTIMEN KEPUASAN  
MAHASISWA TERHADAP LAYANAN SISTEM DAN  
TEKNOLOGI INFORMASI UMSU

Nama Mahasiswa : ARICHA OLMI HASIBUAN

NPM : 2209010066

Program Studi : SISTEM INFORMASI

Menyetujui  
Komisi Pembimbing



(Yoshida Sarv, S.E., S.Kom., M.Kom)  
NIDN. 0105067603

Ketua Program Studi



(Mahardika Abdi Prawira Tanjung,  
S.Kom, M.Kom)  
NIDN. 0117088902

Dekan



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

## PERNYATAAN ORISINALITAS

### PENERAPAN ALGORITMA NAÏVE BAYES UNTUK KLASIFIKASI SENTIMEN KEPUASAN MAHASISWA TERHADAP LAYANAN SISTEM DAN TEKNOLOGI INFORMASI UMSU

#### SKRIPSI

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

Medan, 10 Maret 2026

Yang membuat pernyataan



Aricha Olmi Hasibuan

NPM. 2209010066

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

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

Nama : Aricha Olmi Hasibuan  
NPM : 2209010066  
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 ALGORITMA NAÏVE BAYES UNTUK KLASIFIKASI  
SENTIMEN KEPUASAN MAHASISWA TERHADAP LAYANAN SISTEM  
DAN TEKNOLOGI INFORMASI UMSU**

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, 10 Maret 2026

Yang membuat pernyataan

  
Aricha Olmi Hasibuan  
NPM. 2209010066

## RIWAYAT HIDUP

### DATA PRIBADI

Nama Lengkap : Aricha Olmi Hasibuan  
Tempat dan Tanggal Lahir : Medan, 24 Agustus 2004  
Alamat Rumah : Jl. Jala IX, Link. 4, Kec. Medan Marelan  
Telepon/Faks/HP : 089509689732  
E-mail : arichahsb0804@gmail.com  
Instansi Tempat Kerja : -  
Alamat Kantor : -

### DATA PENDIDIKAN

SD	: SD NEGERI 060955	TAMAT: 2016
SMP	: SMP NEGERI 20 MEDAN	TAMAT: 2019
SMA	: SMAN 16 MEDAN	TAMAT: 2022

## KATA PENGANTAR



Alhamdulillah rabbil'alamin, segala puji dan syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat, karunia, dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan judul “ Penerapan Algoritma *Naïve Bayes*. untuk Klasifikasi Sentimen Kepuasan Mahasiswa Terhadap Layanan Sistem dan Teknologi Informasi UMSU”. Skripsi ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer pada Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi (FIKTI), Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara (UMSU), Medan.

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

1. Bapak Prof. Dr. Akrim, M.Pd., Rektor Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara (UMSU)
2. Bapak Dr. Al-Khowarizmi, S.Kom., M.Kom., Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi (FIKTI) UMSU.
3. Ibu Dr. Firaahmi Rizky, S.Kom., M.Kom., Wakil Dekan I Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi (FIKTI) UMSU.
4. Bapak Mhd. Basri, S.Si, M.Kom., Wakil Dekan III Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi (FIKTI) UMSU.
5. Bapak Mahardika Abdi Prawira Tanjung, S.Kom, M.Kom selaku Ketua Program Studi Sistem Informasi.
6. Bapak Mulkan Azhari, S.Kom, M.Kom selaku Sekretaris Program Studi Sistem Informasi.
7. Pembimbing sekaligus mentor penelitian saya yaitu Ibu Yoshida Sary, S.E., S.Kom., M.Kom. Penulis menyampaikan rasa terima kasih yang tulus atas segala bimbingan, arahan, serta masukan yang sangat berarti selama proses penyusunan skripsi ini. Dedikasi, kesabaran, dan waktu yang telah diberikan

menjadi bekal berharga bagi penulis dalam menyelesaikan penelitian ini dengan sebaik baiknya.

8. Teruntuk cinta pertama dan panutanku, Papa Ariadi Hasibuan, S.T., tercinta. Papa adalah sosok yang senantiasa mendorong anak perempuannya untuk terus berkembang, melangkah maju, dan berani meraih cita-cita. Terima kasih atas setiap tetes keringat, jatuh bangun, pengorbanan, kerja keras dan berjuang tanpa lelah yang Papa curahkan demi memberikan yang terbaik bagi penulis. Terima kasih karena selalu mengusahakan segala kebutuhan penulis, mendidik, membimbing, memberikan dukungan, motivasi, serta hadir di setiap waktu, terutama saat penulis kehilangan arah. Terima kasih pula atas doa-doa yang tidak pernah putus dalam keadaan apa pun, sehingga penulis mampu bertahan dan terus melangkah, setapak demi setapak, dalam meraih mimpi di masa depan. Terima kasih atas kasih sayang dan pengorbanan yang tiada henti, serta karena Papa tidak pernah membatasi putrinya untuk menjadi siapa pun dan bermimpi seliar-liarnya. Ada satu kalimat Papa yang selalu teringat oleh penulis, yaitu, *“Mau sestres atau sesibuk apa pun, tetap harus makan dan salat ya, Kak.”*
9. Teruntuk pintu surgaku, Mama Rumiati tersayang. Mama bukan hanya seorang ibu, tetapi juga sahabat, guru, dan cahaya dalam setiap langkah hidup penulis. Dari tangan Mama yang lembut, penulis belajar arti ketulusan. Dari doa-doanya yang tak pernah putus, penulis mengenal cinta sejati yang tulus tanpa syarat. Di setiap lelah dan jatuh penulis, Mama selalu menjadi rumah yang paling pertama menerima dan menguatkan. Untuk menggambarkan sosok Mama, rasanya tidak akan pernah cukup hanya dengan satu skripsi ini; bahkan seribu halaman pun tidak akan mampu menampung besarnya kasih sayang dan pengorbanan beliau. Mama memang tidak menempuh pendidikan hingga perguruan tinggi, tetapi dengan tekad yang kuat, kerja keras, serta doa yang tiada henti, beliau mampu mengantarkan anaknya menjadi seorang sarjana. Mama selalu khawatir ketika penulis ingin terbang terlalu jauh, bukan karena tidak mendukung, melainkan karena besarnya rasa sayang dan ketidaksanggupan hatinya untuk berjarak dari putrinya.

10. Teruntuk saudara perempuan penulis, Adik Aaira Shabrina Hasibuan. Perhatian dan dukungan tulus yang diberikan telah menjadi sumber kekuatan bagi penulis hingga mampu menyelesaikan karya ini. Kasih sayang sederhana yang adik berikan mengajarkan penulis arti kebersamaan, ketulusan, dan dukungan tanpa pamrih. Kehadiran adik dalam hidup penulis menjadi warna tersendiri yang menghadirkan kehangatan di tengah lelahnya perjalanan ini. Terima kasih karena, dengan cara yang sederhana namun begitu berarti, adik selalu mampu menghadirkan semangat dan mengingatkan penulis bahwa perjuangan ini tidak dijalani seorang diri.
11. Teruntuk sahabat terkasih penulis, Zulfa Nabilah Rangkuti. Terima kasih karena selalu ada, selalu bersedia ketika penulis mengajak bermain atau sekadar bertemu untuk menghabiskan waktu bersama. Di tengah banyak hal yang datang dan pergi, kamu menjadi salah satu orang yang kehadirannya selalu terasa tulus dan menyenangkan. Terima kasih karena telah menjadi manusia pertama yang memberikan bunga kepada penulis, sebuah hal sederhana tetapi begitu membekas dan berharga. Persahabatan kita selalu terasa istimewa dengan *love language* yang terjalin melalui *receiving gifts*, *quality time*, dan *act of bullying* yang justru penuh kehangatan. Penulis berharap, sejauh apa pun langkah membawa kita nanti, semoga semesta tetap menjaga persahabatan ini, sebab kehilangan banyak hal mungkin bisa biasa, tetapi kehilangan sahabat sepertimu pasti akan meninggalkan ruang yang tidak mudah digantikan.
12. Teruntuk sahabat penulis, Nadia Pratiwi dan M. Bagus Nurcahyo, yang telah hadir menemani penulis dalam berbagai proses perjalanan ini. Terima kasih karena tidak selalu hadir dalam bentuk bantuan menyelesaikan pekerjaan, tetapi dalam bentuk kehadiran yang menyenangkan, langkah yang setia menemani ke sana kemari, serta telinga yang sabar mendengarkan setiap keluh kesah penulis. Di tengah lelah, bingung, dan berbagai tekanan selama penyusunan karya ini, kehadiranmu menjadi ruang pulang yang sederhana namun sangat berarti. Terima kasih karena telah menjadi tempat bercerita, berbagi tawa, dan menguatkan penulis dengan cara-cara kecil yang tidak pernah penulis lupakan. Semoga persahabatan yang terjalin di

antara kita senantiasa langgeng, tetap hangat, dan terus bertumbuh dalam kebaikan, hingga kelak waktu tidak mampu menghapus semua kenangan serta kebersamaan yang telah kita lalui bersama.

13. Teruntuk teman-teman terkasih dan seluruh pihak yang telah membantu penulis, penulis menyampaikan terima kasih yang sebesar-besarnya atas segala kebaikan, perhatian, dan dukungan yang diberikan selama proses penyusunan skripsi ini. Terima kasih kepada teman-teman yang dengan tulus telah meluangkan waktu untuk mengisi kuesioner penulis dengan penuh kesungguhan, sehingga memberikan kontribusi yang sangat berarti bagi kelancaran penelitian ini. Terima kasih pula kepada teman-teman yang tanpa diminta rela memberikan berbagai bentuk perhatian, hadiah, dan kebaikan kecil yang begitu membekas di hati penulis. Lebih dari itu, penulis juga sangat bersyukur atas setiap dukungan, doa, dan *words of affirmation* yang diberikan, melalui kalimat-kalimat sederhana namun begitu menguatkan, seperti “Semangat Kak Aricha, lancar terus sampai hari H,” “Kak kapan sempro?”, “Kak, aku akan selalu menjadi #1 pengisi surveymu, kalau butuh pakai akun lain bilang aja ya, Kak Ca,” serta “Kak Ca harus terus jadi keren ya, Kak!” dan banyak ungkapan tulus lainnya yang telah membuat penulis merasa dihargai, dikuatkan, dan tidak berjalan sendirian. Segala bentuk perhatian tersebut menjadi kenangan yang sangat berarti dan akan selalu penulis simpan dengan penuh rasa syukur.
14. Semua pihak yang terlibat secara langsung maupun tidak langsung yang tidak dapat penulis ucapkan satu-persatu yang telah membantu dalam penyelesaian skripsi ini.

PENERAPAN ALGORITMA NAÏVE BAYES UNTUK KLASIFIKASI  
SENTIMEN KEPUASAN MAHASISWA TERHADAP LAYANAN SISTEM  
DAN TEKNOLOGI INFORMASI UMSU

**ABSTRAK**

Perkembangan sistem dan teknologi informasi di perguruan tinggi menuntut evaluasi layanan yang cepat, objektif, dan terukur. Di UMSU, layanan tersebut dikelola oleh BSTI dan digunakan secara intensif oleh mahasiswa, sehingga umpan balik mahasiswa menjadi sumber penting untuk peningkatan kualitas layanan. Namun, komentar terbuka pada kuesioner bersifat tidak terstruktur sehingga analisis manual cenderung memakan waktu dan berisiko tidak konsisten. Penelitian ini bertujuan menerapkan algoritma *Multinomial Naïve Bayes* untuk mengklasifikasikan sentimen kepuasan mahasiswa terhadap layanan sistem dan teknologi informasi UMSU ke dalam tiga kelas, yaitu positif, netral, dan negatif. Data diperoleh dari tanggapan tertulis mahasiswa melalui *Google Forms* dengan sampel minimum 377 responden menggunakan stratified proportionate sampling. Tahapan penelitian meliputi pelabelan manual, *preprocessing* teks, ekstraksi fitur TF-IDF, dan klasifikasi sentimen. Evaluasi model menggunakan train-*test* split 80:20 dengan metrik akurasi, presisi, *recall*, *F1-score*, dan *Confusion Matrix*. Hasil penelitian ini berupa sistem sederhana yang mampu mengelola data umpan balik, mengklasifikasikan sentimen, dan menyajikan hasil dalam bentuk *Dashboard* ringkas sebagai dasar evaluasi layanan BSTI UMSU.

Kata Kunci: analisis *sentiment*; *Naïve Bayes*; TF-IDF; kepuasan mahasiswa; layanan teknologi informasi; BSTI UMSU.

APPLICATION OF NAÏVE BAYES ALGORITHM FOR SENTIMENT  
CLASSIFICATION OF STUDENT SATISFACTION TOWARD  
INFORMATION SYSTEMS AND TECHNOLOGY  
SERVICES AT UMSU

**ABSTRACT**

The development of information systems and technology in higher education requires service evaluation that is fast, objective, and measurable. At UMSU, these services are managed by BSTI and are intensively used by students, making student feedback an important source for service quality improvement. However, open-ended questionnaire responses are unstructured, so manual analysis tends to be time-consuming and may lead to inconsistent interpretations. This study aims to apply the Multinomial Naïve Bayes algorithm to classify student satisfaction sentiment toward information systems and technology services at UMSU into three categories: positive, neutral, and Negative. The data were collected from students' written responses through Google Forms, with a minimum sample of 377 respondents selected using stratified proportionate sampling. The research stages include manual Labeling, text preprocessing, TF-IDF feature extraction, and sentiment classification. The model is evaluated using an 80:20 stratified train-test split with accuracy, precision, recall, F1-score, and Confusion Matrix as evaluation metrics. The output of this study is a simple system capable of managing feedback data, classifying sentiment, and presenting the results in a concise Dashboard as a basis for evaluating BSTI UMSU services.

Keywords: sentiment analysis; Naïve Bayes; TF-IDF; student satisfaction; information technology services; BSTI UMSU.

## DAFTAR ISI

<b>LEMBAR PENGESAHAN</b> .....	<b>i</b>
<b>PERNYATAAN ORISINALITAS</b> .....	<b>ii</b>
<b>PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI</b> .....	<b>iii</b>
<b>RIWAYAT HIDUP</b> .....	<b>iv</b>
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	<b>v</b>
<b>ABSTRAK</b> .....	<b>ix</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>x</b>
<b>DAFTAR ISI</b> .....	<b>xi</b>
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	<b>xiii</b>
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	<b>xiv</b>
<b>BAB I PENDAHULUAN</b> .....	<b>1</b>
1.1. Latar Belakang Masalah.....	1
1.2. Rumusan Masalah .....	3
1.3. Batasan Masalah .....	4
1.4. Tujuan Penelitian .....	6
1.5. Manfaat Penelitian.....	6
<b>BAB II LANDASAN TEORI</b> .....	<b>8</b>
2.1. BSTI UMSU .....	8
2.2. Pengguna dan Evaluasi Layanan TI .....	8
2.3. Kuesioner dan Data Umpan Balik Teks.....	9
2.4. Text mining dan Natural Language <i>Processing</i> .....	9
2.5. Analisis Sentimen.....	10
2.6. Pelabelan Sentimen .....	10
2.7. Text <i>preprocessing</i> .....	11
2.8. Ekstraksi Fitur TF-IDF.....	11
2.9. Algoritma <i>Naïve Bayes</i> .....	12
2.10. Evaluasi Kinerja Model Klasifikasi.....	13
2.11. Konsep <i>Dashboard</i> dan Penyajian Hasil .....	14
2.12. Penelitian terdahulu.....	14
<b>BAB III ANALISA DAN PERANCANGAN SISTEM</b> .....	<b>18</b>
3.1. Analisis Permasalahan.....	18
3.1.1. Sumber Data dan Teknik Pengumpulan Data.....	18
3.1.2. Teknik Penentuan Sampel.....	19
3.1.3. Perancangan Kuesioner.....	22
3.2. Algoritma Sistem .....	26
3.2.1. Alur Sistem Klasifikasi Sentimen .....	26

3.2.2.	Text <i>preprocessing</i> .....	28
3.2.3.	Pembobotan Fitur TF-IDF.....	29
3.2.4.	Klasifikasi <i>Multinomial Naïve Bayes</i> . ....	30
3.2.5.	Evaluasi Model.....	32
3.3.	Pemodelan dan Perancangan Sistem .....	34
3.3.1.	Arsitektur Sistem .....	34
3.3.2.	Pemodelan UML.....	34
3.3.3.	Perancangan Basis Data.....	38
3.3.4.	Perancangan Antarmuka (User Interface).....	40
3.3.5.	Tools dan Teknologi yang Digunakan.....	43
<b>BAB IV IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM.....</b>		<b>45</b>
4.1.	Kebutuhan Sistem.....	45
4.1.1.	Sumber dan Perolehan Data.....	45
4.1.2.	Bentuk Data Mentah ( <i>Raw Data</i> ).....	46
4.1.3.	Pembentukan Data Dokumen Komentar .....	47
4.1.4.	Atribut Data yang Dibutuhkan untuk Pemrosesan .....	48
4.2.	Implementasi Sistem .....	48
4.2.1.	Arsitektur Sistem .....	49
4.2.2.	Implementasi Modul Pengolahan Data .....	49
4.2.3.	Implementasi Modul <i>Labeling</i> Manual .....	51
4.2.4.	Implementasi <i>Preprocessing</i> Teks .....	52
4.2.5.	Implementasi Basis Data.....	56
4.2.6.	Implementasi Ekstraksi Fitur (TF-IDF).....	59
4.2.7.	Implementasi Klasifikasi ( <i>Naïve Bayes</i> .).....	61
4.2.8.	Implementasi tampilan <i>system</i> (UI).....	64
4.2.9.	Implementasi <i>Output</i> .....	66
4.3.	Pengujian Sistem.....	67
4.3.1.	Skenario Pengujian .....	68
4.3.2.	Pengujian Fungsional ( <i>Black-box</i> ) .....	69
4.3.3.	Pengujian Validasi Data.....	76
4.3.4.	Pengujian Kinerja Model ( <i>Naïve Bayes</i> .) .....	77
4.3.5.	Pengujian <i>Output</i> Laporan ( <i>Export</i> ) .....	78
<b>BAB V PENUTUP.....</b>		<b>80</b>
5.1.	Kesimpulan.....	80
5.2.	Saran .....	81
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>		<b>83</b>

## DAFTAR TABEL

Tabel 2.1. Penelitian Terdahulu .....	14
Tabel 3.1. Perancangan Kuesioner .....	22
Tabel 4.1. Atribut <i>Dataset</i> Yang Digunakan Dalam Penelitian .....	49
Tabel 4.2. Ringkasan Proses Modul Pengolahan Data .....	52
Tabel 4.3. Pedoman Pelabelan Sentimen.....	53
Tabel 4.4. Tabel Distribusi Label <i>Sentiment</i> (Non-Empty) .....	55
Tabel 4.5. Ringkasan Hasil Case Folding Dan Cleaning.....	55
Tabel 4.6. Ringkasan Hasil Tokenizing.....	56
Tabel 4.7. Ringkasan Hasil <i>Stopword Removal</i> dan Stemming .....	56
Tabel 4.8. Pemetaan Tabel Basis Data Terhadap File Csv.....	60
Tabel 4.9. Parameter Tf-Idf .....	61
Tabel 4.10. <i>Classification_report</i> .....	64
Tabel 4.11. Parameter <i>Multinomial Naïve Bayes</i> . .....	65
Tabel 4.12. Skenario Pengujian Sistem.....	69
Tabel 4.13. Pengujian Fungsional ( <i>Black-box</i> ).....	70
Tabel 4.14. Hasil Pengujian <i>Output</i> Laporan .....	80

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Alur Sistem Klasifikasi Sentimen .....	27
Gambar 3.2 Use Case Diagram .....	36
Gambar 3.3 Activity Diagram .....	37
Gambar 3.4 Sequence Diagram.....	38
Gambar 3.5 Erd Sistem Klasifikasi Sentimen .....	40
Gambar 3.6 Rancangan Halaman <i>Import</i> Data.....	41
Gambar 3.7 Rancangan Halaman <i>Labeling</i> Data .....	42
Gambar 3.8 Rancangan Halaman <i>Training</i> Dan Evaluasi.....	42
Gambar 3.9 Rancangan Halaman <i>Dashboard</i> Sentimen .....	43
Gambar 3.10 Rancangan Haaman <i>Export</i> .....	43
Gambar 4.1 Respon Dari Google Forms .....	47
Gambar 4.2 Hasil Jawaban Diekspor Dalam Format Csv .....	48
Gambar 4.3 <i>Dataset</i> Format <i>Long</i> (1 Baris = 1 Komentar).....	49
Gambar 4.4 Diagram Arsitektur <i>Input-Process-Output</i> .....	50
Gambar 4.5 <i>Dataset</i> Hasil Transformasi <i>Wide</i> → <i>Long</i> + <i>Id_Respon</i> .....	52
Gambar 4.6 <i>Dataset</i> Berlabel .....	53
Gambar 4.7 <i>Output</i> Terminal Saat <i>Preprocessing</i> .....	54
Gambar 4.8 Struktur <i>Folder</i> Data.....	58
Gambar 4.9 Database Struktur Pada Db <i>Browser</i> For <i>Sqlite</i> .....	58
Gambar 4.10 <i>Browse</i> Data Pada Tabel <i>Tbl_Preprocessing</i> .....	59
Gambar 4.11 Terminal <i>Output</i> Tf-IDF.....	61
Gambar 4.12 <i>Confusion Matrix</i> .....	63

Gambar 4.13 <i>Localhost Dashboard</i> ( <a href="https://localhost:8501">https://localhost:8501</a> ) .....	67
Gambar 4.14 <i>Output File</i> Berupa Laporan_Sentimen.Xlsx .....	68
Gambar 4.15 <i>Output Sistem</i> .....	68
Gambar 4.16 Pengujian Fitur <i>Import Data</i> (Unggah Csv Dan <i>Preview Data</i> ) .....	72
Gambar 4.17 Pengujian Fitur <i>Labeling Manual</i> .....	73
Gambar 4.18 Pengujian Fitur <i>Preprocessing</i> .....	74
Gambar 4.19 Pengujian <i>Training &amp; Evaluasi</i> .....	75
Gambar 4.20 Pengujian <i>Dashboard</i> (Kpi Sentimen Dan Grafik Ringkasan).....	75
Gambar 4.21 Pengujian Laporan/ <i>Export</i> (Opsii Konten Dan Tombol Unduh).....	76
Gambar 4.22 Pengujian <i>Home</i> dan <i>Reset Pipeline</i> .....	77
Gambar 4.23 Kode <i>Script Validate_Data.Py</i> .....	77
Gambar 4.24 <i>Output Validation_Report</i> .....	78
Gambar 4.25 Kode <i>Script Evaluate_Nb.Py</i> .....	79

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1. Latar belakang masalah

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi mendorong perguruan tinggi untuk mengoptimalkan layanan akademik maupun non-akademik melalui pemanfaatan sistem dan teknologi informasi. Dalam konteks keberhasilan sistem informasi, kualitas sistem, kualitas informasi, dan kualitas layanan (*service quality*) berkaitan dengan kepuasan pengguna (*user satisfaction*) serta manfaat bersih (*net benefits*) yang dirasakan, sehingga evaluasi kualitas layanan TI menjadi aspek penting bagi institusi pendidikan tinggi (Riady et al., 2023).

Di Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara (UMSU), layanan sistem dan teknologi informasi dikelola oleh Biro Sistem Teknologi Informasi (BSTI) sebagai biro strategis yang mendukung operasional serta pengembangan TI di lingkungan universitas (Bsti, 2024). Sebagai layanan yang digunakan secara intens oleh mahasiswa, keandalan, kemudahan akses, dan responsivitas layanan TI kampus menjadi faktor yang memengaruhi kelancaran aktivitas akademik, proses *Administrasi*, serta pengalaman layanan secara keseluruhan. Kajian pada layanan perguruan tinggi menunjukkan bahwa kualitas layanan berhubungan dengan kepuasan mahasiswa, sehingga institusi perlu memastikan mutu layanan tetap terjaga dan sesuai ekspektasi pengguna. (Nofrida & Najib, 2023)

Namun, dalam praktiknya layanan TI pada organisasi sering menghadapi tantangan operasional, seperti gangguan akses, keterlambatan respons, maupun masalah teknis pada fitur tertentu, yang dapat memengaruhi persepsi pengguna

terhadap kualitas layanan. Ketika evaluasi layanan masih mengandalkan rekap manual, proses penilaian menjadi kurang efisien dan berpotensi tidak konsisten, terutama jika volume umpan balik semakin besar dan bervariasi. (Liu, 2021)

Salah satu sumber informasi penting untuk mengevaluasi layanan adalah umpan balik mahasiswa melalui survei/kuesioner, khususnya pada bagian komentar terbuka (teks bebas) yang berisi keluhan, saran, maupun apresiasi. Karakteristik data teks yang tidak terstruktur menyebabkan analisis manual menjadi sulit, memerlukan waktu, dan kurang efektif ketika data bertambah, sehingga diperlukan pendekatan otomatis untuk mengekstraksi kecenderungan opini dari data teks tersebut. (Liu, 2021)

Meskipun demikian, terdapat beberapa kesenjangan (*gap*) yang relevan dengan konteks penelitian ini. Pertama, sebagian penelitian berfokus pada layanan kampus secara umum atau layanan publik *eksternal*, sehingga layanan TI *internal* kampus seperti BSTI yang memiliki karakteristik masalah teknis dan kosakata khusus belum banyak dikaji (Azizah et al., 2025);(Ardikaa & Wibawaa, 2022). Kedua, beberapa studi menggunakan sumber data dari *platform* publik dengan pelabelan berbasis rating, sedangkan penelitian ini memanfaatkan komentar terbuka dari survei internal yang lebih merepresentasikan pengalaman pengguna layanan TI kampus (Ardikaa & Wibawaa, 2022). Ketiga, penelitian ini tidak hanya berfokus pada analisis sentimen, tetapi juga pada pengembangan sistem yang mampu mengelola umpan balik, melakukan klasifikasi, dan menyajikan hasil secara terstruktur untuk mendukung evaluasi serta pengambilan keputusan peningkatan layanan (Riady et al., 2023).

Berdasarkan *gap* tersebut, penelitian ini memilih *Naïve Bayes* sebagai metode klasifikasi sentimen karena efektif untuk klasifikasi teks berdimensi tinggi (*sparse*), efisien secara komputasi, dan relatif mudah diimplementasikan dalam sistem aplikasi. Meskipun menggunakan asumsi independensi fitur, metode ini tetap sering memberikan performa yang baik pada klasifikasi teks (McCallum & Nigam, 2021); (Pang et al., 2021). Dalam penelitian ini, fitur teks direpresentasikan menggunakan TF-IDF untuk menonjolkan kata-kata yang lebih informatif dalam dokumen (Salton & Buckley, 2021).

