

**ANALISIS SENTIMEN KELUHAN PELANGGAN PLN
MENGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES
UNTUK MENINGKATKAN KINERJA
PELAYANAN**

SKRIPSI

DISUSUN OLEH

NURSAID FATAHILLAH

NPM. 2209010164



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

MEDAN

2026

**ANALISIS SENTIMEN KELUHAN PELANGGAN PLN
MENGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES
UNTUK MENINGKATKAN KINERJA
PELAYANAN**

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**

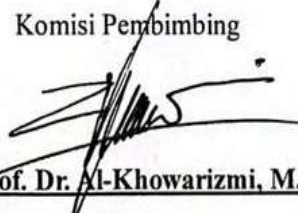
**NURSAID FATAHILLAH
NPM. 2209010164**

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

LEMBAR PENGESAHAN

Judul Skripsi : Analisis Sentimen Keluhan Pelanggan PLN
Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Untuk
Meningkatkan Kinerja Pelayanan
Nama Mahasiswa : Nursaid Fatahillah
NPM : 2209010164
Program Studi : Sistem Informasi

Menyetujui
Komisi Pembimbing



(Assoc. Prof. Dr. Al-Khowarizmi, M.Kom.)

NIDN. 0127099201

Ketua Program Studi



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

NIDN. 0117088902

Dekan



(Assoc. Prof. Dr. Al-Khowarizmi, M.Kom.)

NIDN. 0127099201

PERNYATAAN ORISINALITAS

ANALISIS SENTIMEN KELUHAN PELANGGAN PLN MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES UNTUK MENINGKATKAN KINERJA PELAYANAN

SKRIPSI

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

Medan, April 2024

Yang membuat pernyataan



Nursaid Fatahillah

NPM. 2209010164

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

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

Nama : Nursaid Fatahillah
NPM : 2209010164
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:

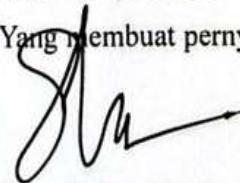
**ANALISIS SENTIMEN KELUHAN PELANGGAN PLN MENGGUNAKAN
ALGORITMA NAÏVE BAYES UNTUK MENINGKATKAN
KINERJA PELAYANAN**

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, April 2026

Yang membuat pernyataan



Nursaid Fatahillah

2209010164

RIWAYAT HIDUP

DATA PRIBADI

Nama Lengkap : Nursaid Fatahillah
Tempat dan Tanggal Lahir : MEDAN, 20 Juli 2004
Alamat Rumah : Jalan Keluarga No 129 Lk XX
Telepon/Faks/HP : 081364884584
E-mail : saidfatahillah123@gmail.com

DATA PENDIDIKAN

SD : SDN 030277 TELADAN SIDIKALANG TAMAT: 2016
SMP : SMPN 50 PALEMBANG TAMAT: 2019
SMA : SMAS DHARMAWANGSA MEDAN TAMAT: 2022

KATA PENGANTAR



Assalamu'alaikum warahmatullahi wabarakatuh

Alhamdulillah rabbil'alamin. Puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT atas segala rahmat, karunia, dan hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini dengan baik dan tepat waktu. Shalawat serta salam semoga senantiasa tercurah kepada Nabi Muhammad SAW, beserta keluarga, sahabat, dan seluruh umatnya hingga akhir zaman.

Tugas akhir ini berjudul "ANALISIS SENTIMEN KELUHAN PELANGGAN PLN MENGGUNAKAN ALGORITMA NAIVE BAYES UNTUK MENINGKATKAN KINERJA PELAYANAN" yang disusun sebagai salah satu syarat untuk menyelesaikan pendidikan Strata Satu (S1) pada Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara. Penulis telah berupaya semaksimal mungkin dalam menyusun skripsi ini, namun masih terdapat keterbatasan baik dari segi isi maupun penyajian.

Dalam proses penyusunan skripsi ini, penulis juga menyadari bahwa banyak pihak yang telah memberikan bantuan, bimbingan, serta dukungan. Dengan segala kerendahan hati, penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Akrim, M.Pd., Rektor Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara (UMSU)

2. Bapak Assoc. Prof. Dr. Al-Khowarizmi, S.Kom., M.Kom. selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi.
3. Ibu Dr. Firahmi Rizky, M.Kom selaku Wakil Dekan I Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi.
4. Bapak Mhd. Basri, S.Si, M.Kom selaku Wakil Dekan III Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi.
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. Bapak Assoc. Prof. Dr. Al-Khowarizmi, S.Kom., M.Kom. selaku dosen pembimbing tugas akhir yang telah berkontribusi membantu penulis dalam menyelesaikan tugas akhir. Serta memberikan ide, saran, kritik dan bimbingan kepada penulis dalam menyelesaikan tugas Akhir.
8. Kepada seluruh staf dan dosen Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara yang telah banyak memberikan ilmu, wawasan, motivasi dan pembelajaran berharga dari awal sampai akhir perkuliahan.
9. Kepada Mama dan Ayah, penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Mama dan Ayah tercinta atas segala doa, dukungan, kasih sayang, serta pengorbanan yang tiada henti. Terima kasih atas setiap perjuangan, kesabaran, dan kepercayaan yang selalu diberikan kepada penulis dalam setiap langkah kehidupan, khususnya selama proses penyusunan tugas akhir ini. Dalam setiap kesulitan yang dihadapi, doa dan

dukungan dari Mama dan Ayah menjadi kekuatan terbesar bagi penulis untuk tetap bertahan dan terus berusaha hingga mampu menyelesaikan tugas ini dengan baik. Penulis menyadari bahwa tanpa doa dan dukungan dari Mama dan Ayah, pencapaian ini tidak akan terwujud. Semoga segala kebaikan dan pengorbanan yang telah diberikan senantiasa dibalas dengan keberkahan dan kebahagiaan oleh Tuhan Yang Maha Esa.

10. Kepada Hanum Sabila, yang tidak kalah penting kehadirannya dalam proses penyusunan tugas akhir ini. Terima kasih karena telah banyak membantu dan menemani penulis sejak awal perkuliahan hingga saat ini, baik dalam proses belajar maupun dalam menghadapi berbagai kesulitan selama perkuliahan. Terima kasih awas waktu, tenaga dan kebersamaan yang telah dilalui bersama dalam menyelesaikan berbagai tugas, saling membantu, serta berjuang bersama hingga sampai di titik ini. Segala dukungan yang diberikan sangat berarti bagi penulis dalam menyelesaikan tugas akhir ini.
11. Kepada Adet, Nabil, Noval dan Pajri, penulis mengucapkan terima kasih atas bantuan dan kebersamaan yang telah diberikan selama proses perkuliahan. Terima kasih atas kerja sama, saling membantu dalam berbagai hal, serta kebersamaan yang terjalin selama ini. Dukungan dan kebersamaan sangat berarti dan membantu penulis dalam menjalani perkuliahan hingga mencapai tahap ini.
12. Kepada Faza, Rifqi, dan Farhan, penulis mengucapkan terima kasih atas kebersamaan yang telah terjalin sejak bangku SMA hingga sekarang.

Terima kasih atas momen canda, tawa, dan kebersamaan yang terus terjaga hingga saat ini, sehingga menjadi salah satu hal yang berarti bagi penulis.

13. Dan yang terakhir terima kasih kepada diri sendiri yang telah berjuang dan bertahan hingga sampai dititik ini. Terima kasih atas usaha, kesabaran, dan semangat dalam menghadapi berbagai tantangan selama proses perkuliahan hingga penyusunan tugas akhir ini. Meskipun tidak selalu mudah, penulis mampu melewati setiap proses yang ada dengan sebaik mungkin hingga akhirnya dapat menyelesaikan tugas akhir ini.

ANALISIS SENTIMEN KELUHAN PELANGGAN PLN MENGGUNAKAN NAÏVE BAYES UNTUK MENINGKATKAN KINERJA PELAYANAN

ABSTRAK

Perkembangan teknologi informasi telah mengubah pola komunikasi masyarakat dalam menyampaikan keluhan terhadap layanan publik, termasuk layanan PT Perusahaan Listrik Negara (PLN), melalui media sosial X (Twitter). Banyaknya volume data opini teks yang tidak terstruktur menyebabkan proses evaluasi manual menjadi tidak efektif dan membutuhkan waktu lama. Penelitian ini bertujuan untuk membangun model analisis sentimen otomatis menggunakan algoritma Naïve Bayes untuk mengklasifikasikan keluhan pelanggan PLN ke dalam kategori sentimen positif dan negatif. Metode penelitian yang digunakan adalah pendekatan kuantitatif dengan tahapan Natural Language Processing (NLP) yang meliputi scraping data dari platform X, diikuti dengan proses text preprocessing seperti cleaning, case folding, normalisasi kata, tokenizing, stopword removal, dan stemming. Algoritma Naïve Bayes diterapkan untuk menghitung probabilitas klasifikasi berdasarkan fitur teks yang telah diekstraksi. Sistem ini diimplementasikan menggunakan lingkungan pengembangan Google Colab dan bahasa pemrograman Python. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran terstruktur mengenai persepsi pelanggan dan mengidentifikasi faktor pelayanan yang paling sering menimbulkan keluhan sebagai bahan evaluasi kinerja PT PLN. Kinerja model dievaluasi menggunakan confusion matrix dengan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score untuk memastikan tingkat keandalan algoritma dalam melakukan klasifikasi sentimen secara otomatis.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, PLN, Naïve Bayes, X (Twitter), Natural Language Processing.

SENTIMENT ANALYSIS OF PLN CUSTOMER COMPLAINTS USING THE NAÏVE BAYES ALGORITHM TO IMPROVE SERVICE PERFORMANCE

ABSTRACT

The development of information technology has transformed public communication patterns in conveying complaints regarding public services, including services provided by PT Perusahaan Listrik Negara (PLN), through the social media platform X (formerly Twitter). The high volume of unstructured textual opinion data makes manual evaluation processes ineffective and time-consuming. This study aims to build an automated sentiment analysis model using the Naïve Bayes algorithm to classify PLN customer complaints into positive and negative sentiment categories. The research method employs a quantitative approach with Natural Language Processing (NLP) stages, including data scraping from platform X, followed by text preprocessing steps such as cleaning, case folding, word normalization, tokenizing, stopword removal, and stemming. The Naïve Bayes algorithm is applied to calculate classification probabilities based on the extracted text features. This system is implemented using the Google Colab development environment and Python programming language. The results of this study are expected to provide a structured overview of customer perceptions and identify service factors that most frequently generate complaints as evaluation material for PT PLN's performance. The model's performance is evaluated using a confusion matrix with accuracy, precision, recall, and F1-score metrics to ensure the reliability of the algorithm in performing automated sentiment classification.

Keywords: *Sentiment Analysis, PLN, Naïve Bayes, X (Twitter), Natural Language Processing.*

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	i
PERNYATAAN ORISINALITAS.....	ii
PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI.....	iii
RIWAYAT HIDUP.....	iv
KATA PENGANTAR.....	v
ABSTRAK	ix
ABSTRACT	x
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR GAMBAR	xvi
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang Masalah	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah.....	3
1.4 Tujuan Penelitian	4
1.5 Manfaat Penelitian.....	4
2.1 Analisis Sentimen	6
2.2 PLN	7
2.3 X (Twitter).....	8
2.4 Text Mining	9
2.5 Text Preprocessing.....	9
2.5.1 Cleaning Data	10
2.5.2 Case Folding	10

2.5.3 Normalisasi Kata.....	10
2.5.4 Tokenizing.....	10
2.5.5 Stop Removal.....	11
2.5.6 Stemming	11
2.6 Google Colab.....	12
2.7 Naïve Bayes.....	12
2.8 Unified Modeling Language (UML).....	14
2.8.1 Use Case Diagram	15
2.8.2 Activity Diagram.....	16
2.8.3 Squence Diagram.....	17
2.8.4 Class Diagram.....	18
2.9 Confusion Matrix	19
2.10 Tinjauan Penelitian Terdahulu dan Kebaruan Penelitian.....	21
BAB III ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM	23
3.1 Jenis dan Pendekatan Penelitian.....	23
3.2 Teknik dan Pengumpulan Data.....	24
3.3 Alur Penelitian.....	24
3.4 Text Preprocessing.....	25
3.4.1 Cleaning	26
3.4.2 Case Folding	26
3.4.3 Normalisasi Kata.....	27
3.4.4 Tokenizing.....	27