Dengan demikian, penelitian ini dilakukan untuk menerapkan algoritma *Multinomial Naïve Bayes* dalam mengklasifikasikan sentimen kepuasan mahasiswa terhadap layanan Sistem dan Teknologi Informasi UMSU berdasarkan tanggapan tertulis (teks) yang dihimpun melalui kuesioner yang akan disebar. Klasifikasi dilakukan dalam tiga kelas (positif, netral, negatif) agar gambaran kepuasan lebih representatif dan tidak memaksa opini yang ambigu menjadi positif/negatif Hasil klasifikasi kemudian disajikan dalam *Dashboard* sederhana berupa proporsi sentimen, daftar komentar per kategori, dan kata kunci dominan sebagai masukan berbasis data bagi BSTI dan manajemen UMSU dalam meningkatkan kualitas layanan TI secara berkelanjutan. (Liu, 2021);(Riady et al., 2023)

## **1.2. Rumusan masalah**

Berdasarkan latar belakang tersebut, rumusan masalah penelitian ini adalah:

1. Bagaimana merancang instrument kuesioner berbasis *Google Forms* yang memuat pertanyaan terbuka untuk menghimpun umpan balik tertulis mahasiswa mengenai layanan sistem dan teknologi informasi yang dikelola BSTI UMSU, serta bagaimana prosedur penyebaran dan pengumpulan data

dilakukan agar data yang diperoleh relevan dan layak dianalisis sentimennya?

2. Bagaimana merancang dan membangun sistem yang dapat mengumpulkan dan mengelola data opini mahasiswa terkait layanan Sistem dan Teknologi Informasi UMSU dalam bentuk teks?
3. Bagaimana tahapan penerapan *Multinomial Naïve Bayes* untuk mengklasifikasikan sentimen kepuasan mahasiswa terhadap layanan sistem dan teknologi informasi UMSU ke dalam tiga kelas (positif, netral, negatif) melalui proses *Text preprocessing*, pembobotan fitur *TF-IDF*, pelatihan model, dan pengujian?
4. Bagaimana performa model *Multinomial Naïve Bayes* pada skema pembagian data latih dan data uji (*train-test split*) yang ditetapkan, berdasarkan metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*, serta ringkasan kesalahan klasifikasi melalui *Confusion Matrix*?
5. Bagaimana hasil klasifikasi sentimen dapat disajikan dalam bentuk *Dashboard* sederhana sehingga dapat diinterpretasikan dan dimanfaatkan sebagai dasar evaluasi serta peningkatan layanan yang dikelola BSTI UMSU?

### **1.3. Batasan masalah**

Agar penelitian lebih terarah dan tidak melebar, maka ditetapkan beberapa batasan sebagai berikut:

1. Data penelitian berasal dari kuesioner *online* (*Google Forms*) yang ditujukan kepada mahasiswa UMSU terkait layanan sistem dan teknologi informasi yang dikelola BSTI.

2. Data utama yang dianalisis berupa tanggapan tertulis (jawaban teks) dari responden pada pertanyaan terbuka di kuesioner.
3. Respon teks yang dianalisis menggunakan Bahasa Indonesia.
4. Kategori sentimen diklasifikasikan menjadi tiga kelas, yaitu positif, netral, dan negatif.
5. Algoritma klasifikasi yang digunakan adalah *Multinomial Naïve Bayes* dalam skema *supervised learning*.
6. Pelabelan data (positif/netral/negatif) dilakukan secara manual peneliti berdasarkan pedoman pelabelan sentimen yang disusun peneliti untuk menjaga konsistensi penilaian.
7. Proses *Text preprocessing* dibatasi mencakup *Case Folding*, *Tokenizing*, *Stopword Removal*, dan *Stemming* (Bahasa Indonesia)
8. Ekstraksi fitur dilakukan menggunakan metode *TF-IDF*.
9. Penelitian ini tidak membahas deteksi sarkasme, ironi atau ambiguitas semantik yang kompleks.
10. Data responden dianonimkan dan tidak menampilkan identitas pribadi responden pada proses pengolahan maupun penyajian hasil.
11. Evaluasi model menggunakan *train-test split* 80:20 dengan pembagian yang mempertahankan proporsi kelas (*stratified*), serta metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*, dan dianalisis menggunakan *Confusion Matrix*.
12. Sistem yang dibangun berfokus pada *Dashboard* sederhana yang menampilkan ringkasan hasil klasifikasi tanpa pengembangan fitur analitik lanjutan yang kompleks.

#### **1.4. Tujuan penelitian**

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menyusun dan menerapkan instrumen kuesioner berbasis *Google Forms* untuk memperoleh data umpan balik tertulis mahasiswa mengenai layanan sistem dan teknologi informasi yang dikelola BSTI UMSU.
2. Menghasilkan rancangan dan implementasi sistem untuk pengumpulan serta pengelolaan data opini mahasiswa terkait layanan Sistem & TI UMSU.
3. Menerapkan metode *Multinomial Naïve Bayes* dengan representasi fitur *TF-IDF* untuk mengklasifikasikan sentimen kepuasan mahasiswa ke dalam tiga kelas (positif, netral, negatif) berdasarkan tanggapan teks dari kuesioner.
4. Mengukur dan menganalisis performa model klasifikasi menggunakan metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*, serta mengevaluasi pola kesalahan klasifikasi menggunakan *Confusion Matrix*.
5. Menghasilkan penyajian hasil klasifikasi dalam bentuk informasi terstruktur melalui *Dashboard* sederhana sebagai bahan pertimbangan evaluasi dan peningkatan kualitas layanan BSTI UMSU.

#### **1.5. Manfaat penelitian**

##### **1.5.1. Bagi institusi (UMSU/BSTI)**

Penelitian ini diharapkan membantu BSTI dan manajemen UMSU dalam memahami persepsi serta tingkat kepuasan mahasiswa terhadap layanan Sistem dan Teknologi Informasi secara lebih objektif dan terukur. Hasil klasifikasi sentimen dapat digunakan untuk mengidentifikasi layanan yang memiliki proporsi keluhan

tertinggi, menentukan prioritas perbaikan, serta merumuskan strategi peningkatan layanan TI berbasis bukti (*evidence-based*).

### **1.5.2. Bagi peneliti**

Penelitian ini memberikan pengalaman praktis dalam penerapan *machine learning* pada data teks, mulai dari pengumpulan data kuesioner, *preprocessing*, ekstraksi fitur *TF-IDF*, pembangunan model *Naïve Bayes*, hingga evaluasi performa dan implementasi hasil ke dalam sistem *Dashboard* sederhana.

### **1.5.3. Bagi masyarakat dan civitas akademika**

Penelitian ini menunjukkan bahwa umpan balik mahasiswa tidak berhenti sebagai data kuesioner, tetapi dapat diolah menjadi informasi strategis untuk perbaikan layanan TI kampus. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan mendorong budaya partisipatif di lingkungan kampus, karena mahasiswa merasa pendapatnya ditindaklanjuti, dan institusi memiliki dasar data yang lebih jelas untuk peningkatan layanan secara berkelanjutan.

## **BAB II**

### **LANDASAN TEORI**

#### **2.1. BSTI UMSU**

Biro Sistem Teknologi Informasi (BSTI) Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara merupakan unit yang berperan dalam mendukung operasional dan pengembangan teknologi informasi di lingkungan universitas. BSTI bertugas merancang, mengelola, dan mengoptimalkan infrastruktur TI yang mendukung aktivitas akademik, *Administratif*, dan kemahasiswaan. Ruang lingkup layanan BSTI mencakup beberapa fungsi seperti perencanaan dan pengembangan sistem informasi, integrasi sistem dan pengolahan data, *perawatan* dan operasional TI, serta infrastruktur jaringan. Layanan tersebut juga berkaitan dengan dukungan pengguna (*helpdesk*) dan penyelesaian kendala teknis yang dialami civitas akademika (Bsti, 2024).

#### **2.2. Pengguna dan evaluasi layanan TI**

Evaluasi layanan TI di perguruan tinggi perlu dilakukan untuk memastikan layanan yang diberikan selaras dengan kebutuhan pengguna dan mendukung proses akademik maupun *Administrasi*. Salah satu kerangka yang banyak digunakan untuk menjelaskan keberhasilan sistem informasi adalah Model Keberhasilan Sistem Informasi DeLone & McLean. Model tersebut menekankan bahwa kualitas sistem, kualitas informasi, dan kualitas layanan berhubungan dengan penggunaan/niat menggunakan, kepuasan pengguna, dan berujung pada manfaat bersih (*net benefits*) yang dirasakan. Dengan demikian, kepuasan pengguna menjadi salah satu indikator

penting untuk menilai apakah layanan TI memberi kontribusi positif bagi institusi (Riady et al., 2023).

### **2.3. Kuesioner dan data umpan balik teks**

Kuesioner merupakan instrumen pengumpulan data yang umum digunakan untuk memperoleh informasi dari responden dalam skala tertentu. Dalam evaluasi layanan, kuesioner dapat memuat pertanyaan tertutup (*rating*) dan pertanyaan terbuka (komentar teks). Pertanyaan terbuka bersifat fleksibel dan dapat menangkap alasan, pengalaman, serta masukan yang lebih kaya dibanding jawaban tertutup. (Züll, 2021)

Data yang menjadi fokus penelitian ini adalah jawaban teks dari pertanyaan terbuka (*open-ended responses*). Tantangan dari data teks terbuka adalah variasi bahasa, panjang jawaban yang beragam, serta potensi adanya istilah teknis, sehingga dibutuhkan pengolahan teks untuk menjadikannya terstruktur.

### **2.4. Text mining dan natural language processing**

*Text mining* merupakan cabang dari data mining yang berfokus pada pengolahan dan penggalian informasi dari dokumen teks tidak terstruktur. Proses ini bertujuan mengubah teks menjadi representasi terstruktur sehingga dapat dianalisis secara kuantitatif, melalui kategorisasi atau klasifikasi (Ariyanti & Iswardani, 2021). Secara umum, proses *text mining* meliputi tahapan: pengumpulan data teks, *preprocessing*, transformasi/representasi fitur, pemodelan (klasifikasi), serta interpretasi hasil untuk mendukung pengambilan keputusan (Liu, 2021).

*Natural Language Processing* (NLP) berperan dalam menyiapkan teks agar dapat diproses oleh komputer, termasuk pada proses tokenisasi, normalisasi, dan pemetaan teks ke bentuk numerik (Cambria et al., 2022).

## 2.5. Analisis sentimen

Analisis sentimen (*sentiment analysis* atau *opinion mining*) adalah bidang yang menganalisis opini, evaluasi, dan sentimen manusia terhadap suatu entitas seperti produk, layanan, organisasi, maupun peristiwa, berdasarkan teks yang dituliskan pengguna. Pada penelitian ini, analisis sentimen dilakukan pada level dokumen/komentar (*document-level*), yaitu satu komentar diperlakukan sebagai satu unit teks yang akan diklasifikasikan ke kategori *sentiment* (Liu, 2021).

Dalam konteks pendidikan, analisis sentimen digunakan untuk menilai persepsi mahasiswa terhadap mata kuliah, dosen, maupun layanan akademik. Hasil analisis sentimen dapat melengkapi evaluasi numerik dengan informasi kualitatif yang lebih kaya (Baddam et al., 2021).

Pendekatan analisis sentimen secara garis besar terdiri dari :

- a. Pendekatan berbasis leksikon (*lexicon-based*), yang menggunakan kamus kata berpolaritas positif/negatif untuk menghitung skor *sentiment* (Alencia et al., 2021).
- b. Pendekatan berbasis pembelajaran mesin (*machine learning-based*), yang membangun model klasifikasi dari data berlabel menggunakan algoritma seperti *Naïve Bayes.*, SVM, atau model *deep learning* (Shaik et al., 2023).
- c. Pendekatan hibrida, yang menggabungkan leksikon dan pembelajaran mesin untuk memanfaatkan kelebihan keduanya (Dalipi et al., 2021).

## 2.6. Pelabelan sentimen

Pelabelan sentimen (*Labeling/annotation*) adalah proses pemberian kelas pada data teks (positif, netral, negatif) sebagai data latih pada metode *supervised learning*. Pada penelitian ini, pelabelan dilakukan secara manual. Pelabelan manual

sentimen pada tanggapan tertulis mahasiswa harus mengikuti pedoman pelabelan yang konsisten dan terstruktur untuk menghasilkan *ground truth* yang valid bagi pembelajaran *terawasi*. Pedoman tersebut perlu memuat definisi operasional tiap kelas sentimen, positif (kepuasan/apresiasi), negatif (keluhan/ketidakpuasan), dan netral (informasi atau pertanyaan tanpa evaluasi tegas), serta aturan pengambilan keputusan untuk kasus ambigu seperti sentimen campuran dengan label berdasarkan sentimen dominan (Dai et al., 2025).

### **2.7. Text preprocessing**

Pra-pemrosesan teks merupakan tahap awal yang bertujuan membersihkan dan menyiapkan data teks sebelum dimasukkan ke algoritma klasifikasi. Kualitas fitur yang dihasilkan sangat bergantung pada tahapan ini (Shaik et al., 2023). Secara umum, tahapan *preprocessing* yang digunakan dalam penelitian ini meliputi:

- a. *Case Folding*: Mengubah huruf dalam dokumen menjadi huruf kecil.
- b. *Tokenizing*: Memecah kalimat menjadi unit-unit kata (*token*)
- c. *Stopword Removal*: Menghapus kata-kata yang dianggap tidak memiliki kontribusi besar terhadap makna.
- d. *Stemming*: Mengubah kata berimbuhan menjadi bentuk dasar.

### **2.8. Ekstraksi fitur TF-IDF**

Agar teks dapat diproses oleh algoritma klasifikasi, dokumen perlu direpresentasikan dalam bentuk numerik. Salah satu representasi yang umum pada klasifikasi teks adalah *TF-IDF* (*Term Frequency–Inverse Document Frequency*), yaitu pembobotan yang menonjolkan kata yang sering muncul pada suatu dokumen tetapi tidak terlalu umum di seluruh dokumen. (Qaiser & Ali, 2021)

Secara sederhana:

- a. *Term Frequency* (TF) menyatakan seberapa sering sebuah kata muncul dalam suatu dokumen dibandingkan total kata dalam dokumen tersebut. Semakin sering kata muncul, semakin besar nilai TF (Qaiser & Ali, 2021)..
- b. *Inverse Document Frequency* (IDF) memberikan bobot lebih besar pada kata yang jarang muncul di banyak dokumen, dan bobot kecil pada kata yang sangat umum (Dodiya, 2021).

## 2.9. Algoritma *naïve bayes*.

*Naïve Bayes*. adalah algoritma klasifikasi berbasis probabilitas yang didasarkan pada penerapan Teorema Bayes dengan asumsi bahwa setiap fitur (kata) bersifat independen satu sama lain. Meskipun asumsi independensinya sederhana atau “*naïve*”, algoritma ini terbukti sangat efektif untuk tugas klasifikasi teks, termasuk analisis *sentiment* (Berrar, 2021).

Menurut (Zhang, 2004), *Naïve Bayes*. merupakan model yang ringan secara komputasi, mampu bekerja dengan data berdimensi tinggi, dan menghasilkan performa yang stabil meskipun *dataset* mengandung *noise*. Inilah alasan algoritma ini sangat populer dalam *text mining*, terutama saat dikombinasikan dengan *TF-IDF*.

### 2.9.1. Teorema bayes

*Naïve Bayes*. didasarkan pada *Bayes' Theorem*, formula untuk menghitung probabilitas suatu kelas berdasarkan bukti yang diamati. Yang menggambarkan hubungan antara probabilitas prior dan posterior suatu hipotesis  $C$  terhadap bukti  $X$ : (Berrar, 2021)

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

Keterangan:

- a.  $P(C | X)$  = probabilitas kelas  $C$  diberikan data fitur  $X$  (*posterior probability*)
- b.  $P(X | C)$  = probabilitas data  $X$  muncul pada kelas  $C$  (*likelihood*)
- c.  $P(C)$  = peluang awal suatu kelas sebelum melihat teks (*prior probability*)
- d.  $P(X)$  = probabilitas data  $X$  secara keseluruhan (*evidence*)

Dalam konteks klasifikasi teks,  $C$  adalah kelas sentimen (positif, negatif, netral) sedangkan  $X$  adalah sekumpulan kata dalam sebuah komentar mahasiswa (Berrar, 2021).

### 2.9.2. Asumsi independensi (naïve assumption)

Asumsi “naïve” menyatakan bahwa setiap kata dianggap independen secara kondisional terhadap kelas sehingga:

$$P(X | C) = P(x_1 | C) \times P(x_2 | C) \times \dots \times P(x_n | C) \dots\dots\dots (2.2)$$

Pada klasifikasi teks, salah satu varian *Naïve Bayes.* yang umum digunakan untuk teks adalah *Multinomial Naïve Bayes.*, yang memanfaatkan frekuensi kemunculan kata dalam dokumen dan cocok dipadukan dengan TF-IDF (Singh et al., 2019). Model ini relatif ringan secara komputasi, mampu bekerja pada data berdimensi tinggi, dan memberikan performa yang stabil pada berbagai jenis korpus teks (Zhang, 2004); (Shaik et al., 2023).

### 2.10. Evaluasi kinerja model klasifikasi

Evaluasi kinerja model bertujuan menilai sejauh mana model klasifikasi mampu melakukan prediksi secara benar. Pada klasifikasi sentimen, evaluasi diperlukan untuk memastikan model tidak hanya baik pada data latih, tetapi juga memiliki kemampuan generalisasi yang baik pada data baru (Foody, 2023).

Salah satu alat evaluasi utama adalah *Confusion Matrix*, yaitu tabel yang merangkum perbandingan antara kelas aktual dan kelas hasil prediksi. Untuk kasus biner, *Confusion Matrix* terdiri dari empat komponen: *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN). Pada penelitian ini yang menggunakan tiga kelas sentimen, *Confusion Matrix* berbentuk matriks 3×3, namun prinsip perhitungannya tetap sama (Foody, 2023).

### 2.11. Konsep *dashboard* dan penyajian hasil

*Dashboard* dapat dipahami sebagai tampilan visual informasi paling penting untuk mencapai satu atau lebih tujuan dan idealnya dapat dipantau secara cepat. Konsep ini relevan karena hasil klasifikasi sentimen perlu disajikan sebagai ringkasan yang mudah dipahami pihak pengelola layanan (Baglin, 2024).

Dalam penelitian ini, *Dashboard* dirancang sederhana agar fokus pada kebutuhan evaluasi layanan, dengan memuat:

- Ringkasan jumlah/persentase sentimen positif–netral–negatif,
- Tabel daftar komentar per kelas (dengan *filter*), dan
- Rekap kata dominan/*keyword* lalu ekspor laporan (CSV).

### 2.12. Penelitian terdahulu

**Tabel 2.1. Penelitian Terdahulu**

Peneliti	Objek & Data	Metode / Fitur	Evaluasi & Hasil Utama	Keterbatasan yang Terlihat	Relevansi ke Riset
(Xuan & Deng, 2023)	Sentimen kualitas layanan logistik (ulasan layanan) dengan pendekatan topik/aspek.	<i>Deep Learning</i> (LSTM + <i>deep attention</i> + <i>aspect embedding</i> )	Dilaporkan melampaui model <i>attention-based</i> sebelumnya dalam akurasi dan stabilitas untuk klasifikasi sentimen kualitas layanan.	Cenderung lebih kompleks (butuh rancangan model lebih rumit, fitur/aspek, dan biasanya memerlukan data/komputasi lebih besar).	Menjadi pembandingan bahwa <i>deep learning</i> kuat untuk analisis detail, namun riset memilih pendekatan yang lebih sederhana dan efisien untuk diimple-

					mentasikan dalam sistem kampus (NB + <i>TF-IDF</i> ).
(Amaliah, 2025)	Sentimen pengguna website sistem informasi akademik berbasis kuesioner (384 responden).	<i>Naïve Bayes</i> (+ PSO)	Akurasi <i>Naïve Bayes</i> 81% dan meningkat menjadi 82% setelah optimasi PSO; memakai <i>TF-IDF</i> dan split 80:20.	Fokus pada evaluasi performa website akademik tertentu dan menggunakan optimasi; konteksnya bukan unit layanan TI kampus seperti BSTI.	Sangat relevan karena menunjukkan <i>Naïve Bayes</i> + <i>TF-IDF</i> layak untuk opini mahasiswa pada sistem informasi kampus—mendukung pilihan metode.
(Azizah et al., 2025)	Komentar terbuka mahasiswa pada layanan kampus (akademik, beasiswa, perpustakaan).	SVM	Akurasi tinggi per layanan: akademik 95,8%; beasiswa 95,7%; perpustakaan 98,4%; total 96,6% (juga melaporkan presisi & <i>recall</i> ).	Fokus pada 2 kelas dan penelitian menyatakan belum mendeteksi emosi yang lebih rinci (mis. bahagia/sedih/marah, dll.).	Menjadi pembanding bahwa metode lain (SVM) bisa tinggi akurasi, tetapi riset ini berbeda karena fokus layanan TI internal (BSTI) dan menggunakan 3 kelas (positif–netral–negatif).
(Aliguliyev & Iskandarli, 2022)	Kepuasan warga terhadap layanan <i>e-government</i> ; komentar warga dianalisis untuk menghasilkan skor kepuasan.	<i>Sentiment analysis (polarity scoring</i> + pembobotan)	Menghasilkan skor polaritas per komentar dan menghitung skor kepuasan rata-rata layanan serta <i>rating</i> instansi; juga mem pertimbangkan bobot “pengaruh warga” dari media sosial.	Fokus pada layanan publik <i>e-government</i> dan mekanisme pembobotan pengaruh warga; tidak menitikberatkan pada klasifikasi multi-kelas sentimen berbasis model ML sederhana untuk konteks kampus.	Relevan sebagai contoh bahwa sentimen bisa menjadi dasar penilaian layanan organisasi, tetapi riset lebih spesifik pada layanan TI internal kampus dan klasifikasi 3 kelas untuk <i>Dashboard</i> evaluasi BSTI.
(Bulu et al., 2023)	Komentar mahasiswa tentang sistem informasi akademik (SIKAD)	<i>Naïve Bayes (tools RapidMiner)</i>	Akurasi 82% (ditampilkan melalui <i>Confusion Matrix</i> ; <i>precision</i> &	Fokus hanya 2 kelas (tidak ada netral), dan konteksnya sistem akademik kampus lain.	Menguatkan bahwa <i>Naïve Bayes</i> layak untuk teks umpan balik mahasiswa, tapi

			<i>recall</i> per kelas juga dihitung).		riset ini bisa lebih kuat dengan 3 kelas dan objek layanan BSTI UMSU.
(Thuraya et al., 2025)	Sentimen mahasiswa terkait SIMAK UNSRI dari Twitter ( <i>web scraping</i> )	<i>Naïve Bayes</i> + <i>TF-IDF</i> + <i>text cleaning</i>	Dilaporkan akurasi 65%; <i>recall</i> negatif tinggi dan kelas positif bermasalah karena <i>imbalance</i> . Hasil per kelas pada <i>Confusion Matrix</i> menunjukkan <i>gap</i> performa positif vs negatif.	Data media sosial cenderung bias (yang komplain lebih vokal). Masalah ketidakseimbangan kelas menyebabkan performa kelas positif rendah.	Membantu mengantisipasi isu <i>imbalance</i> sejak awal ( <i>stratified split, monitoring</i> distribusi label), tapi riset ini berbeda karena data dari kuesioner yang dibuat oleh peneliti.
(Hanif et al., 2025)	<i>Feedback</i> mahasiswa (komentar) dikategorikan 3 sentimen	<i>Decision Tree</i> & <i>SVM</i> , <i>TF-IDF</i> ; data dilabel manual	Menjelaskan data komentar mahasiswa dilabel manual dan memakai <i>TF-IDF</i> serta split 70/30. Kinerja DT vs SVM dilaporkan (DT lebih tinggi)	Tidak memakai <i>Naïve Bayes.</i> , sehingga belum membuktikan <i>Naïve Bayes.</i> unggul di setting yang sama.	Bagus untuk memperkuat “alternatif pembandingan” dan alasan memilih <i>Naïve Bayes.</i> (kesederhanaan / efisiensi). Juga mendukung 3 kelas dan label manual.
(Toresa et al., 2023)	Kepuasan mahasiswa terhadap Edlink ( <i>e-learning</i> )	<i>Naïve Bayes</i> vs C4.5 (klasifikasi kepuasan)	<i>Naïve Bayes</i> lebih baik dari C4.5: akurasi <i>Naïve Bayes.</i> 70,59% vs C4.5 58,82%.	Fokus “prediksi kepuasan” (bukan sentimen dari teks <i>open-ended</i> ), jadi alur <i>text mining</i> tidak dominan.	Relevan untuk menegaskan konteks evaluasi layanan digital kampus, tapi riset ini lebih spesifik ke analisis teks umpan balik terbuka BSTI.
(Nasution et al., 2023)	Prediksi tingkat kepuasan mahasiswa pada pembelajaran daring	KNN vs <i>Naïve Bayes</i>	<i>Naïve Bayes</i> 80,89% dan KNN 80,25% (akurasi).	Fokusnya kepuasan (bukan sentimen teks 3 kelas), sehingga tidak menekankan pedoman pelabelan sentimen.	Bisa dipakai untuk dukung posisi <i>Naïve Bayes.</i> sebagai baseline yang kuat, tapi tetap jelaskan

					perbedaan: riset ini berbasis teks <i>open-ended</i> dan 3 sentimen.
(Tamrakar et al., 2021)	<i>Student feedback dataset</i> untuk <i>web-based learning system</i>	Bandingkan FET (BoW vs <i>TF-IDF</i> ) dan beberapa algoritma termasuk <i>Naïve Bayes</i> .	Menekankan <i>Sentiment Analysis</i> sebagai NLP untuk klasifikasi polaritas dan membandingkan BoW/ <i>TF-IDF</i> serta model termasuk <i>Naïve Bayes</i> .	Bukan konteks kampus Indonesia dan bukan layanan BSTI, sehingga adaptasi istilah lokal masih perlu.	Sangat cocok untuk menguatkan landasan teori (mengapa <i>TF-IDF</i> , mengapa <i>Naïve Bayes</i> . sebagai baseline) sebelum masuk metode penelitian.

## **BAB III**

### **ANALISA DAN PERANCANGAN SISTEM**

#### **3.1. Analisis permasalahan**

Evaluasi kepuasan mahasiswa terhadap layanan Sistem dan Teknologi Informasi yang dikelola BSTI UMSU selama ini berpotensi menghasilkan masukan dalam bentuk komentar teks (keluhan, saran, dan apresiasi). Namun, data teks tersebut bersifat tidak terstruktur sehingga proses analisis manual cenderung memerlukan waktu, kurang efisien ketika jumlah responden meningkat, dan berisiko menghasilkan interpretasi yang tidak konsisten. Kondisi tersebut dapat menyebabkan sulitnya pemetaan kecenderungan kepuasan mahasiswa secara cepat dan terukur, serta menyulitkan penentuan prioritas perbaikan layanan berdasarkan bukti data.

Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini mengusulkan pengolahan umpan balik mahasiswa menggunakan klasifikasi sentimen tiga kelas (positif, netral, negatif) agar komentar dapat diringkas secara terstruktur dan disajikan melalui sistem yang sederhana untuk kebutuhan evaluasi layanan.