3.4.5 Stop Wordremoval	28
3.4.6 Stemming	28
3.5 Algoritma Naïve Bayes.....	29
3.6 Pemodelan dan Perancangan Sistem	32
3.6.1 Use Case Diagram	33
3.6.2 Activity Diagram.....	33
3.6.3 Squence Diagram.....	34
3.6.4 Class Diagram.....	36
3.7 Desain Antarmuka Sistem	37
3.7.1 Desain Halaman Login	37
3.7.2 Desain Halaman Dashboard.....	38
3.7.3 Desain Halaman Kelola Tweets	39
3.7.4 Desain Halaman Tambah Tweets	39
3.7.5 Desain Halaman Cleaning Data	40
3.7.6 Desain Halaman Hasil Analisis Sentimen	41
BAB IV IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM.....	42
4.1 Kebutuhan Sistem.....	42
4.1.1 Kebutuhan Perangkat Keras.....	42
4.1.2 Kebutuhan Perangkat Lunak.....	42
4.2 Pengolahan Data (Text Preprocessing).....	43
4.2.1 Cleaning	43
4.2.2 Case Folding	44

4.2.3 Normalisasi Kata.....	45
4.2.4 Tokenizing.....	45
4.2.5 Stopword Removal	46
4.2.6 Stemming.....	46
4.3 Implementasi Antarmuka Sistem.....	47
4.3.1 Halaman Kelola Tweets	47
4.3.2 Halaman Cleaning Data	48
4.3.3 Halaman Proses Naïve Bayes	48
4.3.4 Halaman Laporan Sentimen.....	49
4.3.5 Tampilan DataBase	50
4.4 Pengujian dan Evaluasi Model	50
4.5 Hasil Evaluasi.....	52
4.6 Visualisasi.....	55
BAB V PENUTUP	58
5.1 Kesimpulan.....	58
5.2 Saran.....	59
DAFTAR PUSTAKA.....	61
LAMPIRAN.....	64

DAFTAR TABEL

Table 2. 1 Use Case Diagram	16
Table 2. 2 Activity Diagram	17
Table 2. 3 Squence Diagram	18
Table 2. 4 Class Diagram	19
Table 2. 5 Tinjauan Penelitian Terdahulu	22
Table 3. 1 Cleaning	26
Table 3. 2 Case Folding.....	27
Table 3. 3 Normalisasi Kata	27
Table 3. 4 Tokenizing	28
Table 3. 5 Stop Word.....	28
Table 3. 6 Stemming	29
Table 4. 1 Confusion Matrix Tanpa Nilai.....	53
Table 4. 2 Confusion Matrix Keseluruhan	53
Table 4. 3 Confusion Matriks Kelas Positif	53
Table 4. 4 Confusion Matriks Kelas Negatif.....	54

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3. 1 Alur Penelitian.....	25
Gambar 3. 2 Flowchart Naïve Bayes	30
Gambar 3. 3 Use Case Diagram.....	33
Gambar 3. 4 Activity Diagram.....	34
Gambar 3. 5 Squence Diagram Login.....	35
Gambar 3. 6 Squence Diagram Admin	36
Gambar 3. 7 Class Diagram	37
Gambar 3. 8 Desain Halaman Login.....	38
Gambar 3. 9 Desain Halaman Dashboard	38
Gambar 3. 10 Desain halaman Kelola Tweets	39
Gambar 3. 11 Desain Halaman Tambah Tweets	40
Gambar 3. 12 Desain Halaman Cleaning Data	40
Gambar 3. 13 Desain Halaman hasil Analisis sentimen	41
Gambar 4. 1 Text Preprocessing.....	43
Gambar 4. 2 Cleaning	44
Gambar 4. 3 Case Folding.....	44
Gamba 4. 4 Normalisasi Kata	45
Gambar 4. 5 Tokenizing	46
Gambar 4. 6 Stopword Removal.....	46
Gambar 4. 7 Stemming	47
Gambar 4. 8 Halaman Kelola Tweets.....	48
Gambar 4. 9 Halaman Cleaning Data	48
Gambar 4. 10 Halaman Proses Naïve Bayes.....	49

Gambar 4. 11 Halaman Laporan	49
Gambar 4.12 Pengujian dan Evaluasi Model	50
Gambar 4.13 Visualisasi.....	51
Gambar 4.14 Akurasi Model.....	52
Gambar 4.15 Visualisasi Word Cloud	55
Gambar 4.16 Visualisasi Kata Paling Sering Muncul	56

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi telah membawa perubahan signifikan dalam pola komunikasi masyarakat, khususnya melalui pemanfaatan media sosial. Media sosial menjadi sarana yang efektif bagi masyarakat untuk menyampaikan pendapat, kritik, maupun keluhan terhadap instansi publik maupun swasta. Salah satu media sosial yang banyak digunakan oleh masyarakat adalah Twitter (X). Twitter atau X merupakan media sosial yang banyak digunakan oleh sebagian kalangan yang memiliki smartphone. Dengan X masyarakat dapat melakukan opini terkait berbagai hal yang menyangkut dengan kehidupan sosial, termasuk penilaian terhadap layanan yang dikelola oleh perusahaan swasta maupun perusahaan milik negara (Prasetyo et al., 2022).

Banyaknya opini yang disampaikan masyarakat melalui X membentuk kumpulan data teks yang cukup besar dan mengandung informasi penting mengenai pandangan publik terhadap suatu layanan. Informasi tersebut dapat dimanfaatkan untuk memahami kecenderungan sikap masyarakat apabila diolah dengan pendekatan yang mampu mengolah dan menganalisis opini masyarakat secara sistematis. Analisis sentimen biasanya melakukan pengumpulan opini untuk mengetahui opini masyarakat dalam postingan di sosial media salah satunya adalah twitter (X) (Mohi et al., 2023). Melalui analisis sentimen, opini publik dapat dikelompokkan ke dalam kategori tertentu sehingga memberikan gambaran umum mengenai sikap masyarakat terhadap suatu isu atau layanan.

Dalam penyelenggaraan pelayanan publik, PT Perusahaan Listrik Negara (PLN) merupakan perusahaan milik negara yang memiliki peran penting dalam mendukung aktivitas masyarakat sehari-hari. Kualitas kinerja dan pelayanan yang diberikan oleh PLN sangat berpengaruh terhadap tingkat kepuasan pelanggan. Oleh sebab itu, opini masyarakat terhadap pelayanan PLN menjadi hal yang penting untuk diperhatikan. Analisis sentimen di twitter (X) mengenai PT.PLN menjadi penting dilakukan untuk menganalisis mengenai opini masyarakat terhadap kinerja perusahaan dan pelayanan yang telah diberikan (Bagus Mustriyanto et al., 2022).

Seiring dengan meningkatnya jumlah opini dan keluhan masyarakat yang disampaikan melalui X, proses pengolahan data secara manual menjadi semakin sulit untuk dilakukan. Analisis secara manual membutuhkan waktu yang lama dan tenaga yang besar serta berpotensi menghasilkan penilaian yang kurang konsisten ketika dihadapkan pada volume data yang terus bertambah. Kondisi ini menimbulkan kesenjangan antara ketersediaan data opini masyarakat yang melimpah dengan kemampuan instansi dalam mengolah data tersebut secara cepat dan akurat. Oleh karena itu, penggunaan metode otomatis menjadi pilihan yang relevan untuk membantu proses analisis data opini secara cepat dan sistematis. Dalam hal ini, analisis sentimen pada tweet secara manual tidak lagi efektif, maka diperlukan metode Naïve Bayes yang dapat secara otomatis menganalisis sentimen pada tweet menjadi opini positif dan negatif (Mohi et al., 2023).

Dengan memanfaatkan algoritma Naïve Bayes dalam analisis sentimen keluhan pelanggan PLN pada media sosial X, opini masyarakat dapat

dianalisis secara lebih terstruktur dan objektif. Hasil analisis tersebut diharapkan dapat memberikan gambaran yang jelas mengenai persepsi pelanggan, sehingga dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan dalam upaya peningkatan kinerja dan kualitas pelayanan PT.PLN.

1.2 Rumusan Masalah

1. Bagaimana penerapan algoritma Naïve Bayes dalam membangun model analisis sentimen untuk mengklasifikasikan keluhan pelanggan PLN ke dalam kategori positif dan negatif?
2. Bagaimana hasil analisis sentimen terhadap keluhan pelanggan PLN pada platform digital dalam mengidentifikasi faktor-faktor yang memicu sentimen negatif?
3. Seberapa baik kinerja algoritma Naïve Bayes dalam mengklasifikasikan sentimen keluhan pelanggan PLN berdasarkan hasil pengujian akurasi model?

1.3 Batasan Masalah

1. Adapun penerapan algoritma yang digunakan dalam proses klasifikasi sentimen adalah algoritma Naïve Bayes, tanpa melakukan perbandingan dengan algoritma klasifikasi lainnya
2. Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa data teks keluhan pelanggan PLN yang diperoleh dari platform digital X(twitter)
3. Hasil penelitian difokuskan pada penyajian informasi sentimen dan pola keluhan pelanggan, tanpa membahas secara langsung implementasi kebijakan atau keputusan manajerial di lingkungan PLN.

1.4 Tujuan Penelitian

1. Membangun model analisis sentimen berbasis algoritma Naïve Bayes untuk mengklasifikasikan keluhan pelanggan PLN ke dalam kategori positif dan negatif.
2. Menganalisis sentimen keluhan pelanggan PLN pada platform digital guna mengidentifikasi faktor-faktor yang memicu sentimen negatif.
3. Mengevaluasi kinerja algoritma Naïve Bayes dalam mengklasifikasikan sentimen keluhan pelanggan PLN berdasarkan hasil pengujian akurasi model.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini dibagi menjadi beberapa aspek yang signifikan pertama, Penelitian ini diharapkan dapat membantu meningkatkan kualitas pelayanan PLN melalui pemahaman yang lebih baik terhadap keluhan pelanggan yang disampaikan secara digital. Dengan pelayanan yang semakin tepat dan responsif, masyarakat sebagai pengguna layanan listrik dapat memperoleh pelayanan yang lebih baik dan sesuai dengan harapan. Kedua, Penelitian ini memberikan pengalaman kepada penulis dalam menerapkan konsep Natural Language Processing, khususnya analisis sentimen, untuk mengolah data teks keluhan pelanggan. Selain itu, penelitian ini juga membantu penulis mengembangkan kemampuan analisis, pemecahan masalah, serta penerapan teori ke dalam permasalahan nyata. Ketiga, Bagi pihak PLN, hasil penelitian ini dapat memberikan gambaran mengenai kecenderungan dan jenis keluhan pelanggan berdasarkan sentimen yang muncul. Informasi tersebut dapat dimanfaatkan sebagai bahan evaluasi dalam upaya peningkatan kinerja

dan kualitas pelayanan. Yang terakhir Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam bidang Natural Language Processing, khususnya pada penerapan analisis sentimen menggunakan algoritma Naïve Bayes untuk mengolah data teks pada layanan publik. Hasil penelitian ini juga dapat menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya yang membahas topik serupa.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Analisis Sentimen

Analisis sentiment adalah Teknik data tekstual yang menggunakan Natural Language Processing (NLP) dan Machine Learning (ML), untuk mengevaluasi teks secara otomatis untuk perasaan yang dirasakan oleh penulis (positif, negative dan netral). Analisis sentiment dapat juga dikatakan area pemrosesan Bahasa alami (NLP) yang berkembang berdasarkan interaksi antara manusia dengan komputer, ekstraksi informasi, dan penyulingan perasaan dari data yang ada di media sosial online yang terus meningkat (Purnamasari et al., 2023).

Menurut (Risal et al., 2023) sentimen berasal dari persepsi orang yang memiliki makna positif, negatif, dan netral terkait dengan sesuatu. Penerapan analisis sentimen juga dapat dianggap sebagai penambangan persepsi, seperti menganalisis opini, evaluasi, sikap, dan emosi Analisis sentimen banyak diterapkan dalam berbagai bidang, seperti pemasaran, politik, pelayanan publik, dan media sosial. Dalam konteks pelayanan publik, analisis sentimen berfungsi sebagai alat evaluasi untuk mengukur tingkat kepuasan masyarakat terhadap layanan yang diberikan oleh suatu instansi. Melalui analisis sentimen, instansi dapat mengidentifikasi aspek layanan yang mendapatkan respon positif maupun aspek yang sering menimbulkan keluhan dari masyarakat. Data yang digunakan dalam analisis sentimen umumnya berasal dari teks tidak terstruktur, seperti komentar pengguna, ulasan layanan, atau unggahan media sosial. Oleh karena itu, analisis sentimen memerlukan

tahapan pengolahan data teks yang sistematis, mulai dari preprocessing hingga proses klasifikasi. Tahapan ini bertujuan untuk mengurangi noise pada data serta meningkatkan akurasi hasil analisis.