##### **3.1.1. Sumber data dan teknik pengumpulan data**

Sumber data penelitian ini berasal dari kuesioner *online* (*Google Forms*) yang ditujukan kepada mahasiswa UMSU sebagai pengguna layanan Sistem dan Teknologi Informasi yang dikelola BSTI. Data utama dalam penelitian ini adalah jawaban teks pada pertanyaan terbuka (*open-ended*) yang berisi opini mahasiswa terhadap layanan Sistem dan Teknologi Informasi UMSU. Unit analisis pada proses klasifikasi sentimen ditetapkan pada level komentar (*document-level*), yaitu satu

komentar diperlakukan sebagai satu dokumen yang akan diberi label sentimen positif, netral, atau negatif. Dengan penetapan unit analisis ini, setiap respons teks dapat diolah secara konsisten melalui tahapan pembersihan data, pelabelan, hingga pemodelan klasifikasi.

Teknik pengumpulan data dilakukan melalui langkah-langkah berikut:

- a. Menyusun kuesioner dan menyiapkan tautan *Google Forms*.
- b. Menyebarkan tautan kuesioner kepada responden melalui media yang relevan
- c. Mengumpulkan tanggapan responden sesuai periode pengisian yang ditetapkan.
- d. Mengunduh hasil kuesioner ke format CSV/Excel untuk pengolahan lebih lanjut.
- e. Melakukan seleksi data awal, termasuk menghapus respons kosong/tidak relevan dan menerapkan anonimisasi agar identitas responden tidak tersimpan dalam *dataset* penelitian.

Pengumpulan data utama direncanakan dilakukan setelah seminar proposal disetujui agar instrumen dan metode yang digunakan telah final. Periode penyebaran selama 1-2 minggu, dengan target responden mahasiswa aktif umsu.

### **3.1.2. Teknik penentuan sampel**

Populasi penelitian adalah seluruh mahasiswa aktif UMSU ( $\pm 20.000$  mahasiswa). Karena populasi mahasiswa UMSU bersifat heterogen (berbeda fakultas/angkatan), penelitian ini menggunakan pendekatan *stratified proportionate sampling* berdasarkan strata fakultas. Direncanakan, pengumpulan dilakukan dengan kuota proporsional per strata, sehingga setiap fakultas tetap

terwakili dan hasil analisis tidak didominasi oleh kelompok tertentu. Ukuran sampel minimum survei utama ditentukan menggunakan rumus *Cochran* dan koreksi populasi terbatas (*Finite Population Correction/FPC*). (Ramya et al., 2024)

Rumus *Cochran* dipakai untuk menentukan ukuran sampel minimum pada penelitian survei (kuesioner) ketika yang ingin kita estimasi adalah proporsi (proporsi mahasiswa yang puas/tidak puas, atau distribusi sentimen). Rumus ini sering dipakai karena sederhana dan cocok untuk populasi besar. *Cochran* untuk populasi sangat besar (atau dianggap tak terbatas) → menghasilkan  $n_0$ . Kalau populasi terbatas ( $N$  diketahui), maka  $n_0$  dikoreksi dengan *Finite Population Correction* (FPC) → menghasilkan  $n_{final}$ .

Perhitungan Cochran (UMSU ± 20.000 mahasiswa)

a. Hitung (*Cochran* “populasi besar”)

Rumus:

$$n_0 = \frac{Z^2 \cdot p \cdot q}{e^2} \dots \dots \dots (3.1)$$

Keterangan:

- 1)  $Z$ = nilai  $z$  untuk tingkat kepercayaan (*confidence level*)
  - 95% →  $Z = 1,96$
- 2)  $p$ = proporsi kejadian yang diperkirakan (kalau belum tahu, pakai 0,5 agar paling konservatif = sampel terbesar)
- 3)  $q = 1 - p$  → jika  $p = 0,5$  maka  $q = 0,5$
- 4)  $e$ = *margin of error* (galat) yang kamu inginkan
  - standar survei umum: 5% →  $e = 0,05$

Masukkan angka:

- $Z^2 = 1,96^2 = 3,8416$
- $p \cdot q = 0,5 \cdot 0,5 = 0,25$
- $e^2 = 0,05^2 = 0,0025$

$$n_0 = \frac{3,8416 \cdot 0,25}{0,0025} = \frac{0,9604}{0,0025} = 384,16$$

Jadi  $n_0 \approx 384$  responden (biasanya dibulatkan 384 atau 385).

- b. Koreksi karena populasi terbatas ( $N=20.000$ )

Rumus FPC (*Finite Population Correction*):

$$n = \frac{n_0}{1 + \frac{n_0 - 1}{N}} \dots\dots\dots (3.2)$$

Masukkan angka:

- $n_0 = 384,16$
- $N = 20000$

$$n = \frac{384,16}{1 + \frac{384,16 - 1}{20000}} = \frac{384,16}{1 + \frac{383,16}{20000}} = \frac{384,16}{1 + 0,019158} = \frac{384,16}{1,019158} \approx 376,9 = 377$$

Untuk survei utama UMSU ( $N \approx 20.000$ , 95% CI (*Confidence Interval*), MoE (*Margin of Error*) 5%), minimal respon yang dibutuhkan  $\approx 377$  responden.

Menggunakan *stratified* proporsional, rumus alokasi strata:

$$n_h = \left(\frac{N_h}{N}\right) \cdot n \dots\dots\dots (3.3)$$

Keterangan:

- $n_h$  = minimal sampel untuk strata (mis. FIKTI)
- $N_h$  = jumlah populasi strata (FIKTI = 1800)
- $N$  = total populasi (UMSU = 20000)

d.  $n$  = sampel total minimal (377)

Masukkan:

$$n_{FIKTI} = \left( \frac{1800}{20000} \right) \cdot 377 = 0,09 \cdot 377 = 33,93 \approx 34$$

### 3.1.3. Perancangan kuesioner

Kuesioner disusun untuk menghimpun umpan balik mahasiswa secara terarah terkait pengalaman penggunaan layanan Sistem dan Teknologi Informasi yang dikelola BSTI. Struktur kuesioner dirancang sederhana agar mudah diisi, namun tetap menghasilkan data yang relevan untuk klasifikasi sentimen.

Sebelum kuesioner disebar, dilakukan uji kelayakan instrumen untuk memastikan pertanyaan yang digunakan relevan dengan tujuan penelitian. Uji kelayakan dilakukan melalui *content validity* (validitas isi), yaitu meminta masukan dari pihak yang memahami konteks layanan TI kampus (dosen pembimbing) guna menilai keterwakilan indikator layanan, kejelasan redaksi, serta kesesuaian pertanyaan terbuka dengan kebutuhan analisis sentimen.

**Tabel 3.1. Perancangan Kuesioner**

No	Pertanyaan	Jenis Pertanyaan	Dimensi Model (Riady et al., 2023)
<b>Bagian 1</b>			
1	Nama	Jawaban singkat	-
2	Fakultas	Pilihan ganda	-
3	Semester	Jawaban singkat	-
4	Perangkat utama yang digunakan untuk mengakses layanan sistem TI UMSU	Pilihan ganda	<i>System Quality</i>
5	Seberapa sering Anda menggunakan layanan sistem teknologi informasi UMSU (portal akademik, <i>e-learning</i> , Wi-Fi, dsb.)?	Pilihan ganda	<i>Use</i>

6	Masalah yang paling sering Anda alami (boleh pilih lebih dari satu)	Kotak centang	<i>Service Quality</i>
<b>Bagian 2. Layanan Sistem dan Teknologi Informasi Akademik UMSU</b>			
7	Apakah Anda menggunakan Portal Akademik UMSU (WEB) dalam 1 bulan terakhir?	Pilihan ganda	<i>Use</i>
8	Portal Akademik mudah dipahami dan digunakan.	Skala linier	<i>System Quality</i>
9	Portal Akademik mudah diakses saat dibutuhkan (ketersediaan baik)	Skala linier	<i>System Quality</i>
10	Informasi pada Portal Akademik akurat, jelas, lengkap sesuai kebutuhan akademik dan mudah dipahami	Skala linier	<i>Information Quality</i>
11	Secara keseluruhan, saya puas dengan Portal Akademik UMSU dan memenuhi harapan saya.	Skala linier	<i>User Satisfaction</i>
12	Ceritakan pengalaman Anda (baik/buruk) saat menggunakan Portal Akademik (WEB) dan sebutkan alasannya.	Paragraph	Komentar ( <i>sentiment</i> )
<b>Bagian 3. MyClass UMSU</b>			
13	Apakah Anda menggunakan MyClass UMSU dalam 1 bulan terakhir?	Pilihan ganda	<i>Use</i>
14	MyClass mudah dipahami dan digunakan, stabil dan jarang mengalami <i>error</i> .	Skala linier	<i>System Quality</i>
15	MyClass mudah diakses saat dibutuhkan (ketersediaan baik).	Skala linier	<i>System Quality</i>
16	Materi/informasi pada MyClass disajikan dengan akurat, jelas dan mudah dipahami.	Skala linier	<i>Information Quality</i>
17	Secara keseluruhan, saya puas dengan MyClass UMSU dan memenuhi harapan saya .	Skala linier	<i>User Satisfaction</i>
18	Ceritakan pengalaman Anda (baik/buruk) saat menggunakan MyClass UMSU dan sebutkan alasannya.	Paragraph	Komentar ( <i>sentiment</i> )
<b>Bagian 4. Internet/WIFI kampus UMSU</b>			

19	Apakah Anda menggunakan WiFi di lingkungan kampus UMSU dalam 1 bulan terakhir?	Pilihan ganda	<i>Use</i>
20	WiFi kampus mudah terhubung ( <i>connect</i> ) dan digunakan.	Skala linier	<i>System Quality</i>
21	Koneksi WiFi kampus stabil (tidak sering putus) dan memiliki kecepatan yang memadai untuk kebutuhan akademik.	Skala linier	<i>System Quality</i>
22	Jangkauan WiFi kampus memadai di area yang saya gunakan.	Skala linier	<i>System Quality</i>
23	Secara keseluruhan, saya puas dengan fasilitas WiFi kampus UMSU dan memenuhi harapan saya untuk aktivitas perkuliahan.	Skala linier	<i>User Satisfaction</i>
24	Ceritakan pengalaman Anda (baik/buruk) saat menggunakan WiFi kampus UMSU dan sebutkan alasannya.	Paragraph	Komentar ( <i>sentiment</i> )
<b>Bagian 5. Helpdesk/Technical Support IT</b>			
25	Apakah Anda pernah menghubungi layanan bantuan/ <i>technical support</i> IT UMSU ( <i>helpdesk, Reset password, kendala login, live chat, dsb.</i> ) dalam 1 bulan terakhir?	Pilihan ganda	<i>Use</i>
26	Layanan bantuan/ <i>technical support</i> merespons dengan cepat.	Skala linier	<i>Service Quality</i>
27	Solusi yang diberikan jelas dan membantu. Masalah saya ditangani sampai tuntas.	Skala linier	<i>Service Quality</i>
28	Secara keseluruhan, saya puas dengan layanan bantuan/ <i>technical support</i> IT UMSU dan memenuhi harapan saya.	Skala linier	<i>User Satisfaction</i>
29	Ceritakan pengalaman Anda (baik/buruk) saat menggunakan <i>helpdesk/technical support</i> IT UMSU dan sebutkan alasannya.	Paragraph	Komentar ( <i>sentiment</i> )
30	Saya bersedia terus menggunakan layanan SI & TI UMSU ke depannya.	Pilihan ganda	<i>Intention to Use</i>

31	Saran untuk peningkatan layanan SI & TI UMSU	Paragraph	<i>User Satisfaction</i> + <i>Net benefits</i>
----	--	-----------	--

Setelah perbaikan redaksi, kuesioner dapat diuji coba terbatas (*pilot test*) pada sejumlah responden untuk memastikan pertanyaan dipahami dengan benar. Apabila kuesioner juga memuat butir tertutup berbasis skala *Likert*, reliabilitas internal direncanakan diuji menggunakan *Cronbach's Alpha*. Untuk tujuan uji reliabilitas kuesioner, (Bujang et al., 2024) memberikan justifikasi bahwa minimum 30 responden sudah memadai (dengan *allowance nonresponse*) untuk menilai reliabilitas, sehingga *pilot test* pada penelitian ini direncanakan menggunakan  $\geq 30$  responden dari populasi yang sama (mahasiswa UMSU), tetapi di luar sampel utama agar tidak mengganggu pengambilan data utama apabila terjadi perubahan instrumen. Hasil *pilot test* digunakan untuk memperbaiki redaksi pertanyaan, menghapus/menyederhanakan butir yang menimbulkan ambiguitas, serta memastikan pertanyaan terbuka menghasilkan jawaban teks yang cukup informatif untuk proses klasifikasi sentimen.

Pada tahap *pilot test*, kuesioner disebarkan kepada 55 target responden ( $N_{sent} = 55$ ) dan menghasilkan 39 respons masuk ( $N_{return} = 39$ ) dan respon valid setelah *cleaning* 35 respons ( $N_{valid} = 35$ ), sehingga:

a. *Response rate* (tingkat respon)

$$RR = \frac{N_{return}}{N_{sent}} \times 100\% = \frac{39}{55} \times 100\% = 70,91\%$$

b. *Valid rate* ((proporsi respon yang lolos validasi)

$$VR = \frac{N_{valid}}{N_{return}} \times 100\% = \frac{35}{39} \times 100\% = 89,74\%$$

c. *Effective valid rate* (tingkat respon efektif yang valid)

$$EVR = \frac{N_{valid}}{N_{sent}} \times 100\% = \frac{35}{55} \times 100\% = 63,64\%$$

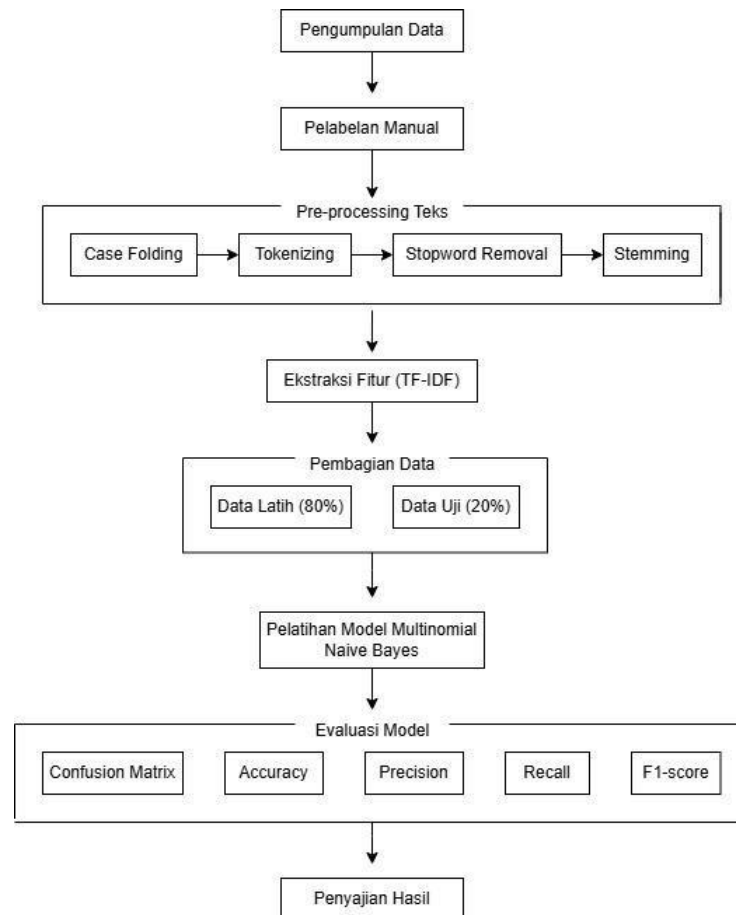
Temuan pilot menunjukkan sebagian kecil responden memberikan jawaban sangat singkat (“bagus” atau “tidak ada”), sehingga pada tahap *final* kuesioner ditambahkan instruksi pengisian jawaban terbuka minimal 1–2 kalimat disertai alasan/ccontoh agar kualitas data teks lebih informatif untuk pelabelan dan klasifikasi sentimen. Nilai respons efektif *valid* dari pilot digunakan sebagai dasar estimasi jumlah sebar survei utama, yaitu sekitar 593 undangan minimal untuk mencapai target 377 respons *valid*.

$$N_{sent\_utama} = \frac{377}{0,6364} \approx 592,43 = 593$$

## 3.2. Algoritma sistem

### 3.2.1. Alur sistem klasifikasi sentimen

Alur sistem klasifikasi sentimen pada penelitian ini dimulai dari data kuesioner *Google Forms* yang diunduh dalam format CSV/Excel, kemudian diolah menjadi *dataset* teks berlabel untuk keperluan pelatihan dan pengujian model. Pada tahap implementasi, pembacaan data CSV dapat dilakukan menggunakan fungsi pembacaan data tabular sehingga data kuesioner tersusun dalam struktur data yang mudah dimanipulasi untuk proses berikutnya.



**Gambar 3.1. Alur Sistem Klasifikasi Sentimen**

Pada tahap pembersihan data awal, dilakukan seleksi respons untuk memastikan kualitas data teks yang akan diproses. Respons kosong atau hanya berisi simbol (“-”) dikeluarkan dari *dataset* karena tidak mengandung informasi opini yang dapat dianalisis. Respons sangat singkat yang tidak menyatakan kepuasan/ketidakpuasan secara eksplisit, seperti “tidak ada”, dikategorikan netral, sedangkan respons singkat yang menyatakan kondisi layanan baik (“lancar”, “tidak ada masalah”, “bagus”) dikategorikan positif. Aturan ini diterapkan secara konsisten agar proses pelabelan tiga kelas (positif–netral–negatif) memiliki pedoman yang jelas sebelum masuk ke tahap *Text preprocessing*. Dengan selesainya tahap pengumpulan data dan pelabelan, data berlabel selanjutnya

diproses melalui tahap *Text preprocessing* sebagai persiapan pembentukan fitur *TF-IDF* sebelum pelatihan model klasifikasi.

### 3.2.2. *Text preprocessing*

*Preprocessing* dilakukan untuk menormalkan dan membersihkan data teks sehingga variasi penulisan yang tidak relevan dapat dikurangi, serta fitur yang terbentuk menjadi lebih representatif untuk klasifikasi. Oleh karena itu, proses *preprocessing* dibutuhkan untuk meningkatkan kualitas data dan memaksimalkan performa model klasifikasi, dalam hal ini menggunakan algoritma *Naïve Bayes*. Untuk itu, dilakukan serangkaian tahapan *preprocessing* dengan urutan sebagai berikut:

- a. *Case Folding*: pada tahap ini, seluruh huruf dalam komentar diubah menjadi huruf kecil (*lowercase*). Hal ini dilakukan untuk menyamakan format penulisan, sehingga kata yang sama tetapi berbeda kapitalisasi tidak dianggap berbeda oleh sistem.
- b. *Tokenizing*: proses memecah komentar menjadi unit-unit kata atau token. Tahapan ini penting karena model klasifikasi bekerja pada level kata, bukan kalimat utuh.
- c. *Stopword Removal*: menghapus kata-kata sangat umum yang cenderung tidak selektif untuk membedakan dokumen, sehingga fitur lebih fokus pada kata bermakna terhadap sentimen.
- d. *Stemming Bahasa Indonesia*: mengubah kata berimbuhan menjadi bentuk dasar agar variasi morfologi tidak memperbesar dimensi fitur secara tidak perlu. Pada implementasi, *Stemming* dapat menggunakan pustaka *Stemming Bahasa Indonesia* seperti *PySastrawi*.

Seluruh proses *Preprocessing* ini bertujuan untuk mengurangi kompleksitas data, meningkatkan konsistensi penggunaan kata, serta memperbaiki akurasi dalam proses pembobotan kata (*TF-IDF*) dan klasifikasi sentimen menggunakan algoritma *Multinomial Naïve Bayes*.. Dengan data yang lebih bersih dan terstruktur, Model dapat lebih mudah mengenali pola sentimen dalam komentar-komentar yang dianalisis.

### 3.2.3. Pembobotan fitur *TF-IDF*

Setelah teks dipraproses, dokumen perlu direpresentasikan dalam bentuk numerik agar dapat diproses oleh algoritma *machine learning*. Pada penelitian ini digunakan *TF-IDF* (*Term Frequency–Inverse Document Frequency*), yaitu pembobotan yang menilai pentingnya sebuah kata dalam dokumen relatif terhadap koleksi dokumen. Prinsip *TF-IDF* dan *term-weighting* telah lama digunakan dalam *information retrieval* dan terbukti efektif sebagai representasi teks untuk berbagai tugas analisis dokumen.

Secara umum, bobot *TF-IDF* untuk sebuah *term t* pada dokumen *d* dapat dipahami sebagai kombinasi frekuensi kemunculan *term* pada dokumen (TF) dan kebalikan dari frekuensi dokumen yang memuat term tersebut (IDF), sehingga term yang sering muncul pada satu dokumen tetapi jarang muncul pada dokumen lain akan memiliki bobot lebih tinggi.

Dalam implementasi sistem, pembentukan matriks *TF-IDF* dapat dilakukan menggunakan komponen yang mengubah kumpulan dokumen teks menjadi matriks fitur *TF-IDF*. Hasil akhirnya berupa matriks sparse berukuran  $n \times m$ , di mana  $n$  adalah jumlah dokumen dan  $m$  adalah jumlah term dalam *vocabulary* yang terbentuk.

Secara matematis:

- a. TF untuk kata  $t$  pada dokumen  $d$ :

$$TF(t, d) = \frac{f(t,d)}{\sum_k f(k,d)} \dots\dots\dots (3.4)$$

Keterangan:

- 1)  $TF(t, d)$  = frekuensi kata  $t$  dalam dokumen  $d$
- 2)  $f(t, d)$  = jumlah kemunculan kata  $t$  pada dokumen  $d$
- 3)  $\sum_k f(k, d)$  = jumlah seluruh kata dalam dokumen  $d$

- b. IDF untuk kata  $t$ :

$$IDF(t) = \log \left( \frac{N}{df(t)} \right) \dots\dots\dots (3.5)$$

Keterangan:

- 1)  $N$  = jumlah seluruh dokumen
- 2)  $df(t)$  = jumlah dokumen yang mengandung kata  $t$

- c. Bobot TF-IDF:

$$TF-IDF(t, d) = TF(t, d) \times IDF(t) \dots\dots\dots (3.6)$$

#### 3.2.4. Klasifikasi *multinomial naïve bayes*.

*Naïve Bayes* merupakan pendekatan klasifikasi probabilistik yang menggunakan Teorema Bayes dengan asumsi independensi bersyarat antar fitur. Walaupun asumsi ini “naif”, *Naïve Bayes* sering memberikan performa yang kompetitif pada klasifikasi teks karena fitur teks umumnya berdimensi tinggi dan bersifat sparse. (McCallum & Nigam, 2021)

Varian yang digunakan pada penelitian ini adalah *Multinomial Naïve Bayes*, yang memodelkan dokumen sebagai distribusi *Multinomial* atas term (kata), sehingga mempertimbangkan informasi frekuensi kemunculan kata dalam

dokumen. Dalam konteks klasifikasi teks, pendekatan *Multinomial* ini banyak digunakan dan dibandingkan dengan model lain pada studi klasik klasifikasi teks. Pada implementasi *modern*, *MultinomialNB* umum dipakai untuk fitur diskrit seperti *word counts*. Namun dokumentasi *scikit-learn* juga menjelaskan bahwa dalam praktik, fitur “pecahan” seperti *TF-IDF* sering tetap bekerja dengan baik untuk klasifikasi teks.

Untuk menghindari probabilitas nol pada kata yang tidak muncul di data latih suatu kelas, *MultinomialNB* menerapkan smoothing (*Laplace/add-one*) yang secara praktis dikontrol oleh parameter  $\alpha$ . Smoothing ini penting karena pada klasifikasi dokumen, satu kata dengan probabilitas nol dapat membuat skor kelas menjadi nol ketika menggunakan perkalian probabilitas.

(Xu, 2021), Probabilitas dokumen X termasuk kelas C dihitung dengan:

$$P(C | X) \propto P(C) \times \prod_{i=1}^n P(x_i | C) \dots\dots\dots(3.7)$$

Keterangan symbol:

- a. C= kelas/label sentimen (positif, netral, negatif).
- b. X= dokumen/komentar yang akan diklasifikasi (isi teks).
- c.  $x_i$ = fitur ke- $i$  dari dokumen X(biasanya kata/term). Bisa dipahami sebagai kata ke- $i$  (token) dalam dokumen, atau fitur kata yang dipakai.
- d.  $n$ = jumlah fitur yang dihitung pada dokumen (jumlah token, atau jumlah term yang dipertimbangkan).

Rumus *likelihood* untuk *Multinomial Naïve Bayes* .:

$$P(x_i | C) = \frac{N_{C,x_i} + 1}{\sum_k N_{C,x_k} + |V|} \dots\dots\dots(3.8)$$

Keterangan:

- a.  $N_{C,x_i}$  = jumlah kemunculan kata  $x_i$  di seluruh dokumen latih yang berlabel kelas  $C$ .
- b.  $\sum_k N_{C,x_k}$  = total semua kemunculan seluruh kata (total token) pada kelas  $C$ .
- c.  $|V|$  = ukuran *vocabulary* (jumlah kata unik dalam kamus).
- d. Penambahan +1 adalah teknik *Laplace Smoothing* untuk menghindari pembagian nol.

Kalau sebuah kata tidak pernah muncul pada kelas  $C$  (jadi  $N_{C,x_i} = 0$ ), tanpa *smoothing* maka  $P(x_i | C) = 0$  dan seluruh hasil perkalian jadi 0, padahal kata itu bisa saja muncul di data uji.

### 3.2.5. Evaluasi model

Evaluasi model dilakukan untuk menilai kemampuan model dalam mengklasifikasikan sentimen pada data yang tidak digunakan saat pelatihan. Pada penelitian ini digunakan skema *train-test split* 80:20 dengan *stratify* agar distribusi kelas pada data latih dan data uji tetap proporsional, yang penting pada klasifikasi multi-kelas ketika jumlah data per kelas berpotensi tidak seimbang.

Kinerja model dianalisis menggunakan *Confusion Matrix* untuk melihat pola kesalahan prediksi antarkelas, kemudian dihitung metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Metrik-metrik ini lazim digunakan untuk mengevaluasi model klasifikasi (termasuk multi-kelas) karena dapat menggambarkan ketepatan prediksi secara keseluruhan maupun ketepatan per kelas.

Untuk memudahkan pelaporan metrik per kelas (positif, netral, negatif) beserta ringkasan rata-rata, sistem dapat menghasilkan *classification report* yang berisi presisi, *recall*, *F1-score*, dan support untuk tiap kelas. Praktik pelaporan ini

membantu interpretasi kinerja model secara lebih informatif dibanding hanya melaporkan akurasi tunggal.

Berdasarkan *Confusion Matrix*, beberapa metrik yang digunakan antara lain (Chen et al., 2023):

- a. Akurasi (*Accuracy*), Mengukur proporsi prediksi yang benar terhadap seluruh data uji. Semakin tinggi akurasi, semakin baik model dalam memprediksi secara keseluruhan.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \dots\dots\dots (3.9)$$

- b. Presisi (*Precision*), Mengukur ketepatan prediksi positif, yaitu dari seluruh data yang diprediksi sebagai suatu kelas, berapa banyak yang benar. *Precision* penting untuk mengukur kualitas prediksi positif agar tidak banyak *false positive*.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \dots\dots\dots (3.10)$$

- c. *Recall*, mengukur kemampuan model menangkap seluruh data yang benar-benar termasuk dalam suatu kelas tertentu. Dari semua data aktual positif, berapa banyak yang berhasil diprediksi positif. *Recall* penting untuk menghindari *false Negative*.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \dots\dots\dots (3.11)$$

- d. *F1-score*, rata-rata harmonik antara *precision* dan *recall*.

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \dots\dots\dots (3.12)$$

*F1-score* sangat berguna ketika distribusi kelas tidak seimbang. Berbagai penelitian analisis sentimen melaporkan nilai akurasi dan *F1-score* sebagai indikator utama performa model (Rahmaliyadi & Maridjan, 2025).

### 3.3. Pemodelan dan perancangan sistem

#### 3.3.1. Arsitektur sistem

Arsitektur sistem dirancang sederhana agar mudah diimplementasikan dan dipelihara, namun tetap mencakup seluruh kebutuhan penelitian. Secara konseptual, sistem terdiri dari tiga komponen utama:

- a. Lapisan data: penyimpanan *dataset* kuesioner, label manual, dan hasil prediksi. Prinsip penyusunan basis data relasional mengacu pada konsep model relasional untuk menjaga konsistensi dan mengurangi redundansi data.
- b. Lapisan proses: modul *preprocessing*, *TF-IDF*, pelatihan/pengujian *MultinomialNB*, serta evaluasi metrik. Implementasi dapat memanfaatkan pustaka standar yang umum digunakan di klasifikasi teks (*pandas* dan *scikit-learn*).
- c. Lapisan presentasi: antarmuka untuk impor data, pelabelan, menjalankan pelatihan, melihat metrik evaluasi, dan *Dashboard* ringkas (proporsi sentimen + daftar komentar per kelas). Prinsip *Dashboard* menekankan penyajian informasi penting secara ringkas dan mudah dipahami.

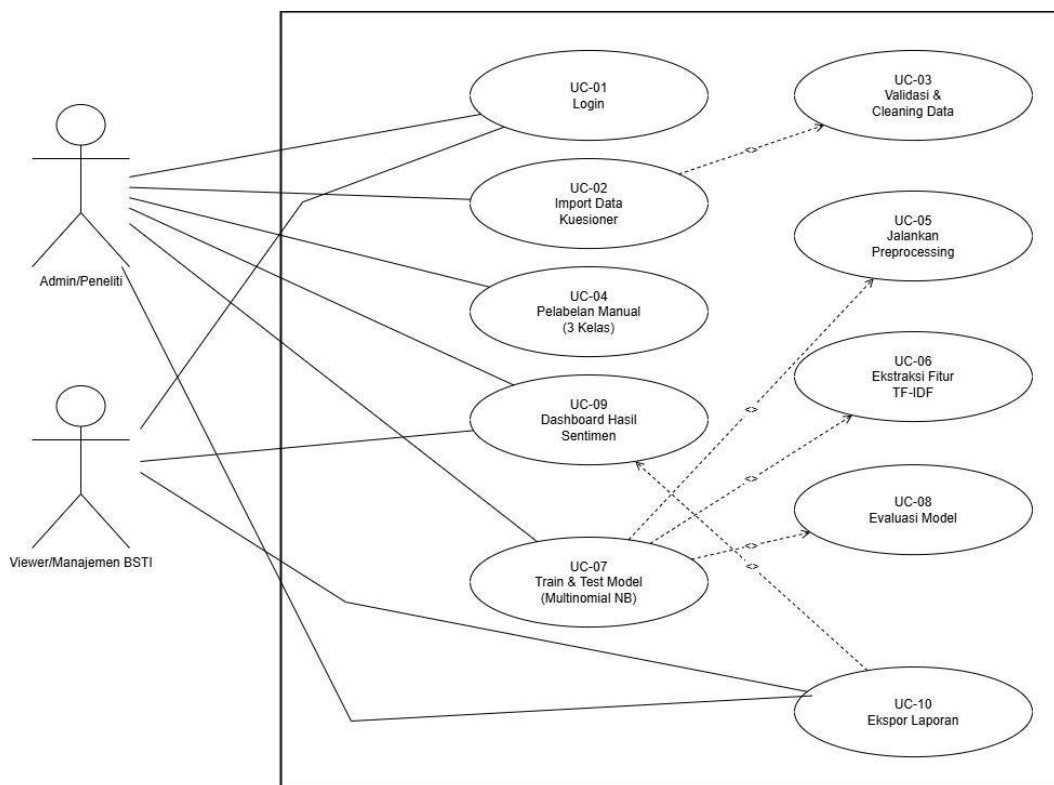
#### 1.3.2. Pemodelan UML

Pemodelan UML digunakan untuk menggambarkan fungsi sistem dan alur interaksi pengguna secara formal. UML merupakan standar notasi pemodelan yang digunakan untuk memvisualisasikan dan mendokumentasikan artefak sistem perangkat lunak. Diagram UML yang relevan untuk sistem ini meliputi:

- a. *Use Case Diagram*: *Use case* diagram digunakan untuk memvisualisasikan hubungan antara aktor dan fungsionalitas sistem dalam bentuk *use case*,

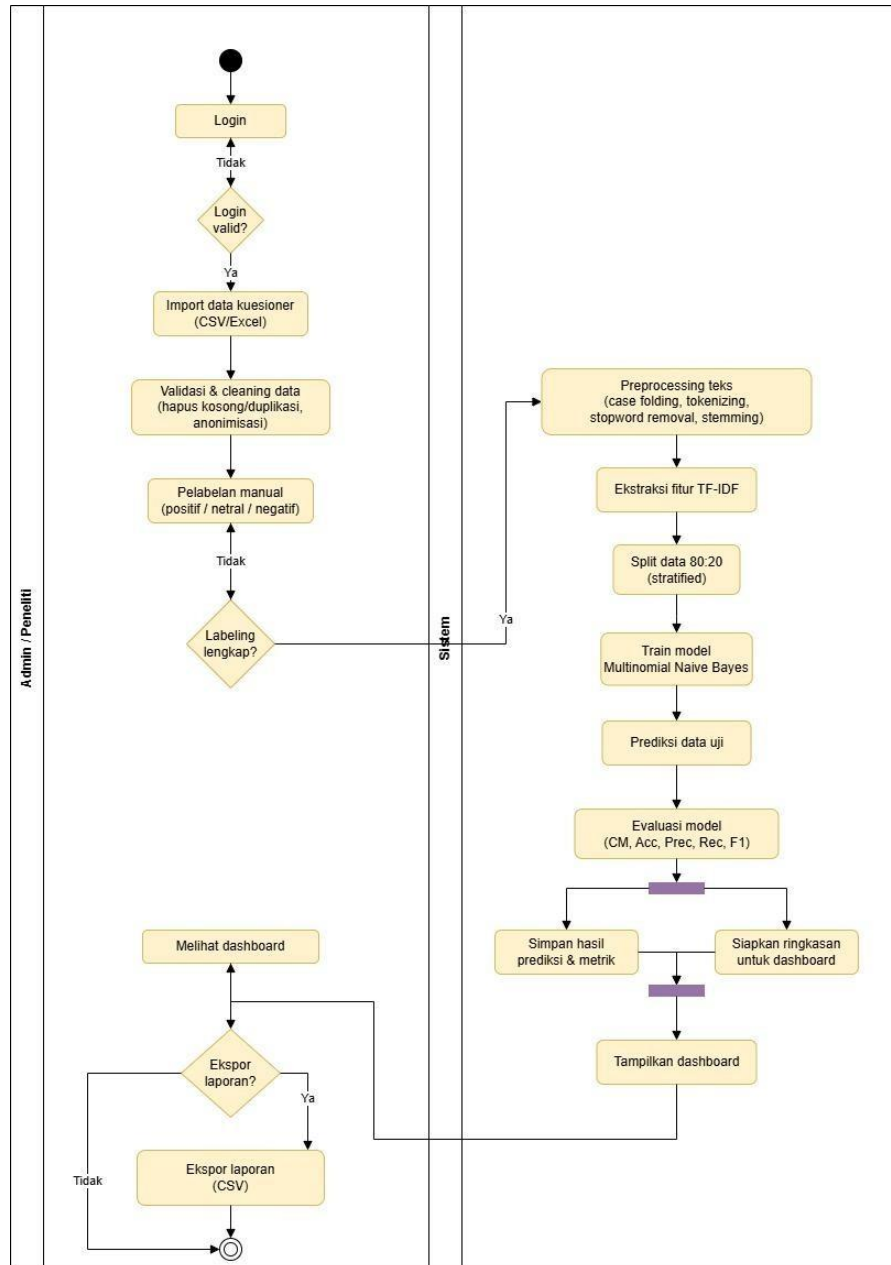
serta menjelaskan ruang lingkup layanan yang disediakan sistem. Pada sistem klasifikasi sentimen kuesioner ini, aktor utama adalah *Admin/Peneliti* yang berperan mengelola seluruh proses pemrosesan teks mulai dari impor data hingga evaluasi model. Secara opsional dapat ditambahkan aktor *Viewer/Manajemen* yang hanya memiliki hak untuk melihat *Dashboard* dan mengunduh laporan. Pendefinisian aktor dan *use case* membantu menjelaskan kebutuhan fungsional sistem kepada pengguna dan pengembang. (Narulita et al., 2024)

Diagram *use case* menggambarkan bahwa seluruh fungsi teknis (*import, preprocessing, Training, evaluasi*) berpusat pada *Admin/Peneliti*, sedangkan *Viewer/Manajemen* hanya berinteraksi dengan fungsi *monitoring (Dashboard, laporan)*, sejalan dengan praktik perancangan sistem informasi berbasis UML di berbagai *domain*.



**Gambar 3.2. Use Case Diagram**

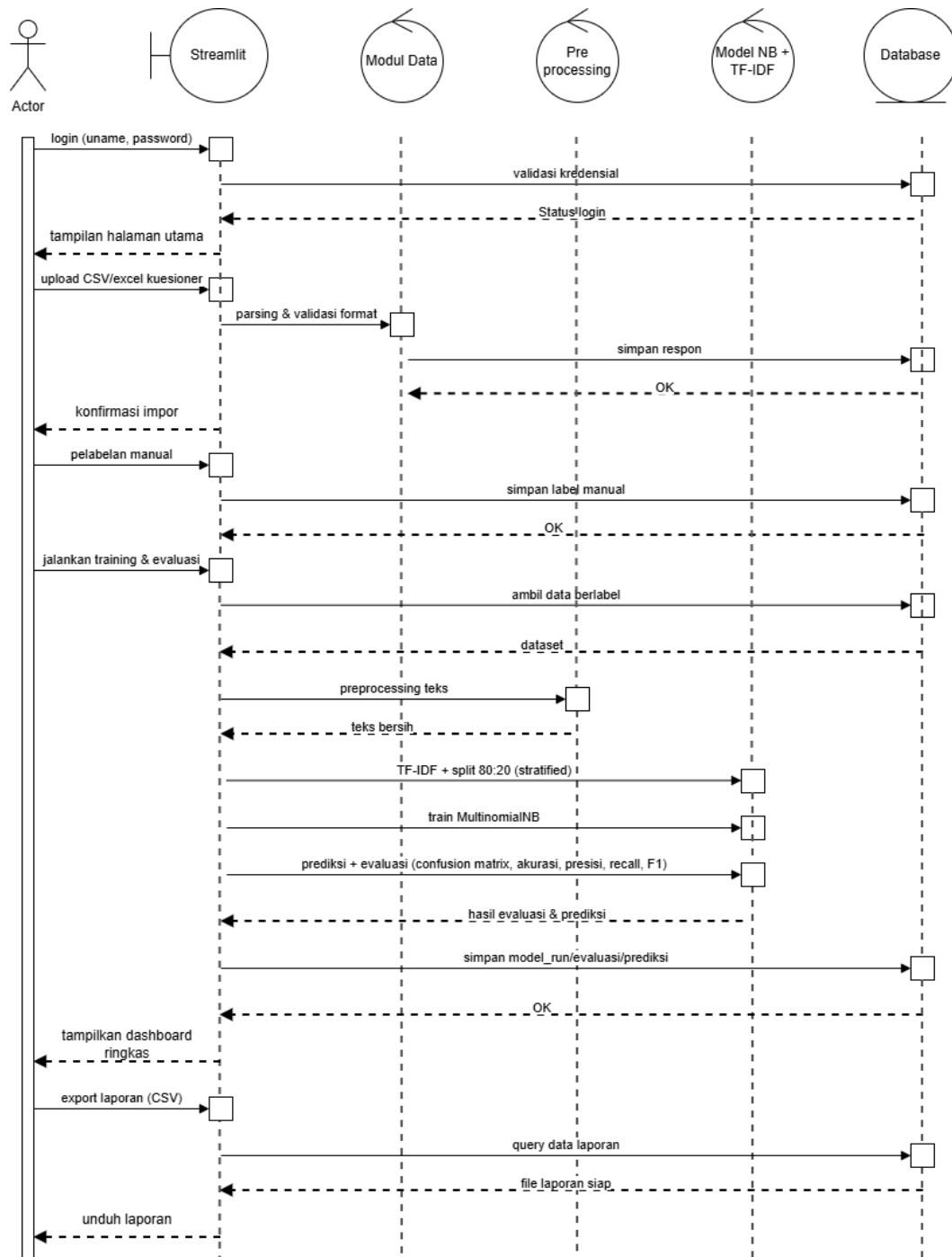
- b. *Activity Diagram*: Activity diagram merepresentasikan alur aktivitas dari awal hingga akhir proses di dalam sistem, termasuk keputusan dan kemungkinan proses *parallel*.



**Gambar 3.3. Activity Diagram**

- c. *Sequence Diagram*: Sequence Diagram digunakan untuk menggambarkan urutan interaksi antara aktor dan komponen sistem pada saat proses klasifikasi sentimen dijalankan. Diagram ini menunjukkan aliran proses

mulai dari login, impor data kuesioner (CSV/Excel), pembersihan dan validasi data, pelabelan manual tiga kelas, hingga tahap pemrosesan otomatis yang meliputi *preprocessing* teks, ekstraksi fitur TF-IDF, pelatihan dan pengujian model *Multinomial Naïve Bayes*, serta evaluasi kinerja. Hasil evaluasi dan prediksi kemudian disimpan dan ditampilkan pada *Dashboard*, serta dapat diekspor dalam bentuk laporan untuk kebutuhan dokumentasi dan evaluasi layanan.



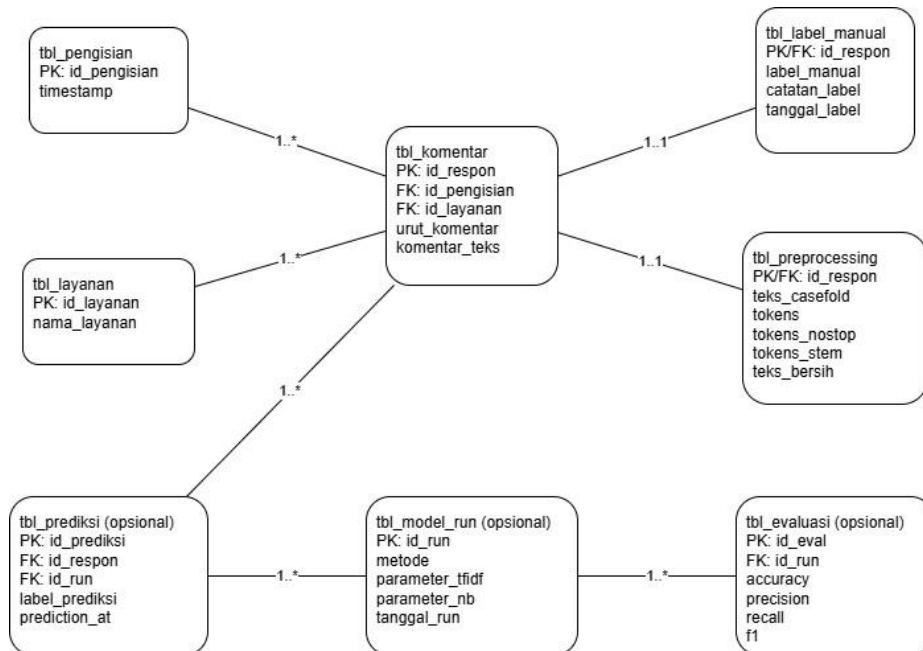
**Gambar 3.4. Sequence Diagram**

### 1.3.3. Perancangan basis data

Perancangan basis data pada penelitian ini bertujuan menyediakan penyimpanan terstruktur untuk data respon kuesioner (komentar), label manual sebagai *ground truth* untuk metode *supervised learning*, serta hasil pengolahan teks

(*preprocessing*) yang menjadi *input* pada tahap ekstraksi fitur dan klasifikasi sentimen. Basis data menggunakan pendekatan relasional karena data yang dikelola bersifat terstruktur, membutuhkan integritas referensial, serta perlu mendukung keterlacakan (*traceability*) dari komentar asli hingga data hasil *preprocessing*. Pendekatan relasional dipilih karena memodelkan data dalam bentuk relasi/tabel dengan aturan konsistensi melalui penggunaan *primary key* (PK) dan *foreign key* (FK).

Agar data tidak berulang dan mudah dipelihara, rancangan tabel disusun dengan prinsip normalisasi dasar untuk meminimalkan redundansi dan mencegah anomali pembaruan. Selain itu, penelitian ini menerapkan anonimisasi sehingga basis data tidak menyimpan identitas langsung responden (misalnya nama, email, atau NIM). Dengan demikian, data yang disimpan berfokus pada opini/umpan balik terkait layanan SI/TI dan identitas teknis dokumen berupa *id\_respon* dan *id\_pengisian*.



**Gambar 3.5. ERD Sistem Klasifikasi Sentimen**

Gambar 3.5 ERD Sistem Klasifikasi Sentimen menampilkan rancangan ERD (*Entity Relationship Diagram*) sistem yang digunakan. ERD ini menggambarkan entitas utama dan hubungan antar entitas yang menjadi dasar pembentukan skema relasional pada tahap implementasi. Model ER digunakan untuk memetakan entitas dan relasinya sebelum diimplementasikan menjadi tabel dalam DBMS.

#### **1.3.4. Perancangan antarmuka (user interface)**

Perancangan antarmuka (*User Interface/UI*) pada penelitian ini bertujuan menyediakan tampilan sistem yang sederhana namun mampu mendukung seluruh proses penelitian, mulai dari impor data kuesioner, pelabelan manual, pelatihan dan evaluasi model, hingga penyajian hasil klasifikasi sentimen dalam bentuk *Dashboard*. UI dirancang berorientasi tugas (*task-oriented*) sehingga pengguna (*Admin/Peneliti*) dapat menjalankan alur kerja penelitian dengan langkah *minimal* dan navigasi yang jelas. Prinsip perancangan antarmuka mengacu pada konsep *usability* seperti konsistensi, visibilitas status sistem, dan pencegahan kesalahan agar sistem mudah digunakan dan mengurangi kesalahan *input* selama proses penelitian.

Sistem menggunakan dua peran: *Admin/Peneliti* sebagai pengguna utama yang dapat mengelola data dan menjalankan proses klasifikasi, serta *Viewer/Manajemen* yang hanya dapat melihat hasil *Dashboard* dan laporan. Pembatasan hak akses bertujuan menjaga integritas data, khususnya data pelabelan manual dan hasil *run model*.

Rancangan Halaman dan Komponen Utama

- a. **Impor Data:** Halaman ini digunakan untuk memasukkan data hasil kuesioner *Google Forms* ke dalam sistem.

**Gambar 3.6. Rancangan Halaman *Import Data***

- b. **Labeling Data:** menampilkan daftar komentar dan *dropdown* label (positif/netral/negatif).

**Gambar 3.7. Rancangan Halaman *Labeling Data***

- c. **Training & Evaluasi:** tombol jalankan proses (*preprocessing* → *TF-IDF* → *split* → *Train* → evaluasi) dan menampilkan metrik serta *Confusion Matrix*.



**Gambar 3.10. Rancangan Halaman *Export***

### 1.3.5. Tools dan teknologi yang digunakan

Perangkat yang digunakan disesuaikan dengan kebutuhan implementasi sistem dan pemodelan klasifikasi, dengan fokus pada tool yang stabil dan umum dipakai untuk *text classification*:

- a. Bahasa Pemrograman: Sistem dikembangkan menggunakan *Python* sebagai bahasa utama untuk proses *data preparation*, *Text preprocessing*, ekstraksi fitur, pelatihan model, evaluasi, dan penyajian hasil.
- b. *Library/Framework* Utama
  - 1) *Pandas* digunakan untuk membaca file CSV/Excel, melakukan pembersihan data awal (duplikasi/kosong), serta menyiapkan struktur data tabular sebelum diproses lebih lanjut.
  - 2) *Scikit-learn* digunakan untuk implementasi pemrosesan fitur dan model klasifikasi. *TF-IDF* melalui *TfidfVectorizer* untuk mengubah teks menjadi representasi numerik, *Multinomial Naïve Bayes*. melalui *MultinomialNB* untuk klasifikasi sentimen tiga kelas.

- 3) *Sastrawi* (stemmer Bahasa Indonesia) digunakan untuk proses *Stemming* agar kata berimbuhan direduksi ke bentuk dasar, sehingga fitur teks lebih konsisten.
- 4) *Matplotlib* digunakan untuk visualisasi sederhana (grafik proporsi sentimen) yang ditampilkan pada *Dashboard* dan/atau laporan.
- 5) *Streamlit* digunakan sebagai kerangka kerja antarmuka/*Dashboard* karena memungkinkan pembuatan aplikasi dan *Dashboard* berbasis *Python* dengan implementasi yang relatif ringkas dan cepat.

c. Tools pendukung Pengembangan

- 1) *Visual Studio Code* digunakan sebagai *editor/IDE* untuk pengembangan program *Python* dan pengelolaan proyek.
- 2) *Jupyter Notebook/JupyterLab* digunakan untuk eksperimen awal (uji *preprocessing*, uji *TF-IDF*, dan uji model) sebelum diintegrasikan ke sistem.
- 3) *Draw.io* digunakan untuk penyusunan diagram perancangan (*Use Case*, *Activity Diagram*, dan *ERD*) sebagai dokumentasi desain sistem.

## **BAB IV**

### **IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM**

#### **4.1. Kebutuhan sistem**

Kebutuhan sistem pada penelitian ini dirumuskan sebagai spesifikasi minimal yang harus dipenuhi agar sistem analisis sentimen dapat dibangun, dijalankan, dan dievaluasi secara terukur berdasarkan data kepuasan layanan Sistem Informasi yang dikumpulkan. Perumusan kebutuhan difokuskan pada aspek data karena kualitas dan struktur data akan secara langsung menentukan keberhasilan tahapan proses.

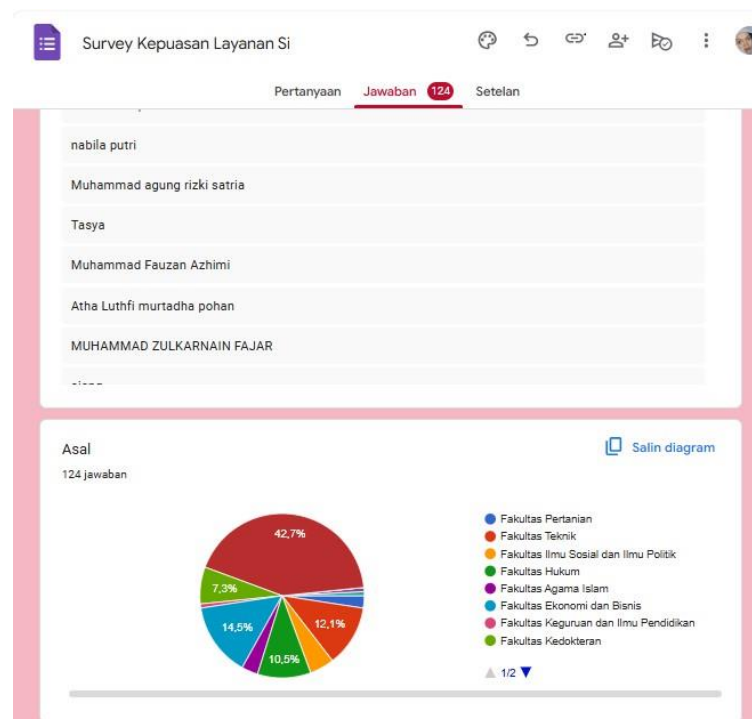
##### **4.1.1. Sumber dan perolehan data**

Data penelitian diperoleh melalui penyebaran kuesioner kepuasan layanan Sistem Informasi kepada responden mahasiswa. Berdasarkan perhitungan kebutuhan sampel pada Bab III, jumlah responden ideal yang diharapkan adalah 377 responden dengan sebaran minimal per fakultas. Namun, pada pelaksanaan pengumpulan data terdapat keterbatasan waktu dan kesulitan memperoleh responden sesuai target, sehingga penyebaran kuesioner dilakukan kepada 200 responden yang dapat dijangkau. Dari penyebaran tersebut diperoleh 124 responden yang mengisi kuesioner dan dinyatakan valid untuk diolah. Oleh karena itu, hasil penelitian ini difokuskan pada implementasi dan pengujian sistem analisis sentimen berdasarkan data yang terkumpul, dengan catatan bahwa representasi per fakultas tidak sepenuhnya memenuhi target ideal sehingga generalisasi hasil survei per fakultas bersifat terbatas.

Kepada 200 target responden ( $N_{sent} = 200$ ) dan menghasilkan 124 respons masuk ( $N_{return} = 124$ ), sehingga *Response rate* (tingkat respon):

$$RR = \frac{N_{return}}{N_{sent}} \times 100\% = \frac{124}{200} \times 100\% = 62\%$$

Dengan demikian, tingkat respon kuesioner pada penelitian ini adalah 62%, dan seluruh respons yang masuk telah diseleksi sehingga 124 data dinyatakan valid untuk diproses pada tahap analisis sentimen. Kuesioner dikumpulkan menggunakan *Google Forms* dan diekspor dalam format CSV sebagai data mentah.



**Gambar 4.1. Respon dari *Google Forms***

#### 4.1.2. Bentuk data mentah (*raw data*)

Data mentah masih berbentuk format *wide*, yaitu satu baris merepresentasikan satu responden dengan beberapa kolom jawaban. *Dataset* mentah berisi kolom *Timestamp* serta kolom-kolom pertanyaan kuesioner, termasuk pertanyaan terbuka (komentar teks) yang menjadi fokus analisis sentimen.