2.2 PLN

PT Perusahaan Listrik Negara (PLN) merupakan Badan Usaha Milik Negara (BUMN) yang bergerak di bidang penyediaan tenaga listrik di Indonesia. PLN memiliki tanggung jawab utama dalam penyediaan, pengelolaan, dan pendistribusian energi listrik kepada masyarakat secara merata dan berkelanjutan. Sebagai penyedia layanan publik strategis, keberadaan PLN sangat berpengaruh terhadap aktivitas sosial, ekonomi, pendidikan, dan industri di Indonesia.

Dalam menjalankan tugasnya, PLN tidak hanya berfokus pada aspek teknis penyediaan listrik, tetapi juga pada kualitas pelayanan kepada pelanggan. Pelayanan tersebut meliputi penanganan gangguan listrik, pelayanan administrasi pelanggan, pencatatan meter, hingga pengelolaan pengaduan dan keluhan pelanggan. Tingkat kepuasan pelanggan terhadap pelayanan PLN menjadi salah satu indikator penting dalam menilai kinerja perusahaan sebagai penyedia layanan publik.

Seiring dengan perkembangan teknologi informasi, PLN juga memanfaatkan berbagai platform digital sebagai sarana komunikasi dan interaksi dengan pelanggan. Melalui media tersebut, pelanggan dapat menyampaikan keluhan, kritik, maupun saran terkait layanan yang diterima. Data keluhan yang dihasilkan menjadi sumber informasi yang bernilai untuk dianalisis lebih lanjut, karena mencerminkan persepsi dan pengalaman

pelanggan terhadap kualitas pelayanan yang diberikan oleh PLN. Pemanfaatan data ini secara optimal diharapkan dapat mendukung upaya peningkatan mutu layanan secara berkelanjutan.

2.3 X (Twitter)

X, yang sebelumnya dikenal sebagai Twitter merupakan salah satu platform media sosial yang banyak digunakan masyarakat untuk berpendapat. Pendapat tersebut dapat berupa terhadap pelayanan Perusahaan alrajak., et al (2020). Pemanfaatan platform X sebagai sumber data dalam penelitian ini didasarkan pada tingginya intensitas interaksi pengguna dalam menyampaikan opini dan keluhan secara spontan. Unggahan yang dihasilkan mencerminkan respons langsung pengguna terhadap suatu peristiwa atau layanan, sehingga data yang diperoleh bersifat aktual dan relevan. Meskipun demikian, diperlukan proses pengolahan yang cermat untuk mengatasi keragaman gaya bahasa dan struktur teks, agar informasi yang terkandung di dalamnya dapat diolah secara efektif dan menghasilkan analisis sentimen yang akurat.

Menurut (Wang et al., 2022) Lebih dari 300 juta orang telah mendaftar untuk menggunakan Twitter, yang menghasilkan lebih dari 500 juta pembaruan setiap hari. Karena kemudahan dalam membagikannya, Twitter telah berkembang menjadi salah satu sumber data yang dihasilkan pengguna yang paling penting. Karakteristik data dari X bersifat real-time, terbuka, dan mengandung opini yang beragam, sehingga sangat potensial digunakan sebagai sumber data dalam penelitian analisis sentimen. Namun, data dari X juga memiliki tantangan tersendiri karena bersifat tidak terstruktur, mengandung singkatan, simbol, serta bahasa tidak baku.

2.4 Text Mining

Text mining adalah proses mengekstrak informasi penting dan pengetahuan yang tersembunyi dari text yang tidak terstruktur. Proses ini melibatkan penggunaan berbagai Teknik dari bidang ilmu komputer, pemrosesan Bahasa alami (Natural Language Processing / NLP) dan statistic untuk menganalisis teks dan mengurai makna dari dokumen, artikel, ulasan, tweet, dan sumber teks lainnya (Malik et al., 2024).

Dalam penelitian analisis sentimen, text mining berperan sebagai pendekatan utama untuk mengolah data keluhan pelanggan agar dapat diklasifikasikan ke dalam kategori sentimen tertentu. Proses text mining terdiri dari beberapa tahapan yang saling berkaitan, mulai dari pengumpulan data hingga evaluasi hasil analisis.

2.5 Text Preprocessing

Pemrosesan teks sangat penting untuk pemodelan topik karena membantu menghilangkan gangguan, memperbaiki kesalahan ketik, menstandarisasi penggunaan kata, dan menerapkan pemodelan topik (Alagukumar & Lawrance, 2024). Text preprocessing merupakan tahap pendahuluan dalam pengolahan data berbasis teks yang bertujuan untuk menyiapkan data agar berada dalam kondisi yang layak untuk dianalisis. Proses ini dilakukan melalui serangkaian langkah penyesuaian dan pembersihan data guna mengurangi gangguan seperti ketidakkonsistenan penulisan, keberadaan simbol, serta kata-kata yang tidak memiliki nilai informasi. Dalam penelitian analisis sentimen, text preprocessing memiliki peran yang krusial karena data teks umumnya bersifat tidak terstruktur. Penerapan tahapan ini memungkinkan

peningkatan kualitas data sehingga hasil klasifikasi menggunakan algoritma Naïve Bayes dapat diperoleh secara lebih optimal dan stabil.

2.5.1 Cleaning Data

Cleaning data adalah proses pembersihan teks dari unsur-unsur yang tidak diperlukan, seperti tanda baca berlebih, simbol, angka, emotikon, tautan, dan karakter khusus lainnya. Tahapan ini bertujuan untuk mengurangi noise pada data sehingga informasi utama dalam teks dapat dipertahankan dan dianalisis secara lebih efektif.

2.5.2 Case Folding

Case folding merupakan proses pengubahan seluruh huruf dalam teks menjadi huruf kecil. Proses ini dilakukan untuk menyeragamkan bentuk penulisan kata serta menghindari perbedaan representasi kata yang disebabkan oleh penggunaan huruf kapital yang tidak konsisten.

2.5.3 Normalisasi Kata

Normalisasi kata adalah proses penyamaan kata tidak baku, singkatan, atau istilah informal ke dalam bentuk kata baku. Tahapan ini diperlukan karena data teks dari media sosial sering menggunakan bahasa sehari-hari, sehingga normalisasi membantu mempertahankan makna teks agar dapat diproses secara akurat.

2.5.4 Tokenizing

Tokenisasi adalah proses memecah teks menjadi unit-unit individu yang disebut token (Alagukumar & Lawrance, 2024), yang umumnya berupa kata. Proses ini bertujuan untuk menguraikan teks yang awalnya berbentuk kalimat atau dokumen menjadi elemen dasar yang dapat dikenali dan diproses oleh

sistem. Melalui tokenizing, struktur data teks menjadi lebih terorganisasi sehingga memudahkan pelaksanaan tahapan analisis berikutnya.

2.5.5 Stop Removal

Stopwords adalah kata-kata umum yang memiliki konten informasi rendah. Meskipun sering muncul, mereka hanya menambahkan sedikit data semantik ke dokumen. Mereka juga disebut sebagai kata kamus negatif atau kata kebisingan (Evanovich & King, 2017). Stopword removal juga merupakan proses penghapusan kata-kata yang sering muncul dalam teks tetapi tidak memberikan kontribusi signifikan terhadap pemaknaan atau penentuan sentimen. Kata-kata tersebut umumnya berupa kata penghubung, kata depan, atau kata ganti. Penghapusan stopwords dilakukan untuk menyederhanakan data dengan mengurangi elemen yang tidak relevan, sehingga analisis dapat difokuskan pada kata-kata yang memiliki nilai informasi lebih tinggi dan berpengaruh terhadap hasil klasifikasi.

2.5.6 Stemming

Stemming adalah proses pengubahan kata ke dalam bentuk dasarnya dengan menghilangkan imbuhan seperti awalan, sisipan, maupun akhiran. Tahapan ini bertujuan untuk menyatukan berbagai variasi kata yang memiliki makna serupa ke dalam satu representasi dasar. Proses stemming melibatkan pengubahan bentuk kata menjadi kata dasar atau kata akar. Salah satu cara untuk mencapai hal ini adalah dengan menghapus afiks, sisipan, dan akhiran. Tujuan dari proses stemming adalah untuk meningkatkan efisiensi sistem (Rizki et al., 2023). Dengan penerapan stemming, jumlah fitur yang dianalisis dapat dikurangi dan konsistensi data dapat ditingkatkan.

2.6 Google Colab

Menurut (Febby Wilyani et al., 2024) Google Colab adalah layanan cloud computing yang disediakan oleh Google untuk mendukung pengembangan dan penelitian ilmiah. Colaboratory, “Colab” adalah produk dari GoogleResearch. Colab memungkinkan untuk menulis dan mengeksekusi kode python arbitrer melalui browser, dan sangat cocok untuk machine learning, analisis data, dan Pendidikan. Dengan fasilitas tersebut, Google Colab banyak dimanfaatkan sebagai sarana pendukung dalam kegiatan penelitian, terutama yang berkaitan dengan proses pengolahan dan analisis data.

Dalam penelitian ini, Google Colab digunakan sebagai lingkungan pengembangan untuk melakukan seluruh tahapan analisis sentiment, mulai dari proses pengumpulan dan preprocessing data, implementasi algoritma Naïve Bayes, serta evaluasi hasil analisis sentimen. Penggunaan Google Colab diharapkan dapat membantu proses penelitian berjalan lebih efisien dan terstruktur, serta mendukung pelaksanaan analisis sentimen secara optimal tanpa keterbatasan perangkat keras pada sisi pengguna.

2.7 Naïve Bayes

Menurut (Al-Khowarizmi, 2021). Metode Naïve bayes terdiri dari dua tahap dalam proses klasifikasi text, tahap pelatihan dan tahap klasifikasi. Pada tahap pelatihan dilakukan proses analisis terhadap sample dokumen berupa pemilihan vocabulary yaitu kata yang dimungkinkan muncul dalam koleksi dokumen sample yang menjadi representasi dokumen.

Naïve Bayes adalah algoritma klasifikasi yang memanfaatkan Teorema Bayes untuk menentukan probabilitas suatu kelas pada sampel data berdasarkan fitur-fitur yang diamati. Walaupun sering diterapkan pada klasifikasi teks atau analisis sentimen, algoritma Naïve Bayes juga digunakan dalam berbagai permasalahan klasifikasi di bidang machine learning (Dwiyoga Widiatoro Mustafid Ridwan Sanjaya, 2024). Menurut (Lado Kaka et al., 2023) rumus Naïve Bayes merupakan teknik klasifikasi yang menggunakan pendekatan probabilitas dan statistik. Algoritma ini memanfaatkan pengalaman atau data pada masa lalu untuk memprediksi kemungkinan yang akan terjadi di masa depan, yang dikenal sebagai Teorema Bayes.

Teorema Bayes dirumuskan sebagai berikut:

$$P(C | X) = (P(X | C) \times P(C)) / P(X)$$

Keterangan:

- a) $P(C | X)$ adalah probabilitas suatu data X termasuk ke dalam kelas C
- b) $P(X | C)$ adalah probabilitas kemunculan data X pada kelas C
- c) $P(C)$ adalah probabilitas awal (prior) dari kelas C
- d) $P(X)$ adalah probabilitas kemunculan data X

Dalam kasus klasifikasi teks, data X terdiri dari sekumpulan kata ($x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$). Dengan asumsi independensi antar kata, maka rumus Naïve Bayes dapat dituliskan sebagai:

$$P(C | X) \propto P(C) \times \prod P(x_i | C)$$

Keterangan:

- a) $\prod P(x_i | C)$ adalah hasil perkalian probabilitas setiap kata x_i terhadap kelas C
- b) Kelas C dapat berupa sentimen positif, negatif, atau netral.

2.8 Unified Modeling Language (UML)

Unified modelling language (UML) merupakan bahasa pemodelan yang digunakan untuk menggambarkan rancangan sistem perangkat lunak secara visual dan sistematis. Uml berperan sebagai alat bantu dalam memahami kebutuhan sistem, alur proses kerja, serta hubungan antara komponen sebelum sistem analisis keluhan pelanggan pln yang memanfaatkan algoritma naïve bayes dan diimplementasikan menggunakan Node.js, sehingga rancangan sistem dapat dipahami dengan lebih jelas dan terstruktur. UML adalah bahasa pemodelan yang umum digunakan dalam pengembangan perangkat lunak yang menawarkan pendekatan yang distandarisasi untuk merepresentasikan dan menjelaskan sistem perangkat lunak (Gadhi et al., 2023).