1	Timestamp	Nama	Asal	Semester	Perangkat	Seberapa	Masalah y	Ap	Po	Po	Inf	Se	Caritakan pengalaman Anc	Apr	My	My	Mu	Sec	Caritakan pengela
112	05/02/2026 15:55:05	RIZKA WULAN	Fakultas Kedol	1	Android	Hampir setiap	Lambat/loadin	Ya	4	4	4	4	Pengalaman saya mengguna	Ya	3	3	4	4	Pengalaman saya ri
113	05/02/2026 15:58:38	Chelsea Adeyi	Fakultas Ilmu s	2	Android	Beberapa kali c	Server down, h	Ya	4	4	4	4	menurut aku sih jadi mudah bu	Ya	4	4	4	4	(*) ngumpuln tugas (-) kadang webnya s
114	05/02/2026 16:02:46	HABIB ARRAS	Fakultas Perta	2	Android	Hampir setiap	Login/akses al	Ya	1	3	1	2	Portal nya bagus,minus nya ser	Ya	2	1	1	2	My class umsu bag
115	05/02/2026 16:11:27	Muhammad aj	Fakultas Huka VIII		Android	Beberapa kali c	Error aplikasi	Ya	3	2	3	2	Aplikasi layanan portal nya cu	Ya	5	5	5	5	Aplikasi My class se
116	05/02/2026 16:22:36	Alifia	Fakultas Agam	2	Android	Beberapa kali c	Error dan terak	Ya	4	3	4	3	Kendala diportal kmin mau bu	Ya	4	3	3	4	Untuk saat ini saya i Dari awal membuka Dan paling error kdn
117	05/02/2026 16:26:06	Muhammed D	Fakultas Ilmu f	2	Android	Hampir setiap	WiFi susah kor	Ya	5	3	5	3	Website portal kadang error, ga	Ya	5	5	5	5	No offense, my clas
118	05/02/2026 16:58:26	Maghfirah	Fakultas Kegu	2	Android	Hampir setiap	Lambat/loadin	Ya	5	4	5	4	Webitenya sudah bagus dan n	Ya	4	4	5	5	Myclass umsu sang
119	05/02/2026 17:37:48	Tenang Tariga	Fakultas Agam	2	Android	Hampir setiap	Login/akses al	Ya	5	5	5	5	tidak ada soalnya penggunaan	Tidak	4	5	5	5	mudah di gunakan
120	05/02/2026 19:23:18	Hanzagra	Fakultas Ilmu s	7	Android	Hampir setiap	Login/akses al	Ya	4	4	5	5	Secara umum sebenarnya porti	Ya	5	5	5	4	Yang buruk itu dose
121	05/02/2026 20:04:23	siti fatia priney	Fakultas Ilmu s	6	IOS	Beberapa kali c	Lambat/loadin	Ya	4	4	4	4	terkadang ketika lagi ramai mal	Ya	4	4	4	4	sejauh ini saya tidak
122	05/02/2026 20:28:20	Andul fattah m	Ilmu komunika	2	Android	Hampir setiap	Server down	Ya	5	5	5	5	Pengalaman saya lumayan bun	Ya	5	5	5	5	Pengalaman saya b
123	06/02/2026 7:12:11	Febriand Rizki	Fakultas Teknol	2	Android	Hampir setiap	Lambat/loadin	Ya	5	5	5	5	Server sering down jh saya me	Ya	5	5	5	5	Kalau my class sih l Contohnya saat say
124	06/02/2026 23:12:28	Dara ayudhia	Fakultas Ilmu f	8	Android	Beberapa kali c	Login/akses al	Ya	5	5	5	5	tampilan bagus membuat infor	Ya	2	1	2	2	tampilannya bikin bi
125	08/02/2026 0:41:57	Kavita Ashana	Fakultas Ilmu f	4	Android	Beberapa kali c	Server down, L	Ya	4	3	3	3	salah satunya perlu beberapa k	Tidak	2	3	3	3	ya ya begitulah
126																			

**Gambar 4.2. Hasil Jawaban Diekspor Dalam Format CSV**

### 4.1.3. Pembentukan data dokumen komentar

Fokus data yang digunakan pada analisis sentimen adalah jawaban komentar teks pada lima layanan, yaitu Portal Akademik, MyClass, WiFi Kampus, *Helpdesk/Technical Support*, serta Saran Peningkatan. Setiap responden memberikan jawaban komentar untuk kelima layanan tersebut, sehingga jumlah dokumen teks yang diperoleh adalah:

$$124 \text{ responden} \times 5 \text{ komentar} = 620 \text{ dokumen komentar}$$

Agar setiap komentar dapat diproses sebagai satu dokumen teks, data diubah dari format *wide* menjadi format *long*. Transformasi ini dilakukan dengan memecah setiap baris responden menjadi 5 baris komentar sesuai layanan, sehingga satu baris hanya berisi satu komentar. Pada format *long*, setiap baris memuat informasi layanan dan komentar yang sesuai. Pada tahap ini juga ditambahkan kolom layanan untuk menandai asal komentar (Portal, MyClass, WiFi, Helpdesk, atau Saran).

A1	B	C	D
597	05/02/2026 20:04	Portal Akademik	terkadang ketika lagi ramai mahasiswa yg menggunakan portal menjadi lelet dan sering error
598	05/02/2026 20:04	MyClass UMSU	sejauh ini saya tidak pernah mengalami masalah di my class umsu
599	05/02/2026 20:04	WiFi Kampus	di fisp sering sekali lelet dan ketika sudah terhubung sering kali terputus
600	05/02/2026 20:04	Helpdesk/Techni	saya belum pernah menggunakannya
601	05/02/2026 20:04	Saran Peningkat	lebih baik saja kedepannya
602	05/02/2026 20:28	Portal Akademik	Pengalaman saya lumayan buruk, di bagian pembayaran uang kuliah yang di mana itu gak bisa langsung dari apk nya harus dari link google dudu dan di ubah dari situ, seandainya bisa langsung dari aplikasi
603	05/02/2026 20:28	MyClass UMSU	Pengalaman saya baik, karena sejauh ini untuk pengumpulan tugas atau absensi itu mudah
604	05/02/2026 20:28	WiFi Kampus	Sejauh ini baik, karena jika paket data saya habis bisa menggunakan wifi umsu dan bisa untuk kirim pesan mau itu di walig
605	05/02/2026 20:28	Helpdesk/Techni	Untuk sekarang belum ada menggunakan itu, tapi kawan saya ada dan sangat sigap untuk membantu
606	05/02/2026 20:28	Saran Peningkat	Untuk lebih kelat terhadap mahasiswa yang merokok, mau itu di depan kantin/di lorong, koridor dan di kamar mandi. Karena itu sangat mengganggu untuk saya yg tidak merokok
607	06/02/2026 7:12	Portal Akademik	Server sering down. Yh saya menggunakan e learning sering keluar masuk sendiri contohnya saat ngok tugas di learning linknya sering g bisa dipencet semoga makin gapang digunakan
608	06/02/2026 7:12	MyClass UMSU	Kalau my class sih bisa saya gunakan dengan baik karna gampang dimengerti TPI ada satu yg kurang kadang mau absen sering g bisa sampai lama kl. Contohnya saat saya mau absen di my class pelepasan
609	06/02/2026 7:12	WiFi Kampus	Kalau wifi nya emng gampang dipake jaringan pun lancar aj. TPI pernah wifi g bisa di konek contohnya saat mau pakai wifi nya sering kali g bisa konek ke hp saya
610	06/02/2026 7:12	Helpdesk/Techni	Yh saya g bisa brnyk ya karna saya jarang menggunakan itu dan saya fokus cuman di my classd
611	06/02/2026 7:12	Saran Peningkat	Semoga makin berkembang lah. Contohnya semoga makin bisa digunakan lah
612	06/02/2026 23:12	Portal Akademik	tampilan bagus membuat informasi mudah dipahami, tetapi website sering logout sendiri ataupun error saat terlalu lama di akses
613	06/02/2026 23:12	MyClass UMSU	tampilannya bikin bingung, proses loading sistem juga lama
614	06/02/2026 23:12	WiFi Kampus	kuualitas wifi di setiap lantai berbeda, selain itu performanya lebih sering buruk
615	06/02/2026 23:12	Helpdesk/Techni	responnya lama, sekiranya ngerespon ga menjawab pertanyaan
616	06/02/2026 23:12	Saran Peningkat	untuk pelayanan baiknya lebih sigap lagi karna tingkat urgensi orang beda', lebih informatif lagi
617	08/02/2026 0:41	Portal Akademik	salah satunya perlu beberapa kali login ke portal, terkadang keluar sendiri
618	08/02/2026 0:41	MyClass UMSU	ya begitulah
619	08/02/2026 0:41	WiFi Kampus	cukup bermanfaat saat dibutuhkan
620	08/02/2026 0:41	Helpdesk/Techni	tidak ada pengalaman
621	08/02/2026 0:41	Saran Peningkat	lebih baik lagi

**Gambar 4.3. Dataset Format Long (1 Baris = 1 Komentar)**

#### 4.1.4. Atribut data yang dibutuhkan untuk pemrosesan

*Dataset* yang digunakan dalam pemrosesan dan pengujian *system* memerlukan atribut-atribut utama sebagai berikut:

**Tabel 4.1. Atribut Dataset yang Digunakan Dalam Penelitian**

No	Atribut	Deskripsi
1	<i>id_respon</i>	Identitas unik untuk setiap dokumen komentar
2	<i>timestamp</i>	Waktu responden mengisi kuesioner
3	<i>layanan</i>	Kategori layanan (Portal/MyClass/WiFi/Helpdesk/Saran)
4	<i>komentar_teks</i>	Teks komentar yang dianalisis
5	<i>label_manual</i>	Kelas sentimen (positif/netral/negatif)
6	<i>catatan_label</i>	Catatan opsional jika komentar ambigu
7	<i>id_pengisian</i>	ID responden (untuk pelacakan internal)

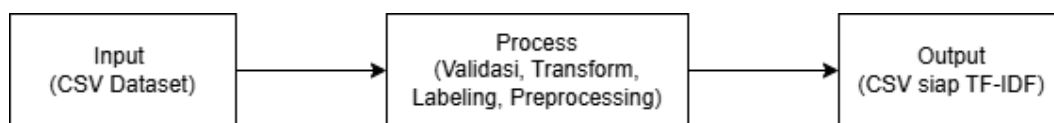
Setelah *dataset long* terbentuk, dilakukan pelabelan sentimen untuk membentuk *dataset supervised learning*. Pelabelan menggunakan tiga kelas, yaitu positif, netral, dan negatif. Hasil pelabelan menghasilkan *dataset* yang siap masuk ke tahap *preprocessing* dan pembentukan model.

#### 4.2. Implementasi Sistem

Implementasi sistem pada penelitian ini merealisasikan rancangan kebutuhan data ke dalam sebuah alur pengolahan yang dapat dijalankan secara komputasional untuk menghasilkan *dataset* siap pemodelan.

#### 4.2.1. Arsitektur sistem

Arsitektur sistem pada penelitian ini dirancang untuk memproses data komentar kuesioner secara terstruktur mulai dari *input* data hingga menghasilkan *output dataset* yang siap digunakan pada tahap pemodelan. Secara umum, sistem mengikuti alur *Input–Process–Output* (IPO). *Input* berupa file *dataset* berformat CSV (mengacu pada kebutuhan data pada Subbab 4.1). Pada bagian proses, sistem menjalankan beberapa tahapan utama, yaitu validasi kolom, transformasi data, pembuatan identitas data (*id\_respon*), pelabelan (*label\_manual*), serta *preprocessing* teks hingga menghasilkan teks bersih (*teks\_bersih*). *Output* dari sistem berupa *dataset* terolah yang siap digunakan untuk tahapan ekstraksi fitur (TF-IDF) dan klasifikasi.



Gambar 4.4. Diagram Arsitektur *Input-Process-Output*

#### 4.2.2. Implementasi modul pengolahan data

Modul pengolahan data diimplementasikan untuk melakukan impor *dataset*, pemeriksaan format, serta transformasi data agar siap digunakan pada tahap pelabelan dan pemodelan. *Input* modul berupa berkas CSV hasil ekspor kuesioner *Google Forms* yang diseragamkan penamaannya menjadi *raw\_gform.csv* dan digunakan sebagai sumber data mentah. Implementasi dilakukan menggunakan bahasa pemrograman *Python* dengan pustaka *pandas* pada lingkungan pengembangan Visual Studio Code.

Pada tahap impor, sistem membaca berkas menggunakan fungsi *read\_csv()* dengan *encoding* UTF-8-SIG untuk menjaga kompatibilitas terhadap format CSV

*Google Forms*. Selanjutnya, sistem melakukan validasi kolom untuk memastikan variabel kunci tersedia, mencakup *Timestamp* serta kolom komentar terbuka yang merepresentasikan layanan (Portal Akademik/Web, MyClass UMSU, WiFi Kampus, *Helpdesk/Technical Support*, dan Saran Peningkatan). Karena penamaan kolom *Google Forms* cenderung panjang dan bervariasi, sistem menerapkan mekanisme *auto-detect* berbasis kata kunci untuk mengidentifikasi kolom komentar secara otomatis.

Setelah validasi berhasil, data yang semula berbentuk *wide* (satu baris per responden) ditransformasikan menjadi *long* (satu baris per komentar) sehingga setiap komentar diperlakukan sebagai satu dokumen teks. Untuk memastikan keterlacakan, sistem menambahkan identitas unik berupa *id\_respon* dengan format tiga digit nomor pengisian dan dua digit urutan layanan (misalnya 001-01), serta mempertahankan atribut waktu pengisian (*timestamp*) pada setiap dokumen hasil transformasi. *Output* tahap ini disimpan sebagai *dataset* hasil transformasi pada file *dataset\_long\_620.csv*, yang selanjutnya digunakan sebagai *input* pada proses pelabelan manual, *preprocessing*, dan pelatihan model.

```

EXPLORER  raw_gform.csv  wide_to_long.py  dataset_long_620.csv
> OPEN EDITORS
> SENTIMEN-UMSU
> .venv
> data
  processed
    dataset_long_620.csv
  raw
    raw_gform.csv
  src
    wide_to_long.py
data > processed > dataset_long_620.csv > data
1 id_respon,timestamp,layanan,komentar_teks,id_pengisian,urut_komentar
2 001-01,08/01/2026 22:22:25,Portal Akademik (WEB),"terkadang bisa logout otomatis, jdi harus mengulang
3 001-02,08/01/2026 22:22:25,MyClass UMSU,"informasi penggunaannya sangat mudah dipahami, good!",001,02
4 001-03,08/01/2026 22:22:25,WiFi Kampus,"wifi biasa, kadang cepat kadang lambat.",001,03
5 001-04,08/01/2026 22:22:25,Helpdesk/Technical Support,IT helpdesk ini bener bener ngebantu banget sih.
6 001-05,08/01/2026 22:22:25,Saran Peningkatan,tidak ada,001,05
7 002-01,08/01/2026 22:24:47,Portal Akademik (WEB),"Server down, gabisa login",002,01
8 002-02,08/01/2026 22:24:47,MyClass UMSU,"UI friendly, mudah digunakan",002,02
9 002-03,08/01/2026 22:24:47,WiFi Kampus,sejauh ini wifinya sudah bagus,002,03
10 002-04,08/01/2026 22:24:47,Helpdesk/Technical Support,Respon lumayan cepat,002,04
11 002-05,08/01/2026 22:24:47,Saran Peningkatan,Servernya ditingkatkan lagi,002,05
12 003-01,08/01/2026 22:34:41,Portal Akademik (WEB),Yaa mungkin paling kadang server nya pernah down juga
13 003-02,08/01/2026 22:34:41,MyClass UMSU,Mungkin di hp saya download materi nya gabisa di aplikasi haru
14 003-03,08/01/2026 22:34:41,WiFi Kampus,terkadang lemot wifinya tpi kadang juga kencang kecepatan wifin
15 003-04,08/01/2026 22:34:41,Helpdesk/Technical Support,Bagus sih,003,04
16 003-05,08/01/2026 22:34:41,Saran Peningkatan,Sudah cukup bagus,003,05
17 004-01,08/01/2026 22:34:59,Portal Akademik (WEB),syukaaa,004,01
18 004-02,08/01/2026 22:34:59,MyClass UMSU,baik den pokoknya,004,02
19 004-03,08/01/2026 22:34:59,WiFi Kampus,"agak lag, terus sering disconnect tbtb",004,03
20 004-04,08/01/2026 22:34:59,Helpdesk/Technical Support,-,004,04
21 004-05,08/01/2026 22:34:59,Saran Peningkatan,tetaplah berkembang,004,05
22 005-01,08/01/2026 22:36:10,Portal Akademik (WEB),"kalau di web lumayan lengkap, dan tidak terlalu ribe
23 005-02,08/01/2026 22:36:10,MyClass UMSU,"lumayan ribet ya kalau aplikasi nya, ga terlalu asik",005,02
24 005-03,08/01/2026 22:36:10,WiFi Kampus,wifi di fiktir terkadang lola. niss admin kavak dulu lagi ata
PROBLEMS OUTPUT DEBUG CONSOLE TERMINAL PORTS
6 002-02 ... 02
7 002-03 ... 03
8 002-04 ... 04
9 002-05 ... 05
9 002-05 ... 05
  
```

**Gambar 4.5. Dataset Hasil Transformasi Wide→Long + id\_respon**

**Tabel 4.2. Ringkasan Proses Modul Pengolahan Data**

<b>Tahap</b>	<b>Deskripsi</b>	<b>Output</b>
Impor data	Membaca CSV mentah dari data/raw/raw_gform.csv	DataFrame <i>raw</i> ( <i>wide</i> )
Validasi kolom	Memastikan kolom <i>Timestamp</i> dan 5 kolom komentar tersedia (auto-detect)	Daftar kolom tervalidasi
Transform <i>wide</i> → <i>long</i>	Memecah per responden menjadi baris per layanan	<i>Dataset long</i>
<i>Generate identitas</i>	Membuat, id_pengisian, urutan_komentar, id_respon (001-01 dst)	<i>Dataset long</i> ber-ID
Simpan <i>output</i>	Menyimpan file hasil ke Folder data/processed/	<i>dataset_long_620.csv</i>

#### 4.2.3. Implementasi modul *labeling* manual

Modul *Labeling* manual digunakan untuk memberikan kelas sentimen pada setiap dokumen komentar hasil transformasi data. Tahap pelabelan diperlukan karena metode klasifikasi yang digunakan termasuk *supervised learning*, sehingga model membutuhkan data latih yang memiliki label sebagai kelas target. Penelitian ini menggunakan tiga kategori label sentimen, yaitu positif, netral, dan negatif.

**Tabel 4.3. Pedoman Pelabelan Sentimen**

<b>Label</b>	<b>Kriteria Umum</b>	<b>Contoh Indikasi</b>
Positif	Pujian/kepuasan terhadap layanan	bagus, mudah, membantu, cepat, responsif
Netral	Informasi/saran tanpa emosi kuat atau jawaban sangat singkat	tidak ada, saran ditingkatkan, biasa saja
Negatif	Keluhan/masalah/ketidakpuasan terhadap layanan	lambat, error, gabisa login, down, susah konek

Pada implementasinya, *dataset* ditambahkan dua atribut, yaitu *label\_manual* sebagai label kelas target dan *catatan\_label* sebagai keterangan tambahan untuk menandai komentar yang ambigu atau membutuhkan interpretasi khusus (misalnya komentar campuran, jawaban sangat singkat, komentar tanpa ekspresi sentimen

yang jelas, atau adanya negasi pada kata bernada positif). Pedoman ringkas pelabelan disusun untuk menjaga konsistensi pemberian label antar data.

Hasil akhir tahap ini berupa *dataset* berlabel yang disimpan sebagai file *dataset\_long\_620\_labeled.csv* dan digunakan pada tahap *preprocessing*, ekstraksi fitur, serta pelatihan dan evaluasi model.

	B	C	D	E	F	G	H
1	timestamp	layanan	komentar_teks	label_manual	catatan_label	id_pengisian	urut_komentar
2	08/01/2026 22:22	Portal Akademik	terkadang bisa logout otomatis, jdi harus mengulang login sebanyak 2x.	negatif		1	1
3	08/01/2026 22:22	MyClass UMSU	informasi penggunaannya sangat mudah dipahami, good!	positif		1	2
4	08/01/2026 22:22	WiFi Kampus	wifi biasa, kadang cepat kadang lambat.	positif		1	3
5	08/01/2026 22:22	Helpdesk/Techni IT	helpdesk ini bener bener ngebanget banget sih. good	positif		1	4
6	08/01/2026 22:22	Saran Peningkat	tidak ada	netral	jawaban singkat	1	5
7	08/01/2026 22:24	Portal Akademik	Server down, gabisa login	negatif		2	1
8	08/01/2026 22:24	MyClass UMSU	UI friendly, mudah digunakan	positif		2	2
9	08/01/2026 22:24	WiFi Kampus	Sejauh ini wifinya sudah bagus	positif		2	3
10	08/01/2026 22:24	Helpdesk/Techni	Respon lumayan cepat	positif		2	4
11	08/01/2026 22:24	Saran Peningkat	Servertnya ditingkatkan lagi	negatif		2	5
12	08/01/2026 22:34	Portal Akademik	Yaa mungkin paling kadang server nya pernah down juga jadi gabisa di akses	negatif		3	1
13	08/01/2026 22:34	MyClass UMSU	Mungkin di hp saya download materi nya gabisa di aplikasi harus dri web	negatif		3	2
14	08/01/2026 22:34	WiFi Kampus	Terkadang lemot wifinya tpi kadang juga kencang kecepatan wifinya	positif		3	3
15	08/01/2026 22:34	Helpdesk/Techni	Bagus sih	positif		3	4
16	08/01/2026 22:34	Saran Peningkat	Sudah cukup bagus	positif		3	5
17	08/01/2026 22:34	Portal Akademik	syukaaa	positif	tanpa kata sentimen	4	1
18	08/01/2026 22:34	MyClass UMSU	baik deh pokoknya	positif		4	2
19	08/01/2026 22:34	WiFi Kampus	agak lag, terus sering disconnect tbttb	negatif		4	3
20	08/01/2026 22:34	Helpdesk/Techni	-	netral	jawaban singkat	4	4
21	08/01/2026 22:34	Saran Peningkat	tetapih berkembang	positif	tanpa kata sentimen	4	5
22	08/01/2026 22:36	Portal Akademik	kalaupun di web lumayan lengkap, dan tidak terlalu ribet dibandingkan dengan aplikasinya, apalagi	positif		5	1
23	08/01/2026 22:36	MyClass UMSU	lumayan ribet ya kalau aplikasi nya, ga terlalu asik	negatif		5	2
24	08/01/2026 22:36	WiFi Kampus	wifi di fikt terkadang lola, pliss adain kayak dutu lagi aja, di mana tiap lantai jaringannya beda	negatif		5	3
25	08/01/2026 22:36	Helpdesk/Techni	-	netral	jawaban singkat	5	4
26	08/01/2026 22:36	Saran Peningkat	semoaa kedepannya bisa lebih baik hehe	positif		5	5

**Gambar 4.6. Dataset Berlabel**

#### 4.2.4. Implementasi *preprocessing* teks

*Preprocessing* teks merupakan tahapan untuk menyiapkan data komentar agar lebih bersih, konsisten, dan siap diproses pada tahap ekstraksi fitur (TF-IDF) serta klasifikasi. Pada penelitian ini, *preprocessing* dilakukan secara otomatis menggunakan skrip *Python* sehingga seluruh dokumen diproses dengan aturan yang sama. *Dataset* yang digunakan adalah hasil pelabelan manual (*dataset\_long\_620\_labeled.csv*) yang memuat *komentar\_teks* sebagai masukan dan *label\_manual* sebagai kelas target.

Tahapan *preprocessing* yang diterapkan meliputi *case folding*, *cleaning*, *tokenizing*, *Stopword removal*, serta *Stemming* (opsional). *Output preprocessing* menghasilkan beberapa kolom turunan, yaitu *teks\_casefold* (hasil *case folding* dan *cleaning*), *tokens* (hasil tokenisasi), dan *teks\_bersih* sebagai teks akhir setelah

penghapusan *Stopword* dan/atau *stemming*. Kolom teks\_bersih digunakan sebagai *input* utama pada pembentukan fitur TF-IDF.

```

data > processed > dataset_preprocessing_all.csv > data
1 ,id_pengisian,urutan_komentar,teks_casefold,tokens,tokens_nostop,tokens_stem,teks_bersih
2 otomatis,jdi harus mengulang login sebanyak 2x.,negatif,1,1,terkadang bisa logout otomatis jdi ha
3 mudah dipahami,good!,positif,1,2,informasi penggunaannya sangat mudah dipahami good,["informasi"
4 lambat.,netral,campuran/ambigu,1,3,wifi biasa kadang cepat kadang lambat,["wifi","biasa","kadang
5 ener bener ngebantu banget sih.good,positif,1,4,if helpdesk ini bener bener ngebantu banget sih goo
6 lkat,1,5,tidak ada,["tidak","ada"],["tidak","ada"],tidak ada
7 ogin,negatif,2,1,server down gabisa login,["ser Col10:tokens ['gabisa','login'],['server','down
8 positif,2,2,ui friendly mudah digunakan,["ui","friendly","mudah","digunakan"],["ui","friendly
9 ositif,2,3,sejauh ini wifinya sudah bagus,["sejauh","ini","wifinya","sudah","bagus"],["sejauh
10 pat,positif,2,4,respon lumayan cepat,["respon","lumayan","cepat"],["respon","lumayan","cepat"
11 i,negatif,2,5,servernya ditingkatkan lagi,["servernya","ditingkatkan","lagi"],["servernya","di
12 ang server nya pernah down juga jadi gabisa di akses,negatif,3,1,yaa mungkin paling kadang server ny
13 eri nya gabisa di aplikasi harus dri web,negatif,3,2,mungkin di hp saya download materi nya gabisa di
14 ng juga kencang kecepatan wifinya,netral,campuran/ambigu,3,3,terkadang lemot wifinya tpi kadang juga l
15 ,,3,4,bagus sih,["bagus","sih"],["bagus","sih"],["bagus","sih"],bagus sih
16 ,3,5,sudah cukup bagus,["sudah","cukup","bagus"],["cukup","bagus"],["cukup","bagus"],cukup l
17 ata sentimen,4,1,syukaaa,["syukaaa"],["syukaaa"],["syukaaa"],syukaaa
18 baik deh pokoknya,["baik","deh","pokoknya"],["baik","deh","pokoknya"],["baik","deh","pokok
19 ct tbtb,negatif,4,3,agak lag terus sering disconnect tbtb,["agak","lag","terus","sering","disce
20 singkat,4,4,[],[],[]
21 ,tanpa kata sentimen,4,5,tetaplah berkembang,["tetaplah","berkembang"],["tetaplah","berkembang"]
22 lengkap,dan tidak terlalu ribet dibandingkan dengan aplikasinya,apalagi untuk bayar uang kuliah dar
23 i nya,ga terlalu asik,negatif,5,2,lumayan ribet ya kalau aplikasi nya ga terlalu asik,["lumayan",
24 lks adatin kawaii dulu laei aia. di mana titan lantai laninannya berdaaa. tidak seperti sekapanu uda me

```

PROBLEMS OUTPUT DEBUG CONSOLE TERMINAL PORTS

(.venv) PS D:\Kuliah\Skripsi\sentimen-umsu> python src/preprocess.py

>>

Selesai

Total data: 620

Non-empty: 586

Distribusi label (non-empty):

Label manual

**Gambar 4.7. Output Terminal Saat Preprocessing**

Hasil *preprocessing* disimpan dalam dua berkas keluaran yaitu *dataset\_preprocessing\_all.csv* yang memuat seluruh dokumen (620 baris) dan *dataset\_preprocessing\_non\_empty.csv* yang hanya memuat dokumen dengan teks akhir tidak kosong (586 baris). Sebanyak 34 dokumen tidak disertakan pada *dataset\_non-empty* karena teks hasil *preprocessing* menjadi kosong, umumnya disebabkan jawaban berupa tanda “-”, jawaban kosong, atau *input* yang tidak mengandung kata bermakna setelah proses pembersihan.