Pemodelan sistem melalui pendekatan ini memberikan gambaran awal mengenai fungsi-fungsi utama yang akan dijalankan serta mekanisme interaksi antara pengguna dan sistem. Representasi tersebut membantu peneliti dalam mengidentifikasi kebutuhan fungsional secara lebih rinci, sekaligus menjadi acuan dalam menyusun alur kerja sistem agar berjalan sesuai dengan tujuan penelitian. Dengan adanya pemodelan yang jelas, proses pengembangan dapat dilakukan secara terarah dan terdokumentasi dengan baik.

Selain itu, penggunaan pemodelan visual juga mendukung proses evaluasi rancangan sebelum sistem dikembangkan lebih lanjut. Setiap komponen dan proses yang terlibat dapat dianalisis sejak tahap awal sehingga potensi











kesalahan perancangan dapat diminimalkan. Pendekatan ini diharapkan mampu menghasilkan sistem analisis sentimen keluhan pelanggan PLN yang memiliki struktur logis dan mudah dikembangkan.

2.8.1 Use Case Diagram

Menurut (Imroatus Solihah & Voutama, 2024) use case adalah sebuah deskripsi yang menjelaskan bagaimana suatu sistem informasi akan digunakan oleh para penggunanya. Use case diagram digunakan untuk menggambarkan hubungan antara aktor dengan sistem yang dikembangkan. Diagram ini memperlihatkan fungsi-fungsi utama yang dapat dilakukan oleh admin dalam sistem analisis sentimen, mulai dari pengelolaan data keluhan pelanggan, proses pengolahan awal data, hingga proses penentuan sentimen dan penyajian hasil analisis.

Pendekatan yang kami usulkan menghasilkan model UML dari kebutuhan tekstual. Kebutuhan ini dapat ditulis baik dalam bentuk kalimat aktif maupun pasif. Pendekatan ini dapat menghasilkan aktor utama maupun eksternal (Malik et al., 2023).

Table 2. 1 Use Case Diagram

NO	GAMBAR	NAMA	KETERANGAN
1		Actor	Mengspesifikasikan himpunan peran yang pengguna mainkan ketika berinteraksi dengan use case.
2		Dependency	Hubungan dimana perubahan yang terjadi pada suatu elemen mandiri (independent) akan mempengaruhi elemen yang bergantung padanya elemen yang tidak mandiri (independent).
3		Generalization	Hubungan dimana objek anak (descendent) berbagai perilaku dan struktur data dari objek yang ada di atasnya objek induk (ancestor).
4		Include	Mengspesifikasikan bahwa use case sumber secara eksplisit.
5		Extend	Mengspesifikasikan bahwa use case target memperluas perilaku dari use case sumber pada suatu titik yang diberikan.
6		Association	Apa yang menghubungkan antara objek satu dengan objek lainnya.
7		System	Mengspesifikasikan paket yang menampilkan sistem secara terbatas.
8		Use Case	Deskripsi dari urutan aksi-aksi yang ditampilkan sistem yang menghasilkan suatu hasil yang terukur bagi suatu aktor.
9		Collaboration	Interaksi aturan-aturan dan elemen lain yang bekerja sama untuk menyediakan perilaku yang lebih besar dari jumlah dan elemennya (sinergi).
10		Note	Elemen fisik yang eksis saat aplikasi dijalankan dan mencerminkan suatu sumber daya komputasi.






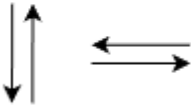
2.8.2 Activity Diagram

Activity Diagram berfungsi untuk menggambarkan alur aktivitas sistem secara berurutan. Diagram ini memperlihatkan tahapan proses yang dimulai dari pemasukan data keluhan, dilanjutkan dengan proses preprocessing data

teks, klasifikasi sentiment menggunakan algoritma Naïve bayes, sampai pada penampilan hasil analisis sentiment kepada pengguna.

Melalui pemodelan ini, hubungan antar aktivitas serta alur perpindahan proses dapat dianalisis dengan lebih sistematis. Activity Diagram juga membantu dalam mengidentifikasi titik awal, proses utama, serta kondisi akhir dari sistem yang dikembangkan. Dengan adanya diagram ini, potensi kesalahan alur kerja dapat diminimalkan sejak tahap perancangan.

Table 2. 2 Activity Diagram


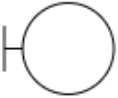

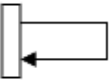


NO	GAMBAR	NAMA	KETERANGAN
1		Activity	Memperlihatkan bagaimana masing-masing kelas antarmuka saling berinteraksi satu sama lain.
2		Action	State dari sistem yang mencerminkan eksekusi dari suatu aksi.
3		Initial Node	Bagaimana objek dibentuk atau diawali.
4		Activity Final Node	Bagaimana objek dibentuk atau diakhiri.
5		Decision	Digunakan untuk menggambarkan suatu keputusan / tindakan yang harus diambil pada kondisi tertentu.
6		Line Connector	Digunakan untuk menghubungkan satu simbol dengan simbol lainnya.

2.8.3 Squence Diagram

Sequence diagram digunakan untuk menunjukkan urutan interaksi antar objek dalam sistem berdasarkan waktu. Diagram ini menggambarkan bagaimana data keluhan dikirimkan oleh admin ke sistem, diproses oleh

modul klasifikasi, disimpan kedalam basis data, dan selanjutnya hasil analisis dikembalikan kepada admin. Melalui diagram ini, aliran pesan antar objek dapat dipahami secara lebih rinci, termasuk urutan proses dan respons yang dihasilkan oleh sistem. Pemodelan sequence diagram membantu memastikan bahwa setiap interaksi berjalan sesuai dengan kebutuhan fungsional serta mendukung kejelasan implementasi sistem yang dikembangkan.








Table 2. 3 Squence Diagram

NO	GAMBAR	NAMA	KETERANGAN
1		Entity Class	Gambaran sistem sebagai landasan dalam menyusun basis data.
2		Boundary Class	Menangani komunikasi antar lingkungan sistem.
3		Control Class	Bertanggung jawab terhadap kelas-kelas terhadap objek yang berisi logika.
4		Recursive	Pesan untuk dirinya.
5		Activation	Mewakili proses durasi aktivitasi sebuah operasi.
6		Life Line	Komponen yang digambarkan garis putus terhubung dengan objek.

2.8.4 Class Diagram

Class diagram menggambarkan struktur kelas yang terdapat dalam sistem beserta hubungan antar kelas tersebut. Diagram ini menunjukkan pembagian fungsi sisten ke dalam beberapa kelas utama, seperti pengelolaan naïve bayes, serta pengelolaan hasil analisis sentiment.

Table 2. 4 Class Diagram

NO	GAMBAR	NAMA	KETERANGAN
1		Generalization	Hubungan dimana objek anak (descendant) berbagi perilaku dan struktur data dari objek yang ada di atasnya objek induk(ancestor).
2		Nary Association	Upaya untuk menghindari asosiasi dengan lebih dari 2 objek.
3		Collaboration	Deskripsi dari urutan aksi-aksi yang menghasilkan suatu hasil yang terukur bagi suatu aktor
4		Class	Himpunan dari objek-objek yang berbagi atribut serta operasi yang sama.
5		Realization	Operasi yang benar-benar dilakukan oleh usatu objek.
6		Dependency	Hubungan dimana perubahan yang terjadi pada suatu elemen mandiri akan mempengaruhi elemen yang bergantung padanya elemen yang tidak mandiri.
7		Association	Apa yang menghubungkan antara objek satu dengan objek lainnya.

2.9 Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah metode evaluasi yang digunakan untuk mengukur kinerja model klasifikasi dengan cara membandingkan hasil prediksi yang dihasilkan oleh model dengan data aktual. Menurut (Mulyono et al., 2025) Di antara metrik yang paling umum digunakan adalah akurasi, precision, recall, dan F1-score. Setiap metrik ini menawarkan perspektif yang berbeda mengenai kinerja model dan memiliki kelebihan serta kekurangan tergantung pada jenis masalah yang dihadapi. Penyajian confusion matrix dalam bentuk tabel memungkinkan analisis yang lebih rinci terhadap jumlah data yang diklasifikasikan secara benar maupun salah pada setiap kelas, sehingga evaluasi model tidak hanya bergantung pada nilai akurasi semata. Dalam analisis sentimen, confusion matrix digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mengklasifikasikan sentimen ke dalam kategori

positif, negatif, dan netral. Melalui confusion matrix, dapat dihitung metrik evaluasi seperti accuracy, precision, recall, dan F1-score yang digunakan untuk mengukur tingkat keandalan algoritma Naïve Bayes dalam melakukan klasifikasi sentimen keluhan pelanggan PLN.

Terdapat 4 metrik di dalam confusion matrix, yaitu

1. True Positive (TP)

Menunjukkan jumlah data yang berhasil diklasifikasikan secara benar oleh model sebagai kelas positif

2. True Negative (TN)

Merupakan jumlah data yang diprediksi dengan benar sebagai kelas negative

3. False Positive (FP)

Menunjukkan jumlah data yang sebenarnya termasuk kelas negative, tetapi diprediksi oleh model sebagai kelas positif

4. False Negative (FN)

Merupakan jumlah data yang seharusnya termasuk kelas positif, Namun diprediksi oleh model sebagai kelas negative

Berikut ke empat rumus nilai performa yang telah disebutkan:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

$$Precision = TP / (TP + FP)$$

$$Recall = TP / (TP + FN)$$

$$F1-Score = (2 \times Precision \times Recall) / (Precision + Recall)$$

2.10 Tinjauan Penelitian Terdahulu dan Kebaruan Penelitian

Tinjauan penelitian terdahulu dilakukan untuk mengetahui posisi penelitian yang dilakukan serta memastikan adanya unsur kebaruan (novelty) dibandingkan dengan penelitian sebelumnya. Analisis dilakukan dengan membandingkan metode, objek penelitian, serta hasil yang dicapai pada penelitian terdahulu dengan penelitian yang dikembangkan dalam skripsi ini. Melalui kajian terhadap penelitian sebelumnya, dapat diidentifikasi kelebihan dan keterbatasan dari pendekatan yang telah diterapkan, baik dari sisi metode analisis, sumber data, maupun ruang lingkup pembahasan. Hasil kajian tersebut menjadi dasar dalam menentukan perbedaan penelitian ini, khususnya pada pemilihan objek kajian berupa keluhan pelanggan PLN serta penerapan tahapan pengolahan data yang disesuaikan dengan karakteristik data teks berbahasa Indonesia.

Kebaruan penelitian ini terletak pada integrasi analisis sentimen keluhan pelanggan PLN dengan penerapan algoritma Naïve Bayes yang diimplementasikan dalam sistem berbasis Node.js. Selain itu, penelitian ini menitikberatkan pada pemanfaatan hasil klasifikasi sentimen sebagai bahan evaluasi terhadap kinerja pelayanan, sehingga tidak hanya berorientasi pada aspek teknis klasifikasi, tetapi juga pada nilai praktis yang dapat dijadikan dasar dalam pengambilan keputusan untuk meningkatkan kualitas layanan.

Table 2. 5 Tinjauan Penelitian Terdahulu

No	Peneliti&Tahun	Metode/fokus Penelitian	Kelemahan / Keterbatasan (Gap)	Kebaharuan pada skripsi ini
1	Syafrizal dkk (2024)	Analisis sentimen ulasan aplikasi PLN Mobile menggunakan Naïve Bayes Classifier (NBC) dan KNN	Membandingkan NBC dan KNN tanpa fokus hanya pada Naïve Bayes; data lebih besar tapi model belum diintegrasikan sebagai aplikasi sistem lengkap.	Fokus hanya pada algoritma Naïve Bayes, dan mengembangkan sistem analisis sentimen terpadu untuk keluhan pelanggan PLN.
2	Panduni R. dkk (2025)	Analisis sentimen ulasan aplikasi PLN Mobile menggunakan Naïve Bayes dengan Python	Dataset relatif kecil (400 ulasan), dan hanya klasifikasi tanpa integrasi ke pengembangan aplikasi pelaporan.	Menggabungkan Naïve Bayes dengan sistem backend (Node.js) serta frontend untuk laporan keluhan pelanggan.
3	PLN Banten (2022)	Analisis layanan pelanggan Twitter dengan Naïve Bayes untuk klasifikasi opini layanan PLN	Fokus pada data Twitter, bukan khusus pada keluhan pelanggan dari berbagai sumber (marketplace, email, call center, dsb).	Menggunakan data keluhan pelanggan beragam sumber termasuk data internal dan eksternal untuk analisis yang lebih komprehensif.
4	Dhamma & Barus (2025)	Analisis sentimen ulasan Google Reviews dengan Naïve Bayes, KNN, Logistic Regression untuk layanan hotel	Fokus studi pada sektor jasa perhotelan, bukan kasus keluhan pelanggan layanan PT PLN.	Konteks layanan pelanggan PLN yang berbeda, serta penekanan pada analisis sentimen keluhan pelanggan untuk perbaikan layanan operasional.

BAB III

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

3.1 Jenis dan Pendekatan Penelitian

Penelitian ini termasuk dalam penelitian kuantitatif yang menerapkan pendekatan natural language processing (NLP) untuk mengelolah dan menganalisa data berupa teks keluhan pelanggan PLN yang bersifat tidak terstruktur. Data teks tersebut diproses melalui beberapa tahapan prapemrosesan, yaitu case folding, tokenizing, stopword removal, dan stemming, dengan tujuan menghasilkan data yang lebih terstruktur dan layak untuk dianalisis lebih lanjut. Proses analisis sentiment dilakukan menggunakan algoritma Naïve Bayes Classifier, yang memanfaatkan prinsip probabilitas bayes dalam mengelompokkan keluhan pelanggan ke dalam kategori sentimen positif, negatif, atau netral. Kinerja sistem yang dikembangkan kemudian dievaluasi secara kuantitatif menggunakan metrik pengukuran seperti akurasi, precision, recall, dan F1-score, sehingga hasil penelitian dapat dimanfaatkan sebagai bahan evaluasi untuk meningkatkan kualitas pelayanan PLN.

Pendekatan yang diterapkan dalam penelitian ini memungkinkan proses pengolahan data teks dalam jumlah besar dilakukan secara sistematis dan objektif. Dengan memanfaatkan metode komputasi berbasis statistik, hasil analisis sentimen yang diperoleh dapat menggambarkan kecenderungan persepsi pelanggan terhadap layanan PLN secara lebih terukur. Pendekatan kuantitatif ini memberikan dasar yang kuat dalam pengambilan kesimpulan karena didukung oleh perhitungan matematis dan hasil pengujian yang terukur.

3.2 Teknik dan Pengumpulan Data

Teknik pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan untuk memperoleh data keluhan pelanggan PLN yang akan dianalisis sentimennya menggunakan algoritma Naïve Bayes. Data yang digunakan berupa teks keluhan pelanggan yang diperoleh dari media sosial Twitter (X), karena platform tersebut banyak dimanfaatkan masyarakat untuk menyampaikan keluhan dan opini terkait layanan PLN. Pengumpulan data dilakukan dengan memanfaatkan teknik scraping untuk mengambil tweet yang relevan berdasarkan kata kunci tertentu, seperti gangguan listrik, pemadaman, dan layanan pelanggan PLN.

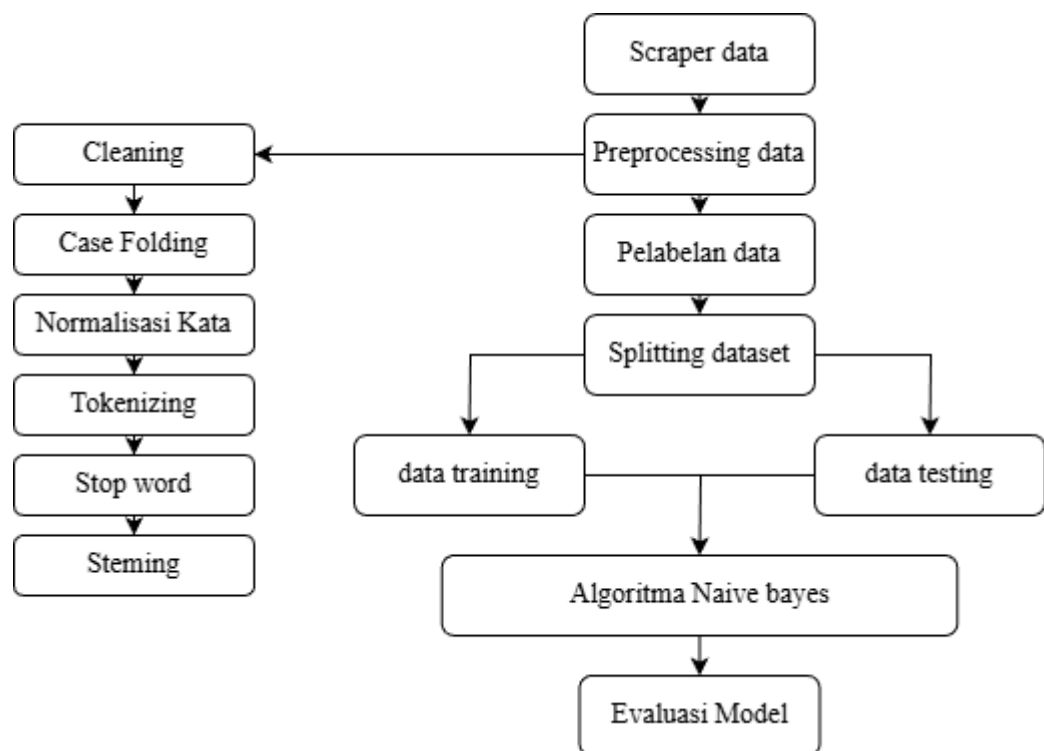
Data yang diperoleh selanjutnya diseleksi untuk memastikan kesesuaiannya dengan tujuan penelitian, yaitu tweet berbahasa Indonesia yang mengandung keluhan pelanggan. Data yang telah dipilih kemudian disimpan dalam format CSV (Comma Separated Values) untuk mempermudah proses pengelolaan dan pengolahan data pada tahap preprocessing serta analisis sentiment. Pengguna format CSV juga mendukung integrasi data dengan sistem yang dikembangkan dan mempermudah proses analisis menggunakan Bahasa pemrograman Python.

3.3 Alur Penelitian

Alur penelitian ini dirancang untuk menjelaskan tahapan penelitian yang digunakan dalam menganalisis sentimen keluhan pelanggan algoritma Naïve Bayes. Proses penelitian diawali dengan pengambilan data keluhan, kemudian dilanjutkan dengan tahap preprocessing data teks guna meningkatkan kualitas data yang akan dianalisis. Setelah itu, data dilakukan pelabelan dan dibagi

menjadi data latih serta data uji sebelum diproses menggunakan algoritma Naïve Bayes. Tahapan akhir dalam penelitian ini adalah evaluasi model untuk mengetahui kinerja hasil klasifikasi sentiment yang dihasilkan.

Setiap tahapan dalam alur penelitian disusun secara sistematis agar proses analisis dapat dilakukan secara terstruktur dan terukur. Pendekatan ini memungkinkan identifikasi permasalahan pada setiap tahap pengolahan data sehingga dapat dilakukan perbaikan jika diperlukan. Alur penelitian yang jelas juga berperan dalam memastikan keterkaitan antara data masukan, proses analisis, dan keluaran yang dihasilkan. Dengan demikian, hasil penelitian diharapkan memiliki tingkat keandalan yang baik serta dapat digunakan sebagai dasar evaluasi terhadap kualitas pelayanan PLN.



Gambar 3. 1 Alur Penelitian

3.4 Text Preprocessing

Text preprocessing merupakan tahapan awal yang dilakukan dalam penelitian ini untuk menyiapkan data keluhan pelanggan PLN sebelum dianalisis lebih lanjut. Data yang diperoleh dari platform X (Twitter) umumnya masih bersifat mentah, tidak terstruktur, serta mengandung variasi penulisan yang beragam. Oleh karena itu, diperlukan serangkaian proses pengolahan awal agar data teks menjadi lebih bersih dan konsisten sehingga dapat digunakan secara optimal dalam proses klasifikasi sentimen menggunakan algoritma Naïve Bayes.

3.4.1 Cleaning

Tahap cleaning data dilakukan untuk menghilangkan komponen yang tidak diperlukan dalam teks, seperti tanda baca berlebih, simbol, angka, emotikon, tautan, serta karakter khusus lainnya. Proses ini bertujuan untuk mengurangi noise pada data sehingga teks yang diolah hanya berisi informasi yang relevan dengan keluhan pelanggan.

Table 3. 1 Cleaning

Sebelum	Sesudah
Listrik di rumah saya sering mati!!! ☹️☹️ Cek di https://pln.co.id sekarang juga!	Listrik di rumah saya sering mati Cek sekarang juga

3.4.2 Case Folding

Case folding dilakukan dengan mengubah seluruh teks menjadi huruf kecil. Tahap ini bertujuan untuk menyeragamkan penulisan kata serta

menghindari perbedaan representasi kata yang disebabkan oleh penggunaan huruf kapital yang tidak konsisten.

Table 3. 2 Case Folding

Sebelum	Sesudah
Pelayanan PLN Sangat Lambat Dalam Menangani Keluhan Pelanggan	pelayanan pln sangat lambat dalam menangani keluhan pelanggan

3.4.3 Normalisasi Kata

Normalisasi kata adalah proses menyeragamkan kata-kata tidak baku, singkatan, atau istilah slang menjadi bentuk kata baku. Tahap ini penting karena data yang bersumber dari media sosial sering mengandung variasi bahasa informal. Dengan normalisasi kata, makna teks dapat dipertahankan dan diproses secara lebih akurat oleh sistem.

Table 3. 3 Normalisasi Kata

Sebelum	Sesudah
pln gak respon keluhan listrik yg sering padam	pln tidak merespons keluhan listrik yang sering padam

3.4.4 Tokenizing

Tokenizing merupakan proses memecah teks menjadi unit-unit kata atau token. Pada tahap ini, kalimat yang telah dibersihkan dan dinormalisasi

diuraikan menjadi kata-kata terpisah agar dapat diproses lebih lanjut dalam tahapan analisis dan klasifikasi sentimen.

Table 3. 4 Tokenizing

Sebelum	Sesudah
pln tidak merespons keluhan listrik yang sering padam	[pln, tidak, merespons, keluhan, listrik, yang, sering, padam]

3.4.5 Stop Wordremoval

Stopword removal dilakukan dengan menghapus kata-kata umum yang sering muncul dalam teks, tetapi tidak memberikan pengaruh signifikan terhadap penentuan sentimen. Proses penghapusan stopwords bertujuan untuk memusatkan analisis pada kata-kata yang mengandung informasi penting terkait keluhan pelanggan.

Table 3. 5 Stop Word

Sebelum	Sesudah
[pln, tidak, merespons, keluhan, listrik, yang, sering, padam]	[pln, merespons, keluhan, listrik, sering, padam]

3.4.6 Stemming

Stemming adalah proses mengubah kata menjadi bentuk dasarnya dengan menghilangkan imbuhan yang melekat pada kata tersebut. Tahap ini bertujuan untuk menyatukan berbagai variasi kata yang memiliki makna serupa

sehingga dapat meningkatkan konsistensi data serta efisiensi proses klasifikasi menggunakan algoritma Naïve Bayes.

Table 3. 6 Stemming

Sebelum	Sesudah
[pln, merespons, keluhan, listrik, sering, padam]	[pln, respons, keluh, listrik, sering, padam]

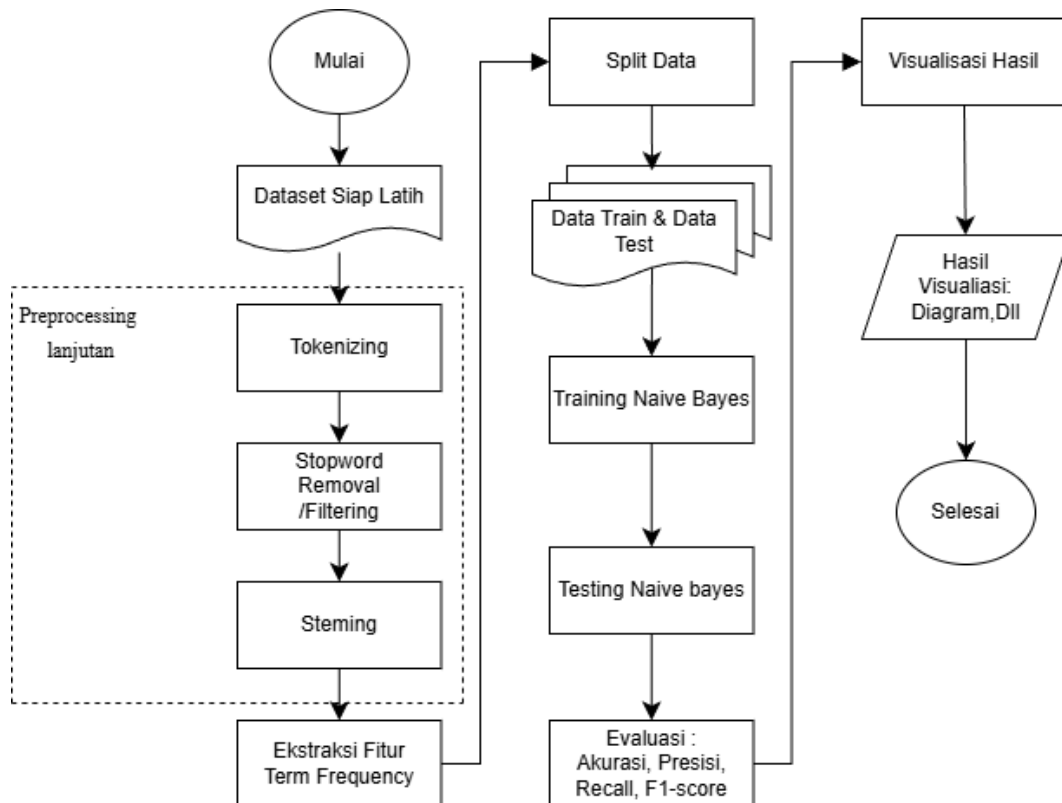
3.5 Algoritma Naïve Bayes

Algoritma Naïve Bayes adalah salah satu metode klasifikasi dalam machine learning yang berlandaskan pada teorema Bayes dengan asumsi bahwa setiap fitur memiliki sifat independen terhadap fitur lainnya. Algoritma ini bekerja dengan menghitung probabilitas suatu data masuk ke dalam kelas tertentu berdasarkan peluang munculnya fitur-fitur yang dimiliki data tersebut pada masing-masing kelas.