**Tabel 4.4. Tabel Distribusi Label *Sentiment* (Non-Empty)**

Label	Jumlah
Positif	314
Negatif	203
Netral	103

**Tabel 4.5. Ringkasan Hasil *Case Folding* dan *Cleaning***

id_respon	layanan	label	komentar_teks	teks_casefold
122-03	WiFi Kampus	positif	Kalau wifi nya emg gampang dipakai	kalau wifi nya emg gampang dipakai

			jaringan pun lancar aj tpi pernah wifi g bisa di konek contohnya saat mau saya mau pakai wifi nya sering kali g bisa konek k...	jaringan pun lancar aj tpi pernah wifi g bisa di konek contohnya saat mau saya mau pakai wifi nya sering kali g bisa konek k...
029-02	MyClass UMSU	positif	saya suka dengan UI ( <i>user interface</i> ) dari MyClass terbaru, lebih clean dan informatif. UX ( <i>User Experience</i> ) nya juga mudah dipahami walaupun sedikit lebih komp...	saya suka dengan ui <i>user interface</i> dari myclass terbaru lebih <i>clean</i> dan informatif <i>ux user experience</i> nya juga mudah dipahami walaupun sedikit lebih kompleks d...
060-05	Saran Peningkatan	netral	Meningkatkan stabilitas dan kecepatan sistem SI & TI, terutama saat jam sibuk seperti pengisian KRS atau akses portal akademik, karena sering terjadi lambat/er...	meningkatkan stabilitas dan kecepatan sistem si ti terutama saat jam sibuk seperti pengisian krs atau akses portal akademik karena sering terjadi lambat <i>error</i> ...
106-01	Portal Akademik (WEB)	negatif	Sering minta login akun padahal baru di loginkan. Contoh: Saya sudah login akun di portal, terus saya buka wa, setelah buka wa saya masuk lagi ke portal dan di s...	sering minta login akun padahal baru di loginkan contoh saya sudah login akun di portal terus saya buka wa setelah buka wa saya masuk lagi ke portal dan di sur...
044-03	WiFi Kampus	negatif	untuk wifi FIKTI gedung G udah cukup mumpuni untuk kebutuhan akademik, mungkin	untuk wifi fiksi gedung g udah cukup mumpuni untuk kebutuhan akademik mungkin ketika terlalu

			ketika terlalu banyak yang pakai bisa lag. Untuk WiFi FAI gedung F agak di ganti...	banyak yang pakai bisa lag untuk wifi fai gedung f agak di ganti l...
--	--	--	---	---

**Tabel 4.6. Ringkasan Hasil *Tokenizing***

<b>id_respon</b>	<b>tokens (ringkas)</b>
122-03	kalau, wifi, nya, emg, gampang, dipakai, jaringan, pun, lancar, aj
029-02	saya, suka, dengan, ui, user, interface, dari, myclass, terbaru, lebih
060-05	meningkatkan, stabilitas, dan, kecepatan, sistem, si, ti, terutama, saat, jam,
106-01	sering, minta, login, akun, padahal, baru, di, loginkan, contoh, saya,
044-03	untuk, wifi, fiksi, gedung, udah, cukup, mumpuni, untuk, kebutuhan, akademik, ...

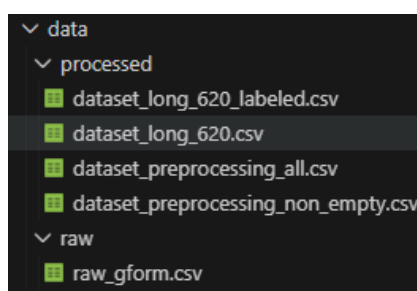
**Tabel 4.7. Ringkasan Hasil *Stopword Removal* dan *Stemming***

<b>id_respon</b>	<b>tokens_nostop</b>	<b>tokens_stem</b>	<b>teks_bersih</b>
122-03	kalau, wifi, emg, gampang, dipakai, jaringan, lancar, aj, tpi, pernah, ...	kalau, wifi, emg, gampang, pakai, jaring, lancar, aj, tpi, pernah, ...	kalau wifi emg gampang pakai jaring lancar aj tpi pernah wifi konek contoh saat mau mau pakai wifi sering kali konek hp
029-02	suka, ui, user, interface, myclass, terbaru, clean, informatif, ux, user, ...	suka, ui, user, interface, myclass, baru, clean, informatif, ux, user, ...	suka ui user interface myclass baru clean informatif ux user experience mudah paham kompleks myclass belum
060-05	meningkatkan, stabilitas, kecepatan, sistem, si, ti, terutama, saat, jam, sibuk, ...	tingkat, stabilitas, cepat, sistem, si, ti, utama, saat, jam, sibuk, ...	tingkat stabilitas cepat sistem si ti utama saat jam sibuk isi krs akses portal akademik sering jadi lambat error hambat aktivitas mahasiswa
106-01	sering, minta, login, akun, padahal, baru,	sering, minta, login, akun, padahal, baru,	sering minta login akun padahal baru loginkan contoh login akun portal

	loginkan, contoh, login, akun, ...	loginkan, contoh, login, akun, ...	terus buka wa telah buka wa masuk portal suruh login
044-03	wifi, fiksi, gedung, udah, cukup, mumpuni, kebutuhan, akademik, mungkin, ketika,	wifi, fiksi, gedung, udah, cukup, mumpuni, butuh, akademik, mungkin, ketika, ...	wifi fiksi gedung udah cukup mumpuni butuh akademik mungkin ketika terlalu pakai lag wifi fai gedung agak ganti la

#### 4.2.5. Implementasi basis data

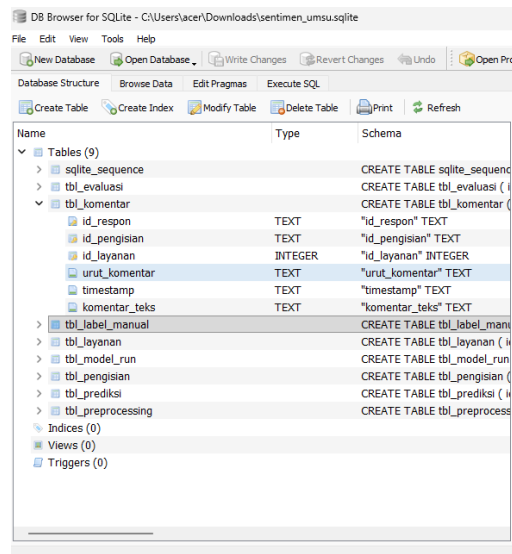
Implementasi basis data pada penelitian ini mengikuti rancangan *Entity Relationship Diagram* (ERD) yang telah dijelaskan pada Bab III. Basis data dirancang untuk menyimpan data komentar secara terstruktur, mudah ditelusuri (*traceable*), serta mendukung proses lanjutan seperti pelabelan manual, *preprocessing* teks, hingga ekstraksi fitur dan klasifikasi. Berdasarkan kebutuhan tersebut, penelitian ini menggunakan DBMS SQLite sebagai media penyimpanan karena bersifat ringan (*file-based*), mudah digunakan, serta memudahkan pengambilan bukti implementasi melalui aplikasi *DB Browser for SQLite*.



**Gambar 4.8. Struktur Folder Data**

File basis data `sentimen_umsu.sqlite` dibentuk dengan cara mengimpor *dataset* hasil pengolahan dan *preprocessing* yang tersimpan pada *Folder data/processed*, khususnya file `dataset_preprocessing_all.csv`. *Dataset* tersebut kemudian dipetakan ke tabel-tabel sesuai ERD, yaitu `tbl_pengisian`, `tbl_layanan`,

tbl\_komentar, tbl\_label\_manual, dan tbl\_preprocessing. Dengan demikian, setiap komentar tetap memiliki identitas id\_respon dan relasi yang konsisten dari data mentah hingga hasil *preprocessing*, serta dapat ditampilkan sebagai bukti implementasi melalui *DB Browser for SQLite*.



**Gambar 4.9. Database Struktur pada DB Browser for SQLite**

Gambar 4.9 menunjukkan struktur basis data SQLite yang digunakan untuk menyimpan hasil transformasi dan pengolahan, di mana setiap tabel merepresentasikan tahapan utama *pipeline* (komentar, pelabelan, *preprocessing*, hingga prediksi) sehingga data dapat ditelusuri secara terstruktur.

	id_respon	teks_casefold	tokens	tokens_nostop	tokens_stem	teks_bersih
1	001-01	terkadang ...	['terkad...']	['terkad...']	['terkad...']	terkadang ...
2	001-02	informasi ...	['inform...']	['inform...']	['inform...']	informasi gun...
3	001-03	wifi biasa...	['wifi', ...]	['wifi', ...]	['wifi', ...]	wifi biasa ...
4	001-04	it helpdes...	['it', ...]	['it', ...]	['it', ...]	it helpdesk ...
5	001-05	tidak ada	['tidak']	['tidak']	['tidak']	tidak ada
6	002-01	server dow...	['server...']	['server...']	['server...']	server down ...
7	002-02	ui friendl...	['ui', ...]	['ui', ...]	['ui', ...]	ui friendly ...
8	002-03	sejauh ini...	['sejauh...']	['sejauh...']	['sejauh...']	sejauh wifinya ...
9	002-04	respon ...	['respon...']	['respon...']	['respon...']	respon lumaya...
10	002-05	servernya ...	['server...']	['server...']	['server...']	servernya ...
11	003-01	yaa mungki...	['yaa', ...]	['yaa', ...]	['yaa', ...]	yaa mungkin ...
12	003-02	mungkin di...	['mungki...']	['mungki...']	['mungki...']	mungkin hp ...
13	003-03	terkadang ...	['terkad...']	['terkad...']	['terkad...']	terkadang lot...
14	003-04	bagus sih	['bagus']	['bagus']	['bagus']	bagus sih
15	003-05	sudah cuku...	['sudah', ...]	['cukup']	['cukup']	cukup bagus
16	004-01	syukaaa	['syukaa...']	['syukaa...']	['syukaa...']	syukaaa
17	004-02	baik dah	['baik', ...]	['baik', ...]	['baik', ...]	baik dah mook...

**Gambar 4.10. Browse Data pada Tabel tbl\_preprocessing**

Struktur basis data disusun mengacu pada atribut yang digunakan pada *pipeline* penelitian. Data utama disimpan pada tabel `tbl_komentar` yang merepresentasikan satu dokumen komentar per layanan. Setiap data komentar diidentifikasi menggunakan `id_respon` sebagai *primary key*, serta memiliki relasi ke data pengisian kuesioner melalui `id_pengisian` dan relasi ke kategori layanan melalui `id_layanan`. Informasi waktu pengisian juga tersimpan pada atribut *timestamp*, sehingga setiap komentar tetap dapat dilacak berdasarkan waktu responden mengisi kuesioner.

Selanjutnya, hasil pelabelan manual disimpan pada tabel `tbl_label_manual` yang terhubung ke `tbl_komentar` melalui `id_respon`. Tabel ini menyimpan kelas sentimen pada kolom `label_manual` serta catatan tambahan pada kolom `catatan_label` (jika diperlukan). Adapun hasil *preprocessing* teks disimpan pada tabel `tbl_preprocessing`, yang juga berelasi dengan `tbl_komentar` melalui `id_respon`. Tabel *preprocessing* menyimpan keluaran tiap tahap seperti `teks_casefold`, `tokens`, `tokens_nostop`, `tokens_stem`, hingga `teks_bersih` sebagai teks final yang siap digunakan pada proses TF-IDF.

Selain tabel utama tersebut, terdapat tabel pendukung untuk pengembangan tahap pemodelan dan evaluasi (misalnya `tbl_model_run`, `tbl_evaluasi`, dan `tbl_prediksi`) agar sistem dapat menyimpan informasi konfigurasi model, nilai evaluasi, serta hasil prediksi apabila proses tersebut diaktifkan pada tahap berikutnya.

Tabel 4.8. Pemetaan Tabel Basis Data Terhadap File CSV

Tabel (Logis)	Kolom Utama	Implementasi Penyimpanan (CSV)
tbl_pengisian	id_pengisian (PK), <i>timestamp</i>	berasal dari <i>raw_gform.csv</i> / diturunkan saat <i>wide</i> → <i>long</i>
tbl_layanan	id_layanan (PK), nama_layanan	nilai layanan pada kolom 'layanan' (5 layanan)
tbl_komentar	id_respon (PK), id_pengisian (FK), id_layanan (FK), urut_komentar, komentar_teks, <i>timestamp</i>	<i>dataset_long_620.csv</i>
tbl_label_manual	id_respon (PK/FK), label_manual, catatan_label, tanggal_label	<i>dataset_long_620_labeled.csv</i>
tbl_preprocessing	id_respon (PK/FK), teks_casefold, <i>tokens</i> , <i>tokens_nostop</i> , <i>tokens_stem</i> , teks_bersih	<i>dataset_preprocessing_all.csv</i> / <i>dataset_preprocessing_non_empty.csv</i>
tbl_model_run (opsional)	id_run (PK), parameter, tanggal_run	disimpan jika model diserialisasi
tbl_evaluasi (opsional)	id_eval (PK), id_run (FK), <i>accuracy</i> , <i>precision</i> , <i>recall</i> , <i>f1</i>	disimpan jika evaluasi dicatat
tbl_prediksi (opsional)	id_prediksi (PK), id_respon (FK), id_run (FK), label_prediksi	disimpan jika prediksi disimpan

#### 4.2.6. Implementasi ekstraksi fitur (TF-IDF)

Ekstraksi fitur dilakukan menggunakan metode Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) untuk mengubah teks hasil *preprocessing* (teks\_bersih) menjadi representasi numerik berbentuk vektor. Proses ini bertujuan agar setiap dokumen komentar dapat diproses oleh algoritma klasifikasi. Implementasi TF-IDF dilakukan menggunakan pustaka *scikit-learn* pada Python dengan membangun objek *TfidfVectorizer*. Proses *fitting* dilakukan hanya pada data latih (*Training set*) untuk membentuk kosakata (*vocabulary*) dan bobot IDF,

kemudian data uji ditransformasikan menggunakan *vectorizer* yang sama untuk menghindari *data leakage*. Hasil TF-IDF berupa matriks fitur berdimensi (*jumlah dokumen*  $\times$  *jumlah fitur*) yang selanjutnya digunakan pada tahap klasifikasi *Naïve Bayes*.

```
Jumlah dokumen total: 586
Train: 468 Test: 118
Jumlah fitur (vocabulary size): 443
Shape X_train_tfidf: (468, 443)
Shape X_test_tfidf: (118, 443)
```

**Gambar 4.11. Terminal Output TF-IDF**

Pada tahap ekstraksi fitur, *dataset* dibagi menjadi data latih dan data uji dengan rasio 80:20 menggunakan *train\_test\_split* dengan *stratify* berdasarkan *label\_manual* agar proporsi kelas tetap seimbang. Proses *fitting* TF-IDF dilakukan hanya pada data latih, sedangkan data uji ditransformasikan menggunakan model TF-IDF yang sama untuk menghindari *data leakage*.

$$586 \times 20\% = 117,2 = 118 \text{ oleh } \textit{train\_test\_split}$$

Karena *input* TF-IDF pakai *dataset\_preprocessing\_non\_empty.csv* yang jumlahnya 586 dokumen, dan *test\_size* = 0.20. Maka, pembagian data menghasilkan 468 dokumen sebagai data latih dan 118 dokumen sebagai data uji.

**Tabel 4.9. Parameter TF-IDF**

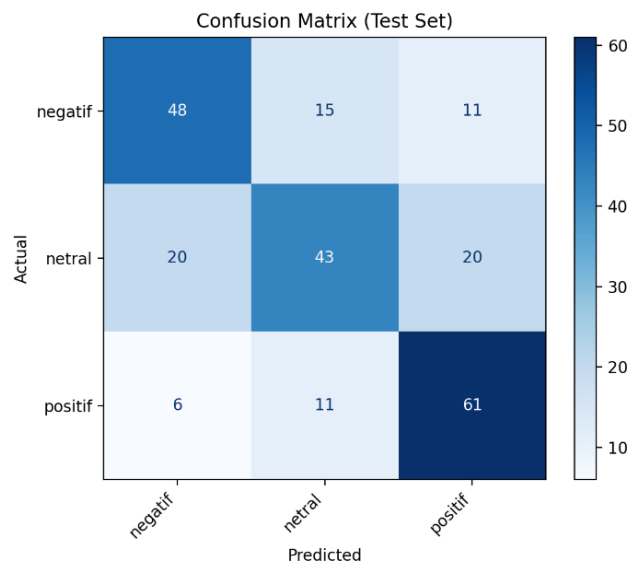
Parameter	Nilai	Keterangan
<i>ngram_range</i>	(1,1)	Menggunakan unigram (kata tunggal)
<i>min_df</i>	2	Fitur muncul minimal di 2 dokumen
<i>max_df</i>	0.90	Fitur yang terlalu umum (>90% dokumen) dihapus
<i>max_features</i>	5000	Batas maksimal jumlah fitur
<i>split data</i>	80:20	Pembagian data latih dan data uji
<i>stratify</i>	<i>label_manual</i>	Distribusi kelas dijaga seimbang

Tabel 4.9 menunjukkan konfigurasi parameter pada proses pembentukan fitur menggunakan TF-IDF yang diterapkan terhadap teks hasil *preprocessing*

sebelum dilakukan klasifikasi sentimen. Parameter *ngram\_range* (1,1) menetapkan bahwa fitur dibangun dari unigram sehingga setiap kata diperlakukan sebagai unit representasi, sedangkan *min\_df* = 2 digunakan untuk menghapus istilah yang sangat jarang muncul (kurang dari dua dokumen) agar mengurangi *noise*. Selanjutnya, *max\_df* = 0,90 membatasi istilah yang terlalu umum karena kata yang muncul pada lebih dari 90% dokumen cenderung tidak memiliki daya pembeda terhadap kelas sentimen, sementara *max\_features* = 5000 diterapkan untuk membatasi ukuran ruang fitur sehingga komputasi lebih efisien dan risiko *overfitting* dapat ditekan. Setelah vektorisasi terbentuk, data dibagi menjadi data latih dan data uji dengan rasio 80:20 (*test\_size* = 0,20), dan opsi *stratify* = *label\_manual* digunakan untuk memastikan proporsi kelas sentimen pada data latih dan data uji tetap seimbang, sehingga hasil evaluasi model merefleksikan performa yang lebih representatif.

#### **4.2.7. Implementasi klasifikasi (*naïve bayes*.)**

Klasifikasi sentimen pada penelitian ini diimplementasikan menggunakan algoritma *Naïve Bayes*, yaitu *Multinomial Naïve Bayes*, karena sesuai untuk data teks yang direpresentasikan dalam bentuk fitur TF-IDF. Implementasi dilakukan dengan memanfaatkan matriks TF-IDF hasil tahap ekstraksi fitur, kemudian model dilatih menggunakan data latih dan menghasilkan model klasifikasi yang mampu memprediksi kelas sentimen pada data uji. Untuk mengukur kinerja model, dilakukan evaluasi menggunakan metrik *accuracy* serta ringkasan performa per kelas melalui *precision*, *recall*, dan *F1-score*, yang ditampilkan dalam bentuk *classification report* dan *Confusion Matrix*. Model yang telah dilatih kemudian disimpan (serialisasi) agar dapat digunakan kembali pada tahap prediksi tanpa perlu melatih ulang.



**Gambar 4.12. Confusion Matrix**

Berdasarkan Gambar 4.12, prediksi yang benar ditunjukkan oleh nilai diagonal, yaitu 48 data negatif, 43 data netral, dan 61 data positif yang berhasil diklasifikasikan dengan tepat (total benar 152 dari 235 data uji), sehingga akurasi pengujian sebesar 64,7%. Kesalahan klasifikasi paling menonjol terjadi pada kelas netral, karena dari 83 data netral, sebanyak 20 salah diprediksi sebagai negatif dan 20 sebagai positif; hal ini mengindikasikan bahwa karakteristik bahasa pada komentar netral cenderung beririsan dengan kata-kata bernuansa keluhan maupun apresiasi. Pada kelas negatif, model masih keliru memprediksi 15 data sebagai netral dan 11 sebagai positif, sedangkan pada kelas positif kesalahan relatif lebih kecil, yaitu 11 diprediksi netral dan 6 diprediksi negatif. Secara keseluruhan, matriks ini menunjukkan bahwa model lebih stabil pada kelas positif dibandingkan kelas netral, sehingga perbaikan biasanya difokuskan pada pemurnian label netral dan penguatan fitur pembeda antar kelas.

**Tabel 4.10. Classification Report**

	<i>precision</i>	<i>recall</i>	<i>F1-score</i>	<b>support</b>
<i>Negative</i>	0.8846	0.5610	0.6866	41
<b>Netral</b>	1.0000	0.1429	0.2500	14
<b>Positif</b>	0.6667	0.9524	0.7843	63
<i>Accuracy</i>			0.7203	118
<i>Macro avg</i>	0.8504	0.5521	0.5736	118
<i>Weighted avg</i>	0.7819	0.7203	0.6870	118

Berdasarkan pengujian terhadap 118 dokumen pada data uji, model mencapai akurasi 0,7203. Hasil *classification report* menunjukkan bahwa kelas positif memiliki performa paling kuat dari sisi *recall* (0,9524) dan *F1-score* (0,7843), yang mengindikasikan sebagian besar komentar positif berhasil teridentifikasi, meskipun *precision* kelas ini masih moderat (0,6667) sehingga masih terdapat sejumlah prediksi positif yang berasal dari kelas lain. Pada kelas negatif, model menunjukkan *precision* tinggi (0,8846) namun *recall* sedang (0,5610), yang berarti prediksi negatif relatif tepat ketika diberikan, tetapi masih ada bagian komentar negatif yang belum tertangkap dengan baik. Sebaliknya, kelas netral menjadi kelas paling sulit, terlihat dari *F1-score* yang rendah (0,2500) terutama karena *recall* sangat kecil (0,1429) walaupun *precision* bernilai 1,0000; pola ini menunjukkan model cenderung sangat jarang memprediksi netral (konservatif), sehingga banyak data netral bergeser ke prediksi positif atau negatif. Kondisi tersebut juga tercermin pada nilai *macro average* F1 = 0,5736, yang menegaskan adanya ketimpangan performa antar kelas dan bahwa kelemahan utama model berada pada pemisahan kelas netral yang secara linguistik cenderung lebih ambigu.

**Tabel 4.11. Parameter *Multinomial Naïve Bayes*.**

Parameter	Nilai	Keterangan
Algoritma	MultinomialNB	Cocok untuk fitur berbasis frekuensi/TF-IDF
<i>alpha</i>	1.0	<i>Smoothing Laplace</i> untuk menghindari probabilitas nol
<i>Input</i>	TF-IDF	Menggunakan matriks TF-IDF dari tahap sebelumnya
<i>Output</i>	Label sentimen	positif / netral / negatif

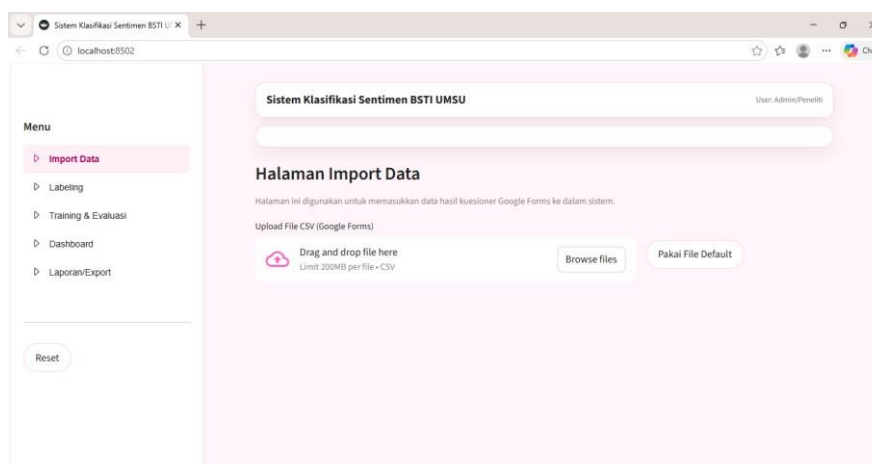
Tabel 4.12 menunjukkan konfigurasi algoritma klasifikasi yang digunakan pada penelitian ini, yaitu *Multinomial Naïve Bayes* (MultinomialNB), yang umum diterapkan pada tugas klasifikasi teks karena sesuai untuk representasi fitur berbasis frekuensi maupun bobot seperti TF-IDF. Parameter  $\alpha = 1.0$  diterapkan sebagai *Laplace smoothing* untuk mengatasi permasalahan probabilitas nol, yaitu kondisi ketika suatu fitur tidak muncul pada data latih di salah satu kelas sehingga dapat menyebabkan nilai peluang kelas menjadi tidak stabil. Pada implementasi ini, masukan model berupa matriks TF-IDF yang dihasilkan pada tahap ekstraksi fitur, sehingga setiap dokumen komentar direpresentasikan dalam bentuk vektor numerik. Dengan konfigurasi tersebut, sistem menghasilkan keluaran berupa label sentimen (positif, netral, atau negatif) untuk setiap dokumen pada data uji maupun data yang diprediksi, sehingga dapat digunakan pada tahap evaluasi performa model dan penyusunan laporan hasil.

#### 4.2.8. Implementasi tampilan *system* (UI)

Tampilan sistem diimplementasikan dalam bentuk *web app* lokal menggunakan *framework Streamlit* berbasis Python. Aplikasi dijalankan pada lingkungan lokal (*localhost*) sehingga tidak memerlukan *hosting* maupun domain. Antarmuka dirancang untuk memudahkan pengguna menjalankan alur kerja sistem secara terstruktur, mulai dari pemuatan data hingga evaluasi model dan prediksi.

UI menyediakan menu navigasi pada sidebar untuk mengakses modul utama, yaitu unggah *dataset*, *preprocessing* teks, ekstraksi fitur TF-IDF, pelatihan dan evaluasi model *Multinomial Naïve Bayes*, serta prediksi sentimen untuk masukan komentar baru. Pada setiap modul, sistem menampilkan ringkasan hasil proses (misalnya jumlah data yang diproses, ringkasan distribusi label, atau metrik evaluasi), serta menyediakan fitur unduh *output* seperti *dataset* hasil *preprocessing*, contoh bobot TF-IDF, *Confusion Matrix*, dan *classification report*. Penyediaan ringkasan dan *output* unduhan ini berfungsi sebagai bukti bahwa setiap tahap pemrosesan berjalan sesuai alur *input–process–output*.

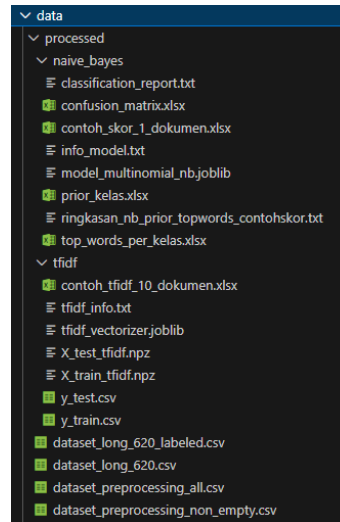
Untuk mendukung konsistensi tampilan, antarmuka dikonfigurasi melalui pengaturan tema *Streamlit* serta penambahan CSS kustom, sehingga desain sistem lebih modern dan mudah dibaca.



**Gambar 4.13. Localhost Dashboard (<https://localhost:8501>)**

Gambar 4.13 menampilkan antarmuka sistem yang dijalankan secara lokal pada alamat <https://localhost:8501>, dengan halaman *Import Data* sebagai pintu masuk untuk mengunggah *dataset* kuesioner (CSV) sebelum diproses ke tahap pelabelan dan *preprocessing*.





**Gambar 4.15. Output System**

Gambar 4.15 memperlihatkan struktur keluaran sistem pada direktori `data/processed`, yang memisahkan *output* berdasarkan tahapan dan metode (misalnya `naive_bayes` dan `tfidf`), meliputi laporan evaluasi, matriks konfusi, model tersimpan, serta *dataset* hasil *preprocessing* yang siap digunakan pada analisis lanjutan.

### 4.3. Pengujian sistem

Pengujian *system* dilakukan untuk memastikan bahwa setiap modul pada *system* klasifikasi *sentiment* dapat berjalan sesuai dengan rancangan, mulai dari proses *Import* data, pelabelan manual, *preprocessing*, ekstraksi fitur TF-IDF, pelatihan *Naïve Bayes.*, hingga penyajian ringkasan pada *Dashboard* dan pembuatan *output* laporan. Pengujian dilakukan pada aplikasi web berbasis *streamlit* yang dijalankan secara *local (localhost)* melalui VS Code.

Langkah menjalankan aplikasi pada VS Code (digunakan pada seluruh pengujian):

- a. Buka VS Code → File → *Open Folder...* lalu pilih *Folder project* (mis. `D:\Kuliah\Skripsi\sentimen-umsu`).

- b. Buka Terminal baru: Terminal → *New Terminal*.
- c. Aktifkan *virtual environment*: `.venv\Scripts\activate`
- d. Jalankan aplikasi: `streamlit run Home.py --server.port 8502`
- e. Buka *browser* pada alamat *Local URL* yang muncul (mis. `http://localhost:8502`).

#### 4.3.1. Skenario pengujian

Skenario pengujian disusun untuk mencakup kebutuhan utama penelitian, yaitu pengujian fungsional (*black-box*) terhadap fitur antarmuka, pengujian validasi data untuk memastikan konsistensi *dataset* pada setiap tahap, pengujian kinerja model *Multinomial Naïve Bayes* sebagai inti klasifikasi sentimen, serta pengujian keluaran laporan (*export*) sebagai *output* akhir sistem. Pengujian dilakukan secara *end-to-end* mengikuti alur penggunaan sistem oleh *Admin/Peneliti*, mulai dari *Import* data hingga pembuatan laporan.

**Tabel 4.12. Skenario Pengujian Sistem**

Kode	Jenis Uji	Modul/Fitur	Input	Output	Status
SC-01	<i>Black-box</i>	<i>Import Data</i>	<code>raw_gform.csv</code> / <i>dataset long</i>	Data terbaca + <i>preview</i> tampil + dapat disimpan sebagai <i>dataset long</i>	Berhasil
SC-02	<i>Black-box</i>	<i>Labeling Manual</i>	<i>dataset long</i>	Komentar tampil dan label dapat disimpan	Berhasil
SC - 03	<i>Black-box</i>	<i>Preprocessing</i>	<i>Dataset</i> berlabel	teks_bersih terbentuk, <i>output preprocessing</i> tersimpan ( <i>all &amp; non-empty</i> )	berhasil
SC-04	<i>Black-box</i>	<i>Training &amp; Evaluasi</i>	parameter TF-IDF + NB	Model tersimpan, metrik evaluasi + <i>Confusion Matrix</i> + <i>classification report</i> terbentuk	Berhasil
SC-05	<i>Black-box</i>	<i>Dashboard</i>	hasil <i>preprocessing</i> + hasil evaluasi	KPI, grafik distribusi, evaluasi model, dan ringkasan tampil	Berhasil

SC-06	<i>Black-box</i>	Laporan/ <i>Export</i>	pilihan konten laporan	File laporan (.xlsx) dapat diunduh	Berhasil
SC-07	Validasi Data	Cek skema & konsistensi	<i>dataset_preprocessing_all/non_empty.csv</i>	Kolom wajib ada, id_respon unik, label valid, <i>timestamp</i> valid	Berhasil
SC-08	Uji Kinerja Model	<i>Naïve Bayes</i>	<i>dataset non-empty</i>	Nilai <i>accuracy</i> + <i>Confusion Matrix</i> + <i>precision/recall/f1</i>	Berhasil

#### 4.3.2. Pengujian fungsional (*black-box*)

Pengujian fungsional dilakukan menggunakan metode *black-box*, yaitu pengujian berdasarkan masukan (*input*) dan keluaran (*output* tanpa meninjau detail implementasi internal. Pengujian dilakukan dengan mencoba setiap menu pada sistem sesuai alur kerja pengguna (*Admin/Peneliti*), lalu membandingkan hasil aktual dengan *output* yang diharapkan.

**Tabel 4.13. Pengujian Fungsional (*Black-box*)**

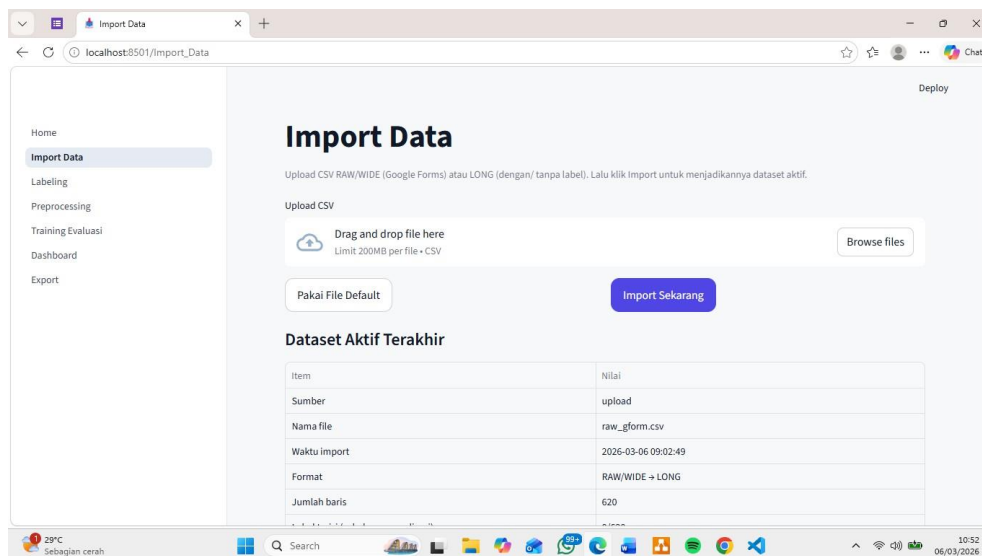
ID Uji	Fitur	Langkah Uji	<i>Input</i>	<i>Output</i>	Hasil Aktual	Status
BB-01	<i>Upload CSV</i>	Menu <i>Import Data</i> → <i>Upload raw_gform.csv</i>	<i>raw_gform.csv</i>	Info file terbaca dan <i>preview</i> tampil	File terbaca: 124 baris, 32 kolom; <i>preview</i> tampil	Berhasil
BB-02	<i>Import &amp; Simpan</i>	Klik <i>Import Sekarang</i>	<i>raw_gform.csv</i>	<i>Dataset long</i> tersimpan di <i>data/processed</i>	Terbentuk <i>dataset_long_620.csv</i> pada <i>Folder data/processed</i>	Berhasil
BB-03	Tampil <i>Labeling</i>	Menu <i>Labeling</i> → status 'Belum dilabel'	<i>dataset long</i>	Tabel komentar tampil dengan label kosong	Tabel tampil berisi id_respon dan komentar_teks	Berhasil
BB-04	Simpan Label	Pilih label pada beberapa baris → klik Simpan	label ∈ {positif, netral, negatif}	Perubahan label tersimpan	File <i>dataset_long_620_labeled.csv</i> tersimpan/terbarui	Berhasil
BB-05	<i>Preprocessing</i>	Menu <i>Preprocessing</i> → klik Jalankan <i>Preprocessing</i>	<i>dataset</i> berlabel	teks_bersih terbentuk & <i>output</i> tersimpan	<i>dataset_preprocessing_non_empty.csv</i> terbentuk	Berhasil

BB-06	Jalankan <i>Training</i>	Menu <i>Training</i> & Evaluasi → klik <i>Train Model</i>	alpha=1.0, random_state=42	Akurasi + <i>Confusion Matrix</i> metrik evaluasi tampil	Akurasi=0.7203; <i>Confusion Matrix</i> terbentuk	Berhasil
BB-07	Tampil <i>Dashboard</i>	Menu <i>Dashboard</i>	hasil <i>preprocessing</i> + evaluasi	KPI sentimen dan grafik tampil	KPI + grafik tampil	Berhasil
BB-08	Unduh Laporan	Menu Laporan/ <i>Export</i> → klik Unduh Laporan	pilihan konten laporan	File laporan .xlsx terunduh	laporan_sentimen.xlsx terunduh melalui <i>browser</i>	Berhasil
BB-09	<i>Reset</i>	Klik tombol <i>Reset</i>	-	<i>Session</i> kembali ke kondisi awal	<i>Folder processed</i> bersih & <i>state Reset</i>	Berhasil

Bukti pengujian fungsional ditunjukkan melalui *screenshot* tampilan *system* berikut:

a. Halaman *Import Data*

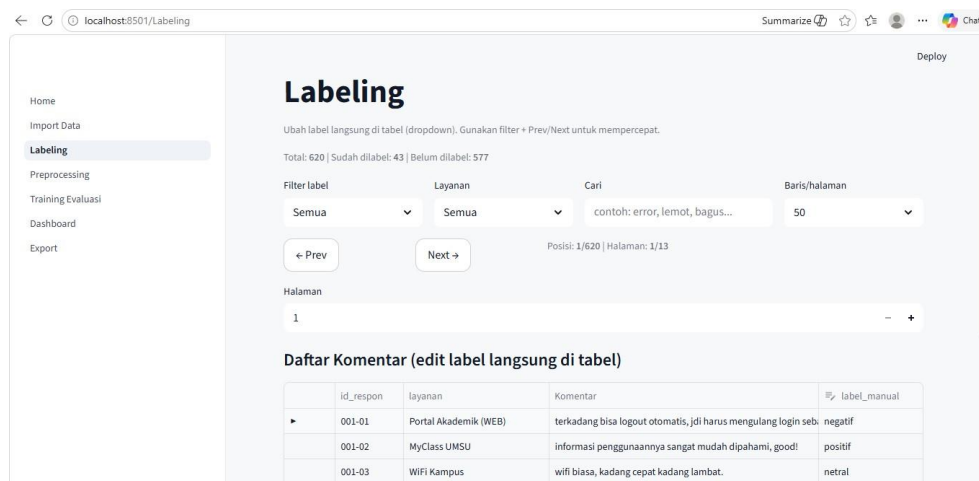
Pada tahap ini dilakukan pengujian kemampuan sistem membaca *input CSV* (baik *RAW/WIDE Google Forms* maupun *dataset long*), menampilkan *preview*, serta menyimpan *dataset* menjadi format *long*. *Screenshot* menunjukkan tombol *Upload CSV*, tombol *Pakai File Default*, dan tombol *Import Sekarang*. Selain itu, sistem menampilkan tabel *Dataset Aktif Terakhir* yang berisi metadata hasil *Import* (sumber file, nama file, waktu import, format *RAW/WIDE*→*LONG*, jumlah baris, dan status label). Informasi ini menjadi bukti bahwa proses *Import* berhasil dilakukan dan *dataset* aktif tercatat pada sistem.



**Gambar 4.16. Pengujian Fitur *Import Data***

b. Halaman *Labeling Manual*

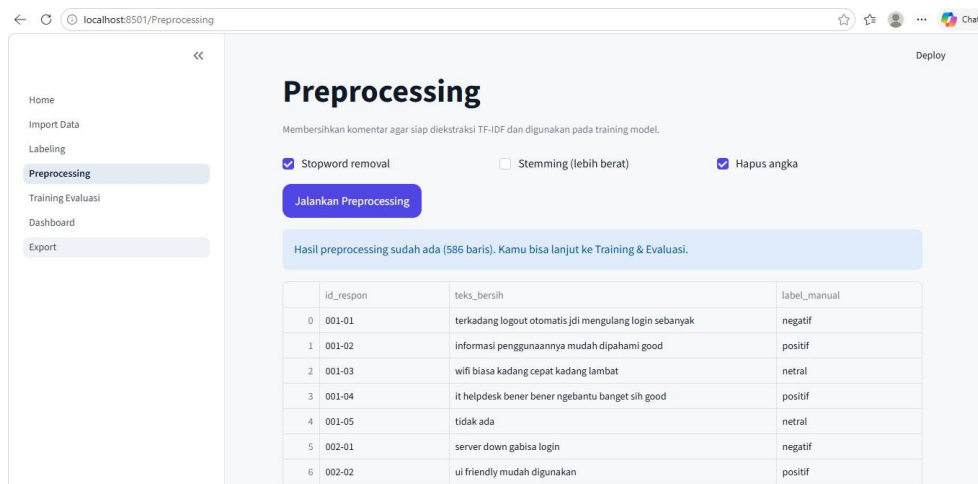
Halaman ini membuktikan fitur pelabelan manual berjalan sesuai kebutuhan. *Screenshot* menunjukkan adanya ringkasan jumlah data (Total, Sudah dilabel, Belum dilabel) serta fasilitas *filter Filter* label, Layanan, Cari, dan pengaturan Baris/halaman. Proses pelabelan dilakukan langsung pada tabel melalui kolom *label\_manual* berbasis *dropdown* sehingga pengguna dapat memilih kelas sentimen positif/netral/negatif tanpa mengetik. Selain itu, tombol *Prev/Next* menunjukkan dukungan navigasi data untuk mempercepat pelabelan.



**Gambar 4.17. Pengujian Fitur *Labeling* Manual**

c. Halaman *Preprocessing*

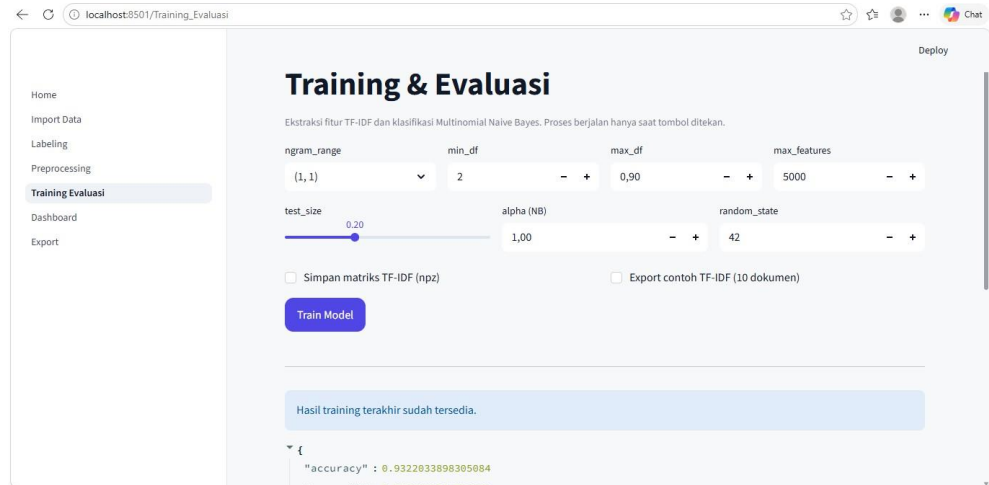
Pengujian *preprocessing* dibuktikan melalui *screenshot* yang menunjukkan opsi *preprocessing* berupa *Stopword removal*, *Stemming* (lebih berat), dan Hapus angka, serta tombol Jalankan *Preprocessing*. Setelah proses dilakukan, sistem menampilkan notifikasi bahwa hasil *preprocessing* tersedia dan menampilkan tabel *output* berisi kolom *id\_respon*, *teks\_bersih*, dan *label\_manual*. Hal ini membuktikan bahwa sistem berhasil menghasilkan teks bersih dan menyimpannya sebagai *dataset preprocessing*.



**Gambar 4.18. Pengujian Fitur *Preprocessing***

d. Halaman *Training & evaluasi*

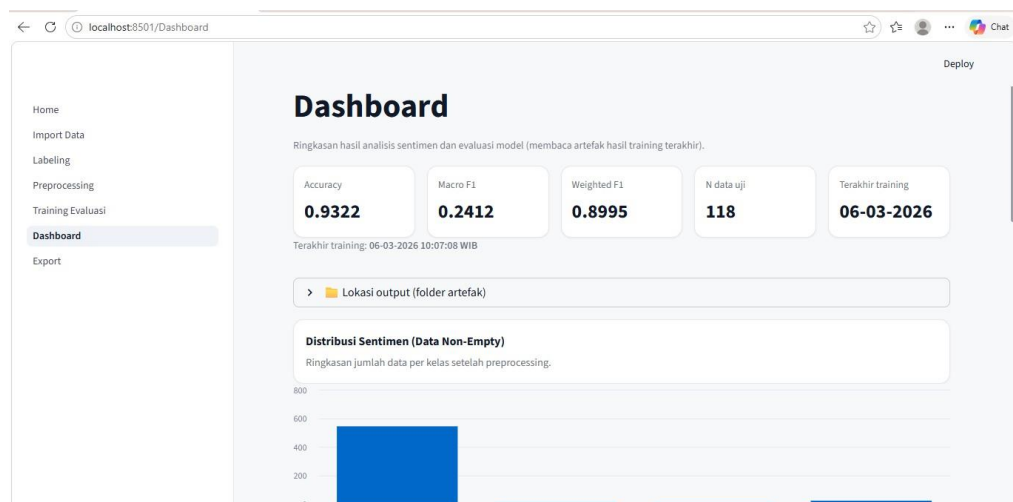
Halaman ini menjadi bukti pengujian proses pemodelan. *Screenshot* menunjukkan parameter TF-IDF (misalnya *ngram\_range*, *min\_df*, *max\_df*, *max\_features*, *test\_size*) serta parameter *Naïve Bayes* (*alpha* dan *random\_state*). Tombol *Train Model* membuktikan eksekusi pelatihan dijalankan dari antarmuka. Setelah proses selesai, sistem menampilkan notifikasi “hasil *Training* tersedia” dan menyimpan artefak evaluasi ke *Folder* hasil (misalnya *metrics.json*, *classification\_report.csv*, dan *confusion\_matrix.png*), sehingga hasil dapat digunakan ulang pada *Dashboard* tanpa menjalankan ulang *Training*.



**Gambar 4.19. Pengujian *Training & Evaluasi***

e. Halaman *Dashboard*

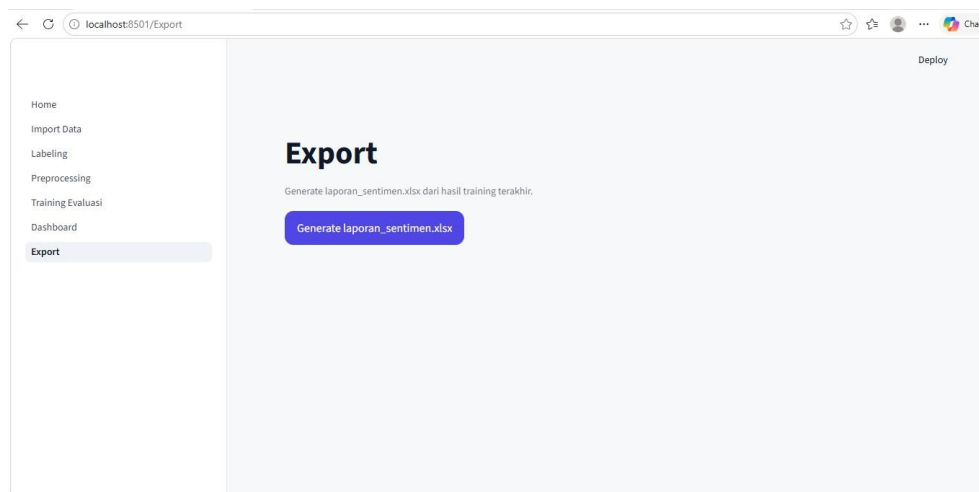
*Dashboard* membuktikan sistem mampu menampilkan ringkasan analisis dan evaluasi model. *Screenshot* menunjukkan KPI evaluasi berupa *Accuracy*, *Macro F1*, *Weighted F1*, *N data uji*, serta informasi *Terakhir Training*. Selain itu, sistem menampilkan grafik *Distribusi Sentimen (Data Non-Empty)* sebagai ringkasan jumlah komentar per kelas sentimen setelah *preprocessing*. Fitur ini membuktikan *output* pemodelan dan data *preprocessing* terintegrasi ke dalam visualisasi *Dashboard*.



**Gambar 4.20. Pengujian *Dashboard***

f. Halaman laporan/*export*

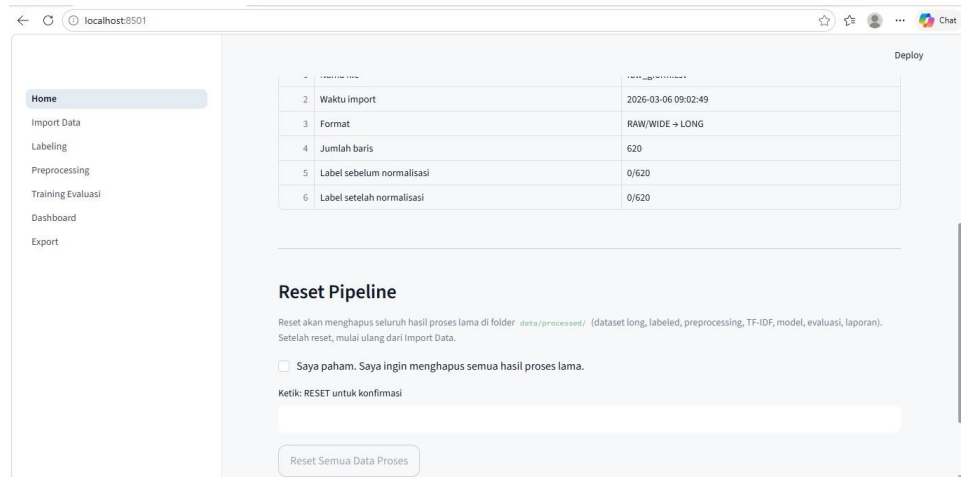
Halaman *export* membuktikan sistem dapat menghasilkan laporan akhir. *Screenshot* menunjukkan tombol *Generate laporan\_sentimen.xlsx*, yang digunakan untuk membuat file laporan berdasarkan hasil *Training* terakhir. Keberhasilan pengujian *export* ditentukan apabila file laporan dapat diunduh dan dibuka di Microsoft Excel, serta memuat ringkasan metrik, distribusi label, *classification report*, dan *Confusion Matrix* sesuai rancangan *output* laporan.



**Gambar 4.21. Pengujian Laporan/*Export***

g. Halaman *Home* dan *Reset Pipeline*

*Screenshot* pada halaman *Home* menunjukkan status *pipeline* melalui indikator (ceklist) serta tabel *Dataset Aktif Terakhir*. Selain itu terdapat bagian *Reset Pipeline* yang berfungsi menghapus hasil proses lama (*Folder data/processed/*) agar pengujian dapat diulang dari kondisi awal. Keberadaan fitur *Reset* ini mendukung pengujian fungsional karena memungkinkan verifikasi ulang sistem tanpa terpengaruh data/artefak sebelumnya.



**Gambar 4.22. Pengujian Home dan Reset Pipeline**

### 4.3.3. Pengujian validasi data

Pengujian validasi data bertujuan memastikan *dataset* yang diproses sesuai kebutuhan *pipeline* dan konsisten terhadap aturan penelitian. Validasi dilakukan terhadap keberadaan kolom wajib, keunikan `id_respon`, format `id_respon` (###-##), konsistensi *timestamp*, serta validitas label sentimen. Pengujian ini membantu mencegah kesalahan pada tahap TF-IDF dan pelatihan model.

Langkah menjalankan validasi data di VS Code:

- Buat file baru: `src/validate_data.py`
- Buat kode *script* untuk `validate_data.py`

```

src > validate_data.py > -
20 def main():
21     results.append(("Jumlah data (all)", str(n_all)))
22     results.append(("Jumlah data (non-empty)", str(n_non)))
23     results.append(("Dibuang (teks_bersih kosong/nah)", str(removed)))
24
25     # 5) Label valid
26     labs = set(df_non["label_manual"].astype(str).strip().str.lower().unique())
27     invalid_labels = sorted(list(labs - VALID_LABELS))
28     results.append(("Label E (positif,netral,negatif)", "OK" if not invalid_labels else f"Invalid: {in
29
30     # 6) Jumlah data
31     n_all = len(df_all)
32     n_non = len(df_non)
33     removed = n_all - n_non
34     results.append(("Jumlah data (all)", str(n_all)))
35     results.append(("Jumlah data (non-empty)", str(n_non)))
36     results.append(("Dibuang (teks_bersih kosong/nah)", str(removed)))
37
38     # 7) Distribusi kelas
39     dist = df_non["label_manual"].astype(str).strip().str.lower().value_counts()
40     for lab in ["positif", "netral", "negatif"]:
41         results.append((f"Jumlah label {lab}", str(int(dist.get(lab,0))))))
42
43     report_df = pd.DataFrame(results, columns=["Pengecekan", "Hasil"])
44
45     out_dir = Path("data/processed/validation")
46     out_dir.mkdir(parents=True, exist_ok=True)
47     report_df.to_excel(out_dir / "validation_report.xlsx", index=False)
48     report_df.to_csv(out_dir / "validation_report.csv", index=False, encoding="utf-8-sig")
49
50     print("=== VALIDATION REPORT ===")
51     print(report_df.to_string(index=False))
52     print(f"Saved: {out_dir}/validation_report.xlsx")
53

```

**Gambar 4.23. Kode Script `validate_data.py`**

- c. Jalankan perintah di terminal: `python src/validate_data.py`
- d. Cek *output* terminal dan file laporan validasi pada *Folder* `data/processed/validation/`

```

data > processed > validation > validation_report.csv > data
1  Pengecekan,Hasil
2  Kolom wajib (all),OK
3  Kolom wajib (non-empty),OK
4  Unik id_respon,OK
5  Format id_respon (##-##),OK
6  Timestamp valid (dayfirst),OK
7  "Label ∈ {positif,netral,negatif}",OK
8  Jumlah data (all),586
9  Jumlah data Col 1: Pengecekan,6
10 Dibuang (teks_bersih kosong/NaN),34
11 Jumlah label positif,195
12 Jumlah label netral,207
13 Jumlah label negatif,184

```

**Gambar 4.24. Output validation\_report**

#### 4.3.4. Pengujian kinerja model (*naïve bayes.*)

Pengujian kinerja model dilakukan untuk menilai performa klasifikasi sentimen menggunakan algoritma *Multinomial Naïve Bayes*. Data yang digunakan adalah *dataset* hasil *preprocessing* non-empty sebanyak 586 dokumen, kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji menggunakan skema *train-test* split 80:20 (`random_state=42`). Ekstraksi fitur dilakukan menggunakan TF-IDF dengan konfigurasi `ngram_range=(1,1)`, `min_df=2`, `max_df=0,90`, dan `max_features=5000`. Parameter *Naïve Bayes* menggunakan `alpha=1,0` sebagai *smoothing*.