Dalam konteks analisis sentimen, Naïve Bayes digunakan untuk mengklasifikasikan data teks ke dalam kategori sentimen seperti positif, negatif, atau netral. Proses klasifikasi dilakukan dengan membandingkan nilai probabilitas tertinggi dari setiap kelas yang dihitung berdasarkan data latih. Meskipun menggunakan asumsi kesederhanaan (naïve), algoritma ini terbukti memiliki kinerja yang baik, efisien, dan stabil dalam pengolahan data teks berukuran besar.

Keunggulan utama algoritma Naïve Bayes terletak pada kemudahan implementasi, kebutuhan komputasi yang rendah, serta kemampuannya

menangani data dengan dimensi tinggi, sehingga sangat sesuai digunakan dalam penelitian analisis sentimen berbasis teks keluhan pelanggan.



Gambar 3. 2 Flowchart Naïve Bayes

Keterangan :

Mulai

1. Tahap awal yang menandai dimulainya proses penelitian analisis sentimen

2. Dataset Siap Latih

Dataset siap latih merupakan kumpulan data keluhan pelanggan PLN yang telah melalui proses pengumpulan dan seleksi awal. Data ini berupa teks keluhan berbahasa Indonesia yang relevan.

3. Tahap preprocessing bertujuan untuk membersihkan dan menyiapkan data teks agar siap dianalisis. Proses ini meliputi:

- a. case folding, yaitu mengubah seluruh teks menjadi huruf kecil
- b. cleaning merupakan proses menghapus karakter, simbol, angka, dan tanda baca yang tidak diperlukan
- c. normalisasi kata, untuk mengubah kata tidak baku menjadi kata baku
- d. tokenizing merupakan proses memecah teks menjadi kata-kata
- e. stopword removal, untuk menghilangkan kata umum yang tidak memiliki makna penting
- f. stemming, untuk mengubah kata ke bentuk dasarnya

4. Ekstraksi Fitur

Pada tahap ini data teks yang telah diproses diubah kedalam bentuk numerik menggunakan pendekatan Term Frequency, yaitu dengan menghitung frekuensi kemunculan data dalam setiap dokumen sebagai fitur yang akan digunakan oleh algoritma Naïve Bayes.

5. Pembagian Dataset

Dataset yang telah diberi menjadi dua bagian, yaitu data latih (training data) dan data uji (testing data) guna keperluan pelatihan dan pengujian model.

6. Klasifikasi Menggunakan Algoritma Naïve Bayes

Data latih digunakan untuk membangun model klasifikasi sentimen dengan algoritma Naïve Bayes, sedangkan data uji digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam mengklasifikasikan sentimen keluhan pelanggan.

7. Evaluasi Model

Tahap evaluasi dilakukan untuk mengukur kinerja model klasifikasi menggunakan confusion matrix serta metrik evaluasi seperti accuracy, precision, recall, dan F1-score.

8. Visualisasi Hasil

Hasil analisis sentiment yang diperoleh kemudian disajikan dalam bentuk visualisasi, seperti diagram atau grafik, agar mudah dipahami dan dianalisis.

9. Selesai

Tahap akhir penelitian berupa analisis hasil klasifikasi sentiment dan penarikan Kesimpulan sebagai dasar rekomendasi peningkatan kinerja pelayanan PLN.

3.6 Pemodelan dan Perancangan Sistem

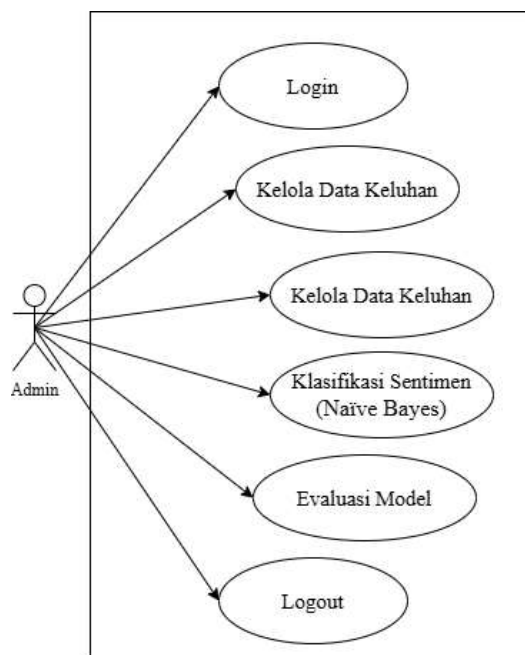
Pemodelan dan perancangan sistem dilakukann untuk menggambarkan struktur serta alur kerja sistem analisis sentiment keluhan pelanggan PLN yang dikembangkan dalam penelitian ini. Tahap ini bertujuan untuk memberikan gambaran yang jelas mengenai interaksi pengguna dengan sistem, proses yang berlangsung di dalam sistem, serta hubungan antar komponen sebelum sistem diimplementasikan. Pemodelan sistem dalam penelitian ini menggunakan Unified Modeling Language (UML) sebagai alat bantu visualisasi dan dokumentasi perancangan sistem.

Penggunaan UML dipilih karena mampu mempersentasikan sistem seacara terstruktur, mudah dupahami, serta umum digunakan dalam perancanga sistem perangkat lunak. Diagram UML digunakan dalam penelitian ini meliputi Use case diagram, activity diagram, squance diagram, dan class diagram, yang

masing-masing memiliki peran dalam menjelaskan aspek fungsional dan structural sistem.

3.6.1 Use Case Diagram

Use Case Diagram pada penelitian ini menggambarkan fungsi-fungsi yang disediakan oleh sistem analisis sentimen keluhan pelanggan PLN. Sistem dirancang untuk menerima data keluhan pelanggan, mengelola proses. Melalui use case ini, sistem memungkinkan pengguna untuk menjalankan proses analisis secara terstruktur mulai dari pengambilan data hingga memperoleh informasi sentimen sebagai hasil akhir.

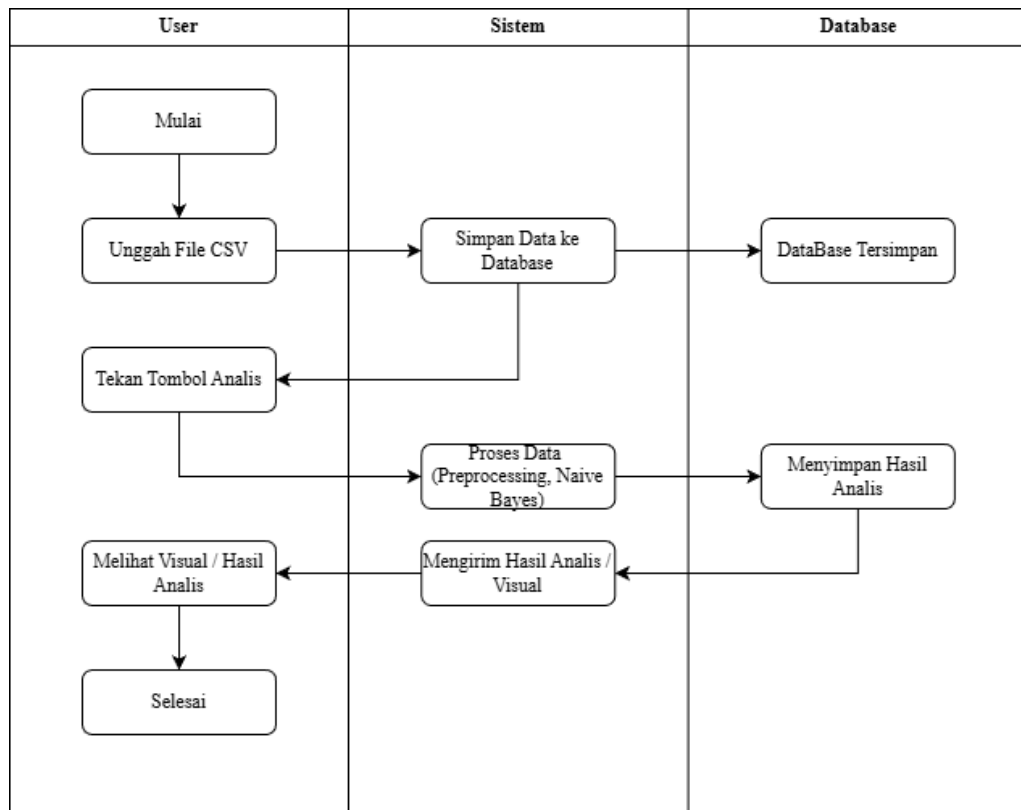


Gambar 3. 3 Use Case Diagram

3.6.2 Activity Diagram

Activity Diagram menggambarkan alur aktivitas yang dijalankan oleh sistem dalam memproses data keluhan pelanggan. Sistem memulai progres dengan menerima keluhan, kemudian melakukan preprocessing data teks,

pelabelan sentimen, dan pembagian data set. Selanjutnya sistem menjalankan proses klasifikasi sentiment menggunakan algoritma Naïve Bayes dan melakukan evaluasi model. Diagram ini menunjukkan bagaimana sistem bekerja secara berurutan dari awal hingga menghasilkan output berupa hasil analisis sentimen.



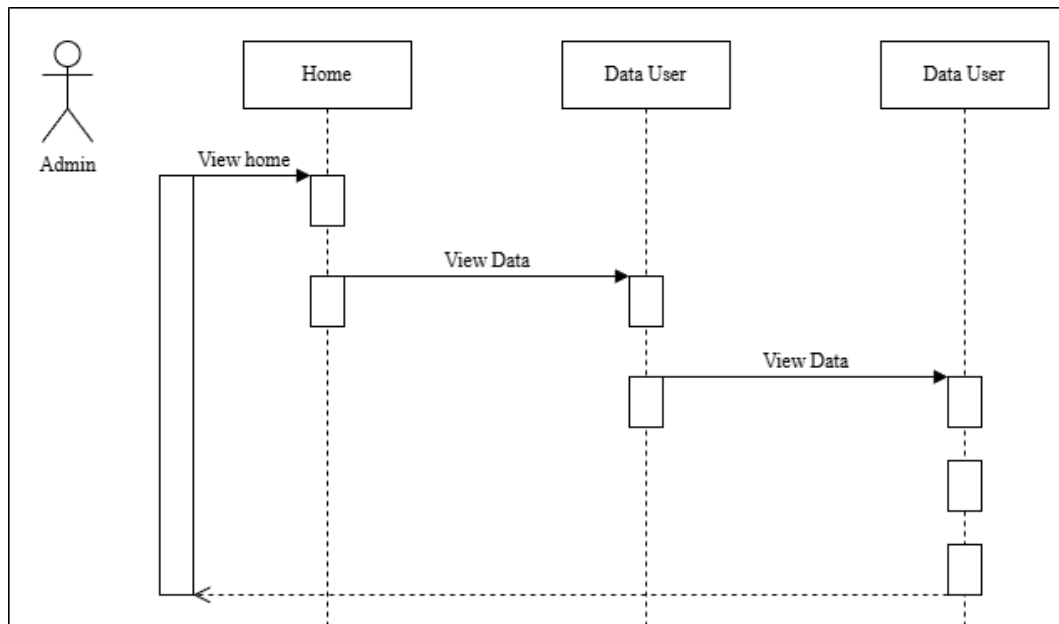
Gambar 3. 4 Activity Diagram

3.6.3 Sequence Diagram

Sequence diagram menunjukkan urutan proses yang dilakukan oleh sistem Ketika menerima dan memproses data keluhan pelanggan. Sistem menerima data dari pengguna memproses data melalui tahapan preprocessing, menjalankan modul klasifikasi sentiment serta menyimpan dan menampilkan hasil analisis. Diagram ini memperlihatkan aliran komunikasi antar komponen sistem dalam menjalankan fungsi analisis sentiment secara berurutan.

1. Squence Diagram Login

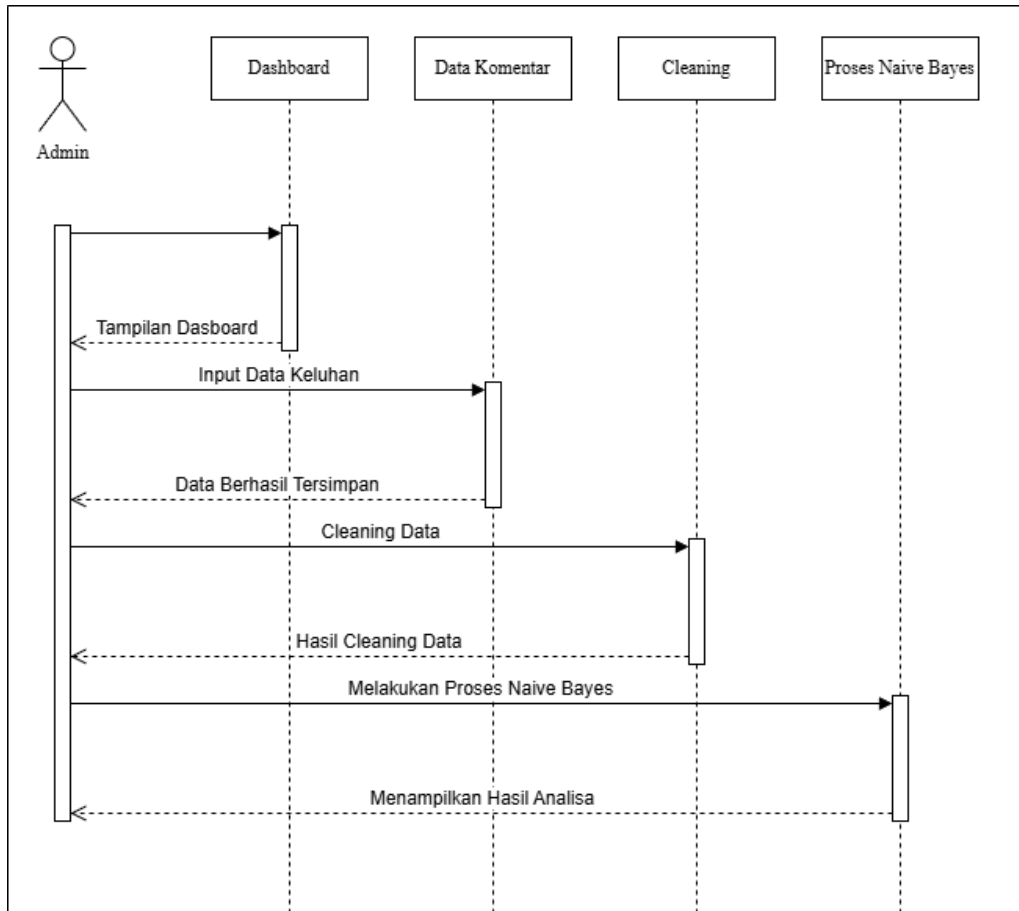
Penggambaran sequence diagram login menunjukkan alur proses yang terjadi ketika aktor atau pengguna melakukan proses masuk ke dalam sistem. Diagram ini merepresentasikan urutan interaksi antara pengguna dan sistem dalam melakukan proses autentikasi sebelum pengguna memperoleh akses ke fitur yang tersedia.



Gambar 3. 5 Squence Diagram Login

2. Squence Diagram Admin

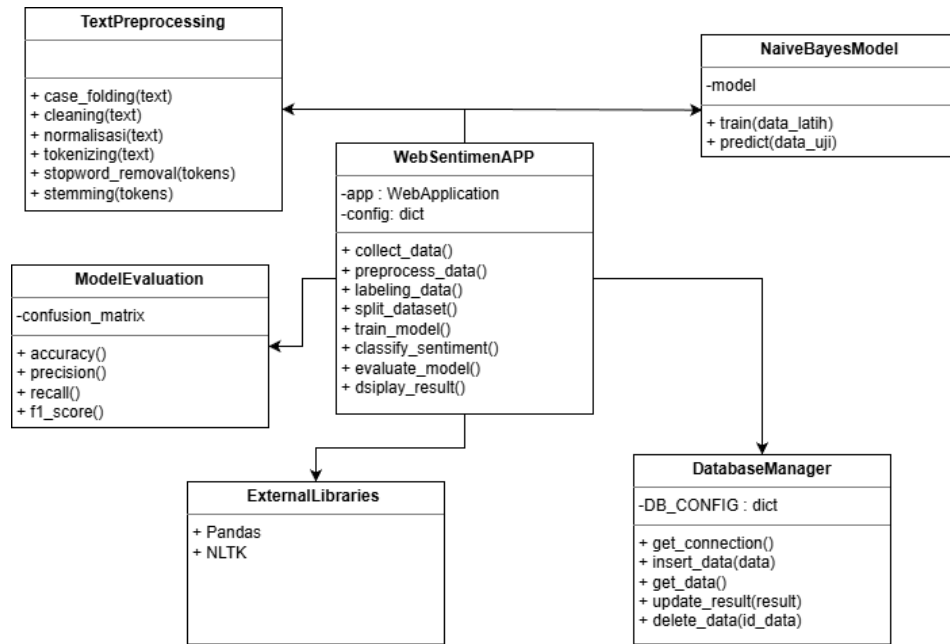
Squence diagram admin menggambarkan rangkaian interaksi dan kejadian yang terjadi di dalam sistem ketika admin menjalankan aktivitasnya. Diagram ini menunjukkan urutan komunikasi antara admin dan komponr sistem dalam melaksanakannya suatu proses, sebagaimana ditampilkan berikut.



Gambar 3. 6 Squence Diagram Admin

3.6.4 Class Diagram

Class Diagram menggambarkan struktur sistem yang dibangun, termasuk pembagian fungsi ke dalam kelas-kelas yang saling berhubungan. Sistem mengelola data keluhan, memproses data teks, melakukan klasifikasi sentiment, dan menyimpan hasil analisis melalui kelas-kelas yang dirancang. Diagram ini menunjukkan bagaimana sistem mengorganisasi data dan proses untuk mendukung jalannya analisis sentimen secara keseluruhan.



Gambar 3. 7 Class Diagram

3.7 Desain Antarmuka Sistem

Desain antarmuka sistem merupakan tahap perancangan tampilan sistem yang bertujuan untuk memudahkan pengguna dalam berinteraksi dengan sistem analisis sentimen keluhan pelanggan PLN. Antarmuka dirancang agar pengguna dapat menjalankan fungsi sistem secara jelas dan terstruktur, mulai dari proses pengelolaan data keluhan hingga menampilkan hasil analisis sentimen.

3.7.1 Desain Halaman Login

Menampilkan halaman login yang digunakan admin untuk masuk ke dalam sistem sebelum dapat mengakses fitur-fitur yang tersedia.

The image shows a login interface for 'ElectricSoy'. It includes a logo with a lightning bolt icon. The login form has the following elements:

- username:** Admin
- Password:** [Masked]
- [Lupa Password?](#)
- Login** button

Gambar 3. 8 Desain Halaman Login

3.7.2 Desain Halaman Dashboard

Menampilkan halaman dashboard yang menjadi tampilan utama setelah admin berhasil masuk ke dalam sistem, memuat menu utama yang dapat diakses oleh admin.

The image shows a dashboard interface for 'ElectricSoy'. It includes a logo, a user profile icon, and a sidebar menu with the following options:

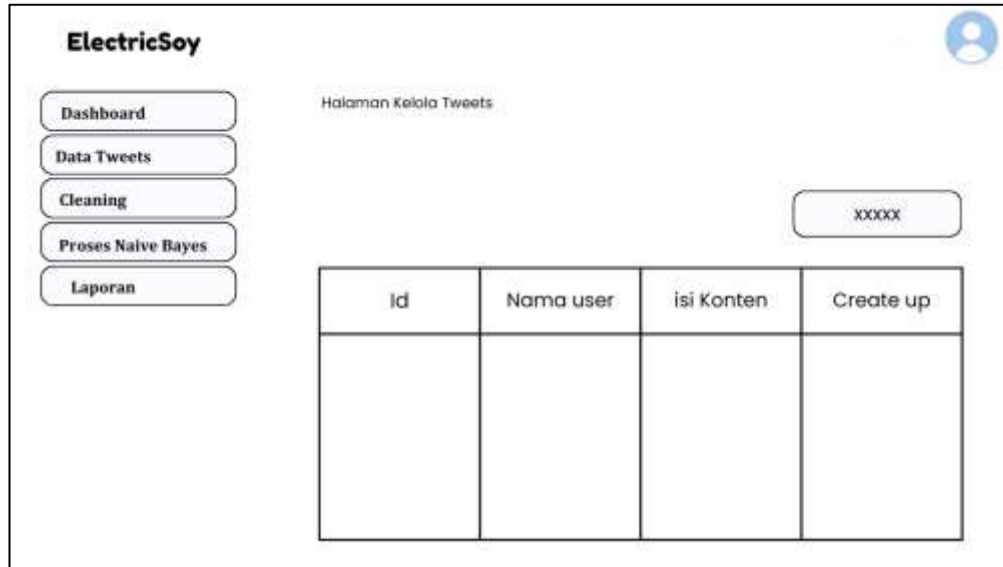
- Dashboard
- Data Tweets
- Cleaning
- Proses Naive Bayes
- Laporan

The main content area displays three summary cards with 'XXXXXXXX' and '110' values, and a large 'Selamat Datang' (Welcome) message for the 'Sistem Analisis Sentimen Keluhan Pelanggan PLN'.

Gambar 3. 9 Desain Halaman Dashboard

3.7.3 Desain Halaman Kelola Tweets

Menampilkan halaman kelola tweets yang digunakan untuk melihat, mengelola, dan memproses data tweet yang masuk ke dalam sistem.



Gambar 3. 10 Desain halaman Kelola Tweets

3.7.4 Desain Halaman Tambah Tweets

Menampilkan halaman tambah tweets yang digunakan untuk menambahkan data tweet ke dalam sistem sebelum dilakukan proses pengolahan dan analisis.

ElectricSoy

Halaman Tambah Tweets

Id Tweets

Nama user

isi Konten

Save

Gambar 3. 11 Desain Halaman Tambah Tweets

3.7.5 Desain Halaman Cleaning Data

Menampilkan halaman cleaning data yang digunakan untuk membersihkan data tweet sebelum dilakukan proses analisis lebih lanjut.

ElectricSoy

Halaman Cleaning Data

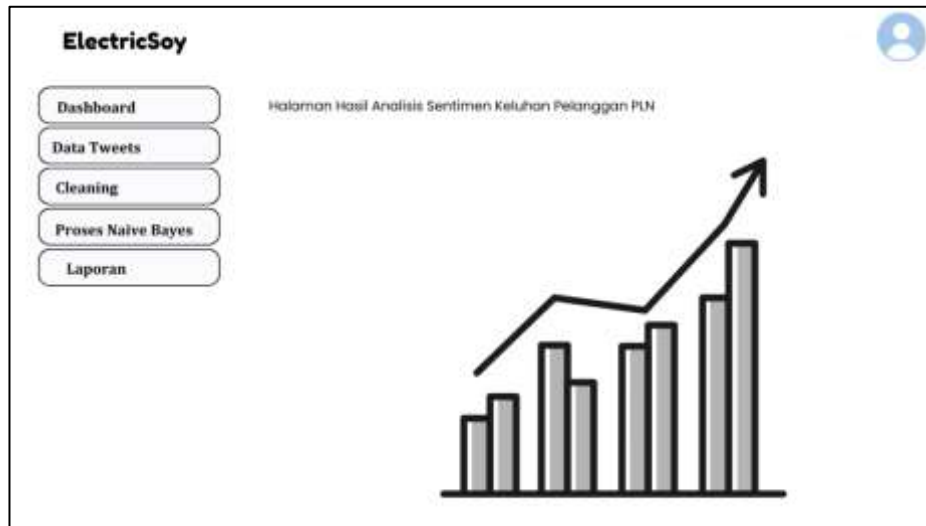
XXXXX

Id	Tweet	isi Konten	Clean Text

Gambar 3. 12 Desain Halaman Cleaning Data

3.7.6 Desain Halaman Hasil Analisis Sentimen

Menampilkan halaman hasil analisis sentimen yang menyajikan klasifikasi sentimen dari data tweet yang telah diproses oleh sistem.