Langkah menjalankan evaluasi model di VS Code:

- a. Buat file baru: `src/evaluate_nb.py`
- b. Buat kode *script* `evaluate_nb.py`
- c. Jalankan perintah: `python src/evaluate_nb.py`

```

src > evaluate_nb.py > ...
28 def main():
29     joblib.dump(model, OUT_DIR / "model_multinomial_nb.joblib")
30
31     cm_df = pd.DataFrame(cm, index=[f"actual_{l}" for l in labels], columns=[f"pred_{l}" for l in labels])
32     cm_df.to_excel(OUT_DIR / "confusion_matrix.xlsx", index=True)
33     (OUT_DIR / "classification_report.txt").write_text(report_text, encoding="utf-8")
34
35     info = (
36         f"total={len(df)}\ntrain={len(y_train)}\ntest={len(y_test)}\n"
37         f"test_size={TEST_SIZE}\nrandom_state={RANDOM_STATE}\n"
38         f"ngram_range={NGRAM_RANGE}\nmin_df={MIN_DF}\nmax_df={MAX_DF}\nmax_features={MAX_FEATURES}\n"
39         f"alpha={ALPHA}\naccuracy={acc}\n"
40     )
41     (OUT_DIR / "experiment_info.txt").write_text(info, encoding="utf-8")
42
43     print("== HASIL EVALUASI MODEL ==")
44     print(f"Total: {len(df)} | Train: {len(y_train)} | Test: {len(y_test)}")
45     print(f"Accuracy: {acc:.4f}")
46     print("Confusion Matrix:")
47     print(cm_df)
48     print("Classification Report:")
49
50
51
52
53
54
55
56
57
58
59
60
61
62
63
64
65
66
67
68
69
70
71
72
73
74
75
76
77
78
79
80
81
82
83
84
85
86
87
88
89
90
91
92
93
94
95
96
97
98
99
100

```

```

(PS D:\Kuliah\Skripsi\sentimen-unsu> python src/evaluate_nb.py
== HASIL EVALUASI MODEL ==
Total: 586 | Train: 468 | Test: 118
Accuracy: 0.6271
Confusion Matrix:
      pred_negatif ... pred_positif
actual_negatif    26 ...           1
actual_netral     11 ...           18
actual_positif     2 ...           27

```

**Gambar 4.25. Kode Script *evaluate\_nb.py***

- d. Periksa hasil pada terminal dan file keluaran pada *Folder data/processed/naive\_bayes\_test/*

Evaluasi performa dilakukan menggunakan *accuracy* sebagai metrik global, serta *precision*, *recall*, dan *F1-score* pada tiap kelas melalui *classification report*, dan analisis kesalahan prediksi menggunakan *Confusion Matrix*. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model menghasilkan akurasi sebesar 0,7203 pada data uji sebanyak 118 dokumen. *Confusion Matrix* dan *classification report* digunakan untuk mengidentifikasi kelas yang paling sering tertukar dan menilai kestabilan performa pada tiap kelas sentimen.

#### 4.3.5. Pengujian *output* laporan (*export*)

Pengujian *output* laporan dilakukan untuk memastikan sistem mampu menghasilkan file laporan sesuai pilihan pengguna. Pada menu *Export*, pengguna menekan tombol *Generate/unduh* laporan, kemudian sistem menghasilkan file laporan\_sentimen.xlsx yang berisi ringkasan metrik, distribusi sentimen, *classification report*, cuplikan data, serta *Confusion Matrix* (jika tersedia). Keberhasilan pengujian ditentukan apabila file dapat diunduh melalui *browser*,

dapat dibuka menggunakan *Microsoft Excel* tanpa error, dan konten *sheet* sesuai pilihan pengguna.

Langkah pengujian *export* laporan:

- a. Buka menu Laporan/*Export* pada aplikasi.
- b. Centang konten yang akan diekspor (contoh: ringkasan sentimen, *Confusion Matrix, classification report*).
- c. Klik tombol Unduh Laporan untuk mengunduh file laporan\_sentimen.xlsx.
- d. Buka file Excel dan pastikan *sheet* yang dihasilkan sesuai pilihan.

**Tabel 4.14. Hasil Pengujian Output Laporan**

<b>ID Uji</b>	<b>Langkah Uji</b>	<b>Output</b>	<b>Hasil Aktual</b>	<b>Status</b>
EX-01	Klik <i>Generate/</i> Unduh Laporan	File laporan_sentimen.xlsx terunduh	File terunduh melalui <i>browser</i> ke <i>Folder Downloads</i>	Berhasil
EX-02	Buka file Excel	<i>Sheet</i> ringkasan_sentimen terbentuk	Ringkasan berisi: netral=103, positif=314, negatif=203	Berhasil
EX-03	Cek konten tambahan	Jika dicentang: <i>confusion_matrix</i> dan <i>classification_report</i> ikut terbentuk	<i>Sheet</i> terbentuk sesuai pilihan pada <i>checkbox</i>	Berhasil

## BAB V

### PENUTUP

#### 5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil implementasi sistem dan pengujian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan beberapa hal sebagai berikut:

1. Sistem klasifikasi sentimen layanan SI/TI UMSU berhasil dibangun dalam bentuk *web application* berbasis *Streamlit* dan dapat dijalankan secara lokal (*localhost*) tanpa *hosting* maupun *domain*. Sistem menyediakan modul *Import Data*, *Labeling Manual*, *Training & Evaluasi*, *Dashboard*, serta *Laporan/Export*.
2. *Dataset* penelitian diperoleh dari kuesioner yang menghasilkan 620 dokumen komentar (format *long*). Setelah *preprocessing*, data *non-empty* berjumlah 586 dokumen dan 34 dokumen dihapus karena teks bersih kosong. Distribusi label pada data *non-empty* adalah positif=314, netral=103, dan negatif=203.
3. Proses pengolahan data teks berhasil dilakukan melalui tahapan *case folding*, *cleaning*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *Stemming* sehingga menghasilkan *teks\_bersih* yang siap digunakan pada tahap ekstraksi fitur.
4. Ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF (unigram) berhasil mengubah dokumen teks menjadi representasi numerik yang dapat digunakan oleh algoritma klasifikasi.
5. Model klasifikasi *Multinomial Naïve Bayes* yang dibangun menggunakan skema *train-test split* 80:20 menghasilkan *accuracy* sebesar 0.7203 pada

data uji. Nilai *Weighted average F1-score* sebesar 0,6870 menunjukkan performa model cukup baik ketika mempertimbangkan proporsi data per kelas.

6. Berdasarkan *classification report*, performa model berbeda pada tiap kelas. Kelas positif memiliki *recall* tinggi (0,9524) yang menunjukkan sebagian besar data positif berhasil dikenali dengan baik, sementara kelas netral memiliki *F1-score* terendah (0,2500) sehingga menjadi kelas yang paling sulit diprediksi secara konsisten. Hal ini juga terlihat pada *Confusion Matrix*, di mana data netral cenderung tertukar dengan kelas positif maupun negatif.
7. Sistem mampu menyajikan keluaran berupa evaluasi model (*Confusion Matrix* dan *classification report*), ringkasan pada *Dashboard*, serta menghasilkan file laporan dalam format Excel melalui fitur *export*.

## 5.2. Saran

Berdasarkan keterbatasan penelitian dan hasil yang diperoleh, saran untuk pengembangan selanjutnya adalah sebagai berikut:

1. Menambah jumlah responden dan memperluas variasi data komentar agar model memperoleh lebih banyak pola bahasa (termasuk slang, singkatan, dan *typo*) sehingga performa klasifikasi dapat meningkat.
2. Melakukan uji reliabilitas pelabelan manual, misalnya dengan melibatkan lebih dari satu penilai dan menghitung tingkat kesepakatan (*inter-annotator agreement*), agar kualitas *ground truth* lebih terukur.

3. Mencoba konfigurasi fitur yang lebih kaya seperti penggunaan bigram (*ngram\_range=(1,2)*), penyesuaian daftar *stopword*, serta normalisasi kata tidak baku untuk meningkatkan kemampuan model membedakan konteks.
4. Melakukan optimasi parameter dan evaluasi yang lebih kuat, misalnya melalui *grid search* untuk parameter alpha serta menggunakan *k-fold cross-validation* agar hasil evaluasi lebih stabil.
5. Membandingkan *Naïve Bayes* dengan algoritma lain seperti *Logistic Regression*, *SVM*, *Random Forest*, maupun pendekatan *deep learning* (misalnya IndoBERT) untuk memperoleh model dengan akurasi lebih tinggi.
6. Mengembangkan fitur sistem, misalnya menambahkan autentikasi pengguna (login), penyimpanan hasil prediksi ke *database*, serta *Dashboard* yang lebih informatif (*filter* periode waktu, rekap per layanan, dan fitur *export* yang lebih fleksibel).
7. Jika diperlukan untuk penggunaan operasional, sistem dapat dikembangkan agar dapat berjalan pada *server* internal kampus (*intranet*) sehingga bisa diakses oleh pihak terkait tanpa instalasi di setiap komputer.

## DAFTAR PUSTAKA

- Alencia, C., Hidayanto, A. N., Fitriah, N., & Abidin, Z. (2021). *Mining Student Feedback to Improve the Quality of Higher Education through Multi Label Classification, Sentiment Analysis, and Trend Topic*. <https://doi.org/10.1109/ICITISEE48480.2019.9003818>
- Aliguliyev, R. M., & Iskandarli, G. Y. (2022). Measuring citizen satisfaction with e-government services by using *sentiment* analysis technology. *International Journal of Electronic Governance*, 14(4), 479–489. <https://doi.org/10.1504/IJEG.2022.129304>
- Amaliah, K. R. (2025). Analisis sentimen pengguna website SISKAs menggunakan algoritma *Naïve Bayes* dengan optimasi Particle Swarm Optimization. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 13(3). <https://doi.org/10.23960/jitet.v13i3.6839>
- Ardikaa, I. N. A. K., & Wibawaa, I. G. A. (2022). Analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi pelayanan masyarakat dengan menggunakan algoritma Random Forest. *Jurnal Nasional Teknologi Informasi Dan Aplikasinya (JNATIA)*, 1(1), 361–372.
- Ariyanti, D., & Iswardani, K. (2021). Teks Mining untuk Klasifikasi Keluhan Masyarakat Menggunakan Algoritma *Naïve Bayes*. *Jurnal IKRA-ITH Informatika*, 4(3), 125–132.
- Azizah, N., Wibowo, A., Warsito, B., & Maori, N. A. (2025). Analisis sentimen evaluasi mahasiswa terhadap layanan di UNISNU Jepara menggunakan algoritma Support Vector Machine. *SIMETRIS: Jurnal Teknik Mesin, Elektro Dan Ilmu Komputer*, 16(1). <https://doi.org/10.24176/simet.v16i1.14540>
- Baddam, S., Professor, A., Bingi Associate Professor, P., & Shuva Graduate Student, S. (2021). Student Evaluation of Teaching in Business Education: Discovering Student *Sentiments* Using Text Mining Techniques. *Journal of Business Education & Scholarship of Teaching*, 13(3), 1–13. <http://www.ejbest.org>
- Baglin, J. (2024). *Data Visualisation: From Theory to Practice*. <https://data-visualisation.stem.melbourne/>
- Berrar, D. (2021). Bayes' Theorem and *Naïve Bayes* Classifier. *Encyclopedia of Bioinformatics and Computational Biology*, 1, 403–412. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-12-809633-8.20473-1>
- Bsti. (2024). *Pusat Informasi Biro Sistem Teknologi Informasi*. Biro Sistem Teknologi Informasi. <https://bsti.umsu.ac.id/>
- Bujang, M. A., Omar, E. D., Hui, D., & Foo, P. (2024). *Sample size determination for conducting a pilot study to assess reliability of a questionnaire*. 49(1), 1–8.
- Bulu, A., Umar, E., & Ate, P. M. (2023). Analisis Sentimen Terhadap Sistem Informasi Akademik STIMIKOM Stella Maris Sumba Menggunakan Algoritma *Naïve Bayes*. *Jurnal Sistem Informasi Dan Informatika*, 1(2), 115–124. <https://doi.org/https://doi.org/10.47233/jiska.v1i2.1085>
- Cambria, E., Liu, Q., Decherchi, S., Xing, F., & Kwok, K. (2022). SenticNet 7: A Commonsense-based Neurosymbolic AI Framework for Explainable *Sentiment* Analysis. *2022 Language Resources and Evaluation Conference, LREC 2022, June*, 3829–3839.
- Chen, H., Wang, N., Du, X., Mei, K., Zhou, Y., & Cai, G. (2023). Classification Prediction of Breast Cancer Based on Machine Learning. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2023(1). <https://doi.org/10.1155/2023/6530719>
- Dai, W., Kong, W., Shang, T., Feng, J., Wu, J., & Qu, T. (2025). Guideline for Novel Fine-Grained *Sentiment* Annotation and Data Curation: A Case Study. *Wiley Online Library*, 42(4). <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/exsy.70022>
- Dalipi, F., Zdravkova, K., & Ahlgren, F. (2021). *Sentiment* Analysis of Students' Feedback

- in MOOCs: A Systematic Literature Review. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 4(September), 1–13. <https://doi.org/10.3389/frai.2021.728708>
- Dodiya, T. (2021). Using Term Frequency - Inverse Document Frequency to find the Relevance of Words in Gujarati Language. *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*, 9(4), 378–381. <https://doi.org/10.22214/ijraset.2021.33625>
- Foody, G. M. (2023). Challenges in the real world use of classification accuracy metrics: From recall and precision to the Matthews correlation coefficient. *PLoS ONE*, 18(10 October), 1–27. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0291908>
- Hanif, K. H., Fadlullah, A., Muntiar, N. R., & Fahrezi, I. A. (2025). A Comparative Sentiment Analysis of Computer Engineering Student Feedback Using Decision Trees and SVM. *Jurnal Inovasi Teknologi Dan Rekayasa*, 10(1), 71–82. <https://doi.org/10.31572/inotera.Vol10.Iss1.2025.ID436>
- Liu, B. (2021). *Sentiment analysis and opinion mining*. Morgan & Claypool Publishers.
- McCallum, A., & Nigam, K. (2021). A comparison of event models for Naïve Bayes text classification. *AAAI-98 Workshop on Learning for Text Categorization*, AAAI Press.
- Narulita, S., Nugroho, A., & Abdillah, M. Z. (2024). *Diagram Unified Modelling Language ( UML ) untuk Perancangan Sistem Informasi Manajemen Penelitian dan Pengabdian Masyarakat ( SIMLITABMAS ) Universitas Nasional Karangturi Semarang , Indonesia ( deskripsi ) dan perancangan sistem , khususnya pada pemrograman berorientasi objek ( Nistrina. 3, 244–256.*
- Nasution, H. M., Mustakim, Permana, I., & Afdal, M. (2023). A Comparative Study of Student Satisfaction Levels on Online Learning Using K-NN and Naïve Bayes. *JITE (Journal of Informatics and Telecommunication Engineering) Available*, 7(July), 112–122.
- Nofrida, E. R., & Najib, K. H. (2023). Analisis pengaruh kualitas layanan akademik terhadap kepuasan mahasiswa. *Jurnal Manajemen Pendidikan Dasar, Menengah Dan Tinggi (JMP-DMT)*, 4(4), 472–483.
- Pang, B., Lee, L., & Vaithyanathan, S. (2021). Thumbs up? Sentiment classification using machine learning techniques. *In Proceedings of EMNLP*, 79–86. <https://doi.org/10.3115/1118693.1118704>
- Qaiser, S., & Ali, R. (2021). Text Mining: Use of TF-IDF to Examine the Relevance of Words to Documents. *International Journal of Computer Applications*, 181(1), 25–29. <https://doi.org/10.5120/ijca2018917395>
- Rahmaliyadi, V., & Maridjan, M. M. (2025). Sentiment Analysis of Indonesian-Language Plantix Application Reviews for Plant Disease Diagnosis Using Naïve Bayes Methods. *Journal of Intelligent Systems Technology and Informatics*, 1(2), 62–66. <https://doi.org/10.64878/jistics.v1i2.12>
- Ramya, G., Triveni, V., & Danish, F. (2024). *SS symmetry Advancing Survey Sampling Efficiency under Stratified Random Sampling and Post-Stratification : Leveraging Symmetry for Enhanced Estimation Accuracy in the Prediction of Exam Scores.*
- Riady, Y., Sofwan, M., Mailizar, M., Mesfer, T., Nurul, L., & Habibi, A. (2023). International Journal of Information How can we assess the success of information technologies in digital libraries ? Empirical evidence from Indonesia. *International Journal of Information Management Data Insights*, 3(2), 100192. <https://doi.org/10.1016/j.jjime.2023.100192>
- Salton, G., & Buckley, C. (2021). term-weighting approaches in automatic text retrieval. *Information Processing & Management*, 24(5), 513–523. [https://doi.org/10.1016/0306-4573\(88\)90021-0](https://doi.org/10.1016/0306-4573(88)90021-0)
- Shaik, T., Tao, X., Dann, C., Xie, H., Li, Y., & Galligan, L. (2023). Sentiment analysis and opinion mining on educational data: A survey. *Natural Language Processing Journal*, 2(December 2022), 100003. <https://doi.org/10.1016/j.nlp.2022.100003>
- Singh, G., Kumar, B., Gaur, L., & Tyagi, A. (2019). *Comparison between Multinomial and*




- Bernoulli Naïve Bayes. for Text Classification.*  
<https://doi.org/10.1109/ICACTM.2019.8776800>
- Tamrakar, L., Shrivastava, P., & Ghosh, D. S. M. (2021). An Analytical Study Of Feature Extraction Techniques For Student *Sentiment Analysis*. *Turkish Journal of Computer and Mathematics Education Vol.12*, 12(11), 2900–2908.
- Thuraya, Z., Ibrahim, A., Utama, Y., & Indah, D. R. (2025). Assessing Academic Information System Performance Through *Sentiment Analysis*. *Sistemasi: Jurnal Sistem Informasi*, 14(3), 1270–1280.
- Toresa, D., Hidayat, I., Edriyansyah, Muzawi, R., Taslim, Lisnawita, & Yanto, F. (2023). Perbandingan Algoritma C4 . 5 Dan *Naïve Bayes*. Untuk Mengukur Tingkat Kepuasan Mahasiswa Dalam Penggunaan Edlink. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis*, 5(3), 250–256.  
<https://doi.org/https://doi.org/10.47233/jteksis.v5i3.855>
- Xu, S. (2021). *Bayesian Naïve Bayes. classifiers to text classification.*  
<https://doi.org/https://doi.org/10.1177/01655515166779>
- Xuan, W., & Deng, M. (2023). NoLogistics service quality *sentiment analysis* with deeper attention LSTM model with aspect embedding. Title. *Tehnički Vjesnik – Technical Gazette*, 30(2), 634–641. <https://doi.org/10.17559/TV-20221018031450>
- Zhang, H. (2004). The optimality of *Naïve Bayes*. *Proceedings of the Seventeenth International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference, FLAIRS 2004*, 2, 562–567.
- Züll, C. (2021). *Open-Ended Questions. December.* <https://doi.org/10.15465/gesis-sg>

**FORMULIR PERBAIKAN UJIAN SKRIPSI**

Pada hari ini, Jumat 10 April 2026 telah dilaksanakan Ujian Skripsi bagi mahasiswa Fakultas Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara. Sbb:

Nama Mahasiswa : Aricha Olmi Hasibuan  
 NPM : 2209010066  
 Program Studi : Sistem Informasi  
 Judul Proposal : Penerapan Algoritma Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Sentimen Kepuasan Mahasiswa Terhadap Layanan

Materi/Point yang Diperbaiki :

		Paraf
Yoshida Sary, S.Kom., M.Kom	—	
Martiano, S.Kom., M.Kom.	—	
Indah Purnama Sari, S.T., M.Kom	—	

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

# PENERAPAN ALGORITMA NAÏVE BAYES UNTUK KLASIFIKASI SENTIMEN KEPUASAN MAHASISWA TERHADAP LAYANAN SISTEM DAN TEKNOLOGI INFORMASI UMSU

## ORIGINALITY REPORT

<b>21</b> %	<b>19</b> %	<b>13</b> %	<b>12</b> %
SIMILARITY INDEX	INTERNET SOURCES	PUBLICATIONS	STUDENT PAPERS

## PRIMARY SOURCES

<b>1</b>	<b>repository.umsu.ac.id</b> Internet Source	<b>3</b> %
<b>2</b>	<b>Submitted to UPN Veteran Yogyakarta</b> Student Paper	<b>1</b> %
<b>3</b>	<b>ejurnal.seminar-id.com</b> Internet Source	<b>&lt;1</b> %
<b>4</b>	<b>dspace.uui.ac.id</b> Internet Source	<b>&lt;1</b> %
<b>5</b>	<b>e-journal.gomit.id</b> Internet Source	<b>&lt;1</b> %
<b>6</b>	<b>ejurnal.stmik-budidarma.ac.id</b> Internet Source	<b>&lt;1</b> %
<b>7</b>	<b>jurnal.polibatam.ac.id</b> Internet Source	<b>&lt;1</b> %
<b>8</b>	<b>repository.uin-suska.ac.id</b> Internet Source	<b>&lt;1</b> %
<b>9</b>	<b>Submitted to Universitas Budi Luhur</b> Student Paper	<b>&lt;1</b> %
<b>10</b>	<b>etheses.uin-malang.ac.id</b> Internet Source	<b>&lt;1</b> %
<b>11</b>	<b>journal.jisti.unipol.ac.id</b> Internet Source	<b>&lt;1</b> %

## LEMBAR PENGESAHAN

Judul Skripsi : PENERAPAN ALGORITMA NAÏVE BAYES UNTUK  
KLASIFIKASI SENTIMEN KEPUASAN  
MAHASISWA TERHADAP LAYANAN SISTEM DAN  
TEKNOLOGI INFORMASI UMSU

Nama Mahasiswa : ARICHA OLMI HASIBUAN

NPM : 2209010066

Program Studi : SISTEM INFORMASI

Menyetujui  
Komisi Pembimbing



(Yoshida Sary, S.E., S.Kom., M.Kom)  
NIDN. 0105067603

Ketua Program Studi



(Mahardika Abdi Prawira Tanjung,  
S.Kom, M.Kom)  
NIDN. 0117088902

Dekan



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



---

## [syntax] Submission Acknowledgement

1 message

**Ibnu Rusydi** <ojs@dharmawangsa.ac.id>

Thu, May 7, 2026 at 2:18 PM

To: Aricha Olmi Hasibuan <arichahsb0804@gmail.com>

Aricha Olmi Hasibuan:

Thank you for submitting the manuscript, "Penerapan algoritma naïve bayes untuk klasifikasi sentimen kepuasan mahasiswa terhadap layanan sistem dan teknologi informasi UMSU" to Syntax : Journal of Software Engineering, Computer Science and Information Technology. With the online journal management system that we are using, you will be able to track its progress through the editorial process by logging in to the journal web site:

Manuscript URL:

<https://jurnal.dharmawangsa.ac.id/index.php/syntax/author/submission/8763>

Username: aricha24

If you have any questions, please contact me. Thank you for considering this journal as a venue for your work.

Ibnu Rusydi

Syntax : Journal of Software Engineering, Computer Science and Information Technology

---

Terima Kasih

Syntax:

Journal of Software Engineering, Computer Science and Information Technology

<http://jurnal.dharmawangsa.ac.id/index.php/syntax>



**UMSU**  
Unggul | Cerdas | Terpercaya

MAJLIS PEMBUNGAN, PENGEMBANGAN & PENGEMBANGAN TIMBUNAN PESAT MUHAMMADIYAH  
**UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA**  
**FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI**

Pusat Administrasi: Jalan Mukhtar Basri No. 3 Medan 20238 Telp. (061) 6622400 - 66224567 Fax. (061) 6625474 - 6631003  
https://fkip.umhsu.ac.id fkip@umhsu.ac.id @umhsuimedan umhsuimedan umhsuimedan umhsuimedan

**Berita Acara Pembimbingan Proposal**

Nama Mahasiswa : Aricha Olmi Hasibuan  
NPM : 2209010066  
Program Studi : Sistem Informasi  
Nama Dosen Pembimbing : Yoshida Sary, S.E., S.Kom., M.Kom  
Judul Penelitian : Penerapan Algoritma Naive Bayes untuk Klasifikasi Sentimen  
Kepuasan Mahasiswa Terhadap Layanan Sistem dan Teknologi Informasi Umsu

Tanggal Bimbingan	Hasil Evaluasi	Paraf Dosen
5 Desember 2026	Perbaiki judul ganti objek penelitian menjadi layanan BSTI	
30 Desember 2026	latar belakang perbaiki, ⊕ gap penelitian terdahulu tinggi gunakan algoritma lain, rumusan masalah bahas tlg kuesioner, tujuan penelitian jawaban rumusan masalah, nyatakan notasi khusus.	
8 Januari 2026	Metode pengumpulan sampling, rujukan Paper dimensi y Quasar, H sampling	
9 Jan 2026	ACC	

Medan, 5 Desember 2025

Diketahui oleh :  
Ketua Program Studi

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

Disetujui oleh :  
Dosen Pembimbing

(Yoshida Sary, S.E., S.Kom., M.Kom)



**UMSU**

Unggul | Cerdas | Terpercaya

Bila melakukan kegiatan belajar mengajar, jangan lupa menggunakan masker dan jaga jarak.

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

<https://fiki.umsu.ac.id>

[fiki@umsu.ac.id](mailto:fiki@umsu.ac.id)

[umsu.medan](#)

[umsu.medan](#)

[umsu.medan](#)

[umsu.medan](#)

**Berita Acara Pembimbingan Skripsi**

Nama Mahasiswa : Aricha Olmi Hasibuan  
NPM : 2209010066  
Program Studi : Sistem Informasi  
Nama Dosen Pembimbing : Yoshida Sary, S.E., S.Kom., M.Kom  
Judul Penelitian : Penerapan Algoritma Naive Bayes untuk Klasifikasi Sentimen  
Kepuasan Mahasiswa Terhadap Layanan Sistem dan Teknologi Informasi Umsu

Item	Hasil Evaluasi	Tanggal	Paraf Dosen
5	tambahkan min 1 paragraf di subbab 4.1 dan 4.2. digambar 4.9 dan 4.10 ditambahkan penjelasan min 1 kalimat.	1 maret 2026	
6.	Exhibition zoom dengan audiens 7 orang dan Exhibition offline dengan dosen pembimbing	6 maret 2026	
7.	lanjut bab 5	7 maret 2026	
8	Diselesaikan semua data	9 maret 2026	

Medan, 27 Januari 2026

Diketahui oleh :  
Ketua Program Studi  
Sistem Informasi

Disetujui oleh :  
Dosen Pembimbing

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

(Yoshida Sary, S.E., S.Kom., M.Kom)