Gambar 3. 13 Desain Halaman hasil Analisis sentimen

BAB IV

IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM

4.1 Kebutuhan Sistem

Dalam tahap implementasi dan pengujian sistem analisis sentimen keluhan pelanggan PLN, diperlukan spesifikasi perangkat keras (hardware) dan perangkat lunak (software) yang memadai agar seluruh proses, mulai dari preprocessing teks hingga klasifikasi menggunakan algoritma Naïve Bayes, dapat berjalan dengan baik dan lancar.

4.1.1 Kebutuhan Perangkat Keras

Spesifikasi perangkat keras yang digunakan dalam penelitian ini mencakup satu unit laptop sebagai media pengembangan dan pengujian sistem. Spesifikasi minimal yang digunakan meliputi prosesor Intel Core i3 atau AMD Ryzen 3 yang memiliki performa cukup untuk menangani proses komputasi data teks. Selain itu, perangkat ini didukung oleh memori RAM sebesar 8 GB untuk memastikan kelancaran *multitasking* saat menjalankan server *backend* dan *frontend* secara bersamaan. Untuk media penyimpanan, digunakan SSD berkapasitas 256 GB yang berfungsi mempercepat proses pembacaan dan penulisan data (*read/write*) selama tahap pengolahan dataset dan pelatihan model dilakukan.

4.1.2 Kebutuhan Perangkat Lunak

Kebutuhan perangkat lunak dalam penelitian ini sangat krusial untuk mendukung perancangan model dan pembangunan antarmuka berbasis web. Sistem operasi yang digunakan adalah Windows 10, Windows 11, atau macOS sebagai platform dasar. Dari sisi pemrograman, digunakan Python 3.10 untuk melakukan ekstraksi fitur dan pengujian algoritma Naïve Bayes melalui

lingkungan Google Colaboratory. Sementara itu, untuk implementasi aplikasi web, digunakan Node.js sebagai runtime lingkungan backend dan React untuk pengembangan sisi frontend melalui code editor Visual Studio Code. Penelitian ini juga mengandalkan beberapa pustaka (library) khusus seperti Pandas untuk manajemen data, Sastrawi untuk proses stemming bahasa Indonesia, serta Scikit-learn untuk perhitungan matematis pada model klasifikasi sentimen.

4.2 Pengolahan Data (Text Preprocessing)

Dataset yang digunakan merupakan data tweet berbahasa Indonesia yang menyebutkan layanan PLN. Berdasarkan hasil pengumpulan data, diperoleh sebanyak 952 baris tweet. Data tersebut kemudian dibersihkan dari nilai kosong (drop NaN), sehingga menyisakan 951 data yang siap diproses.

Proses preprocessing dilakukan secara berurutan sesuai dengan metodologi yang telah dirancang. Berikut adalah contoh transformasi data dari teks asli menjadi teks bersih berdasarkan hasil running sistem

```

22 2.0408162735679532e+18,Sun Apr 05 15:38:10 +0000 2026.0.0,day 3 di kosan baru udh mati lampu aja,2040816273567953054,,in,,0.0,0.0,0.0,https://x.com/undefined/st
23 2.0407955721359857e+18,Sun Apr 05 15:37:10 +0000 2026.0.0,@Bunaspac Nggak lampu mati sih tp pake lampu tidur enak lebih nyenyak,2040816021083443666,,Bunasp
24 2.0408157443767708e+18,Sun Apr 05 15:36:04 +0000 2026.0.0,curlga gw lampu rumahnya Tim otomatis mati kalo dia ngomong gini. https://t.co/0N9iLTbhr8,2040815744
25 2.0407412101728545e+18,Sun Apr 05 15:31:25 +0000 2026.0.0,@jooyeomsunda Kalo gaji oke gapapa ambil tapi perlu diingat di Papua juga masih omgas omgas yang berubah
26 2.0408135635903654e+18,Sun Apr 05 15:27:24 +0000 2026.0.0,udah mati lampu 2x mau mandi please mana laki gue lg ngopi di luar. please nyala gue iseng bgt. ,204081356
27 2.0408131262044828e+18,Sun Apr 05 15:25:40 +0000 2026.0.0,ini tuh emang vibesnya mati lampu ya? @joaqueins,2040813126204182814,,in,,0.0,0.0,0.0,https://x.com/i
28 2.0408124511687642e+18,Sun Apr 05 15:24:48 +0000 2026.0.0,@xyjunie13 sebenarnya beangyo juga ga takut kak cuma kalo lampu mati + ada serangga kemungkinan dia
29 2.040812561428628e+18,Sun Apr 05 15:23:25 +0000 2026.0.0,hadiah silang tehunku dari keluarga ga expect jujur bakal dibelini ini (mereka tau aku gasuka ceki) dan ilirnya
30 2.0408124511687642e+18,Sun Apr 05 15:22:59 +0000 2026.0.0,Kadang kepikiran mereka pantoan dan sepmakat itu kacuali kai gimana kalo mati lampu ya plus gelabug yar
31 2.0408096483375846e+18,Sun Apr 05 15:22:38 +0000 2026.0.0,ilin putih khas mati lampu sebagai filosofi bahwa i burn for you karena dengan bentuknya yang chunky dia ju
32 2.0408120160180434e+18,Sun Apr 05 15:21:15 +0000 2026.0.0,betal harus banget tidur mati lampu,2040812016018043274,,in,,0.0,0.0,0.0,https://x.com/undefined/statu
33 2.0408104896814164e+18,Sun Apr 05 15:15:11 +0000 2026.0.0,Baru mau tidur kok mati lampu shh,2040810489681416417,,in,,0.0,0.0,0.0,https://x.com/undefined/statu
34 2.040810472426074e+18,Sun Apr 05 15:15:07 +0000 2026.0.0,mati lampu = hujan = combo maot jaringan jelek,2040810472426074119,,in,,0.0,0.0,0.0,https://x.com/unde
35 2.040808977960223e+18,Sun Apr 05 15:14:48 +0000 2026.0.0,@cortiless kaknya mati lampu geh disana jdi sinyal nya ilang,2040810392235209171,,cortiless,,in,,0.0,0.0,
36 2.0407955721359857e+18,Sun Apr 05 15:11:23 +0000 2026.1.0,@Bunaspac Tergantung kalau lampu mati kadang suka ngeri Kalau lampu hidup mau tidur malah kesulitan,
37 2.0408094849526664e+18,Sun Apr 05 15:11:12 +0000 2026.0.0,MATI LAMPU KALI DI HYBE,2040809484952666413,,in,,0.0,1.0,0.0,https://x.com/undefined/status/20408

```

Gambar 4. 12 Text Preprocessing

4.2.1 Cleaning

Setelah data terkumpul, tahap pembersihan dilakukan untuk menghilangkan gangguan (noise) pada teks. Proses ini mencakup penghapusan simbol-simbol khusus, tanda baca, angka, emoticon, serta tautan URL yang tidak memberikan nilai informatif bagi analisis sentimen. Selain itu, pada tahap ini

dilakukan pemeriksaan terhadap nilai kosong (missing values), di mana ditemukan 1 data kosong yang kemudian dihapus dari datase, sehingga total data yang siap diproses menjadi 951 tweet.

```

... [x] Cleaning selesai!

■ Perbandingan sebelum vs sesudah cleaning:

Original : @tanyakan1 Kalau masalahnya ngecharge sebetulnya sepeda listrik ga besar beban listriknya. Tinggal
Cleaned  : Kalau masalahnya ngecharge sebetulnya sepeda listrik ga besar beban listriknya Tinggal jelasin baik

Original : Bupati Siak Kunjungi PLN Keseriusan Tuntaskan Listrik Hingga Pelosok Kampung https://t.co/CJEr00Ik0v
Cleaned  : Bupati Siak Kunjungi PLN Keseriusan Tuntaskan Listrik Hingga Pelosok Kampung lewat Kota

Original : Stop Kontak Kabel SNI: Aman &amp; Praktis Stop kontak kabel dengan panjang 1,5-10 meter dan pilihan
Cleaned  : Stop Kontak Kabel SNI Aman Praktis Stop kontak kabel dengan panjang meter dan pilihan lubang berstan

```

Gambar 4. 13 Cleaning

4.2.2 Case Folding

Proses case folding dilakukan untuk menyeragamkan seluruh karakter huruf di dalam dataset menjadi huruf kecil (lowercase). Tahap ini sangat penting agar sistem tidak menganggap kata yang sama sebagai dua entitas yang berbeda hanya karena perbedaan penggunaan huruf kapital, seperti kata "Listrik" dan "listrik". Dengan penyeragaman ini, konsistensi data teks tetap terjaga untuk tahap ekstraksi fitur.

```

... [x] Case Folding selesai!

■ Contoh hasil case folding:

Before: Kalau masalahnya ngecharge sebetulnya sepeda listrik ga besar beban listriknya T
After  : kalau masalahnya ngecharge sebetulnya sepeda listrik ga besar beban listriknya t

Before: Bupati Siak Kunjungi PLN Keseriusan Tuntaskan Listrik Hingga Pelosok Kampung lew
After  : bupati siak kunjungi pln keseriusan tuntaskan listrik hingga pelosok kampung lew

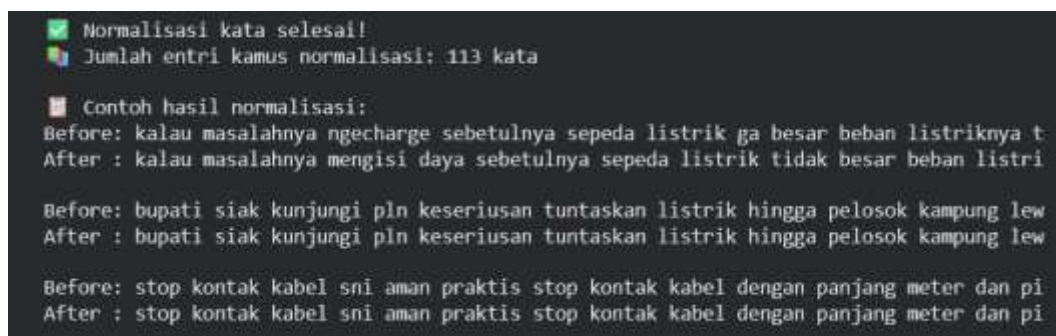
Before: Stop Kontak Kabel SNI Aman Praktis Stop kontak kabel dengan panjang meter dan pi
After  : stop kontak kabel sni aman praktis stop kontak kabel dengan panjang meter dan pi

```

Gambar 4. 14 Case Folding

4.2.3 Normalisasi Kata

Tahap normalisasi bertujuan untuk mengubah kata-kata tidak baku, singkatan, atau bahasa slang yang sering ditemukan di media sosial Twitter menjadi kata baku sesuai dengan Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI). Berdasarkan kode yang diimplementasikan, kata-kata seperti "gak" diubah menjadi "tidak", "kalo" menjadi "kalau", dan "byarpet" dikaitkan dengan konteks



Gamba 4. 15 Normalisasi Kata

gangguan listrik. Hal ini dilakukan agar algoritma dapat mengenali konteks keluhan pelanggan dengan lebih akurat.

4.2.4 Tokenizing

Tokenizing adalah proses memecah kalimat-kalimat keluhan yang telah dinormalisasi menjadi potongan kata tunggal yang disebut token. Proses ini memungkinkan sistem untuk menganalisis kemunculan setiap kata secara individu. Selain memecah teks, pada tahap ini dilakukan pemisahan karakter berdasarkan spasi dan penghapusan karakter sisa yang tidak diperlukan, sehingga dihasilkan struktur data berupa list kata untuk setiap baris tweet.

```

Tokenizing selesai!
Contoh hasil tokenizing:
Text : kalau masalahnya mengisi daya sebetulnya sepeda listrik tidak besar beban listrik
Tokens: ['kalau', 'masalahnya', 'mengisi', 'daya', 'sebetulnya', 'sepeda', 'listrik', 'tidak', 'besar', 'beban', 'listriknnya', 'tinggal']

Text : bupati siak kunjungi pln keseriusan tuntutaskan listrik hingga pelosok kampung lew
Tokens: ['bupati', 'siak', 'kunjungi', 'pln', 'keseriusan', 'tuntutaskan', 'listrik', 'hingga', 'pelosok', 'kampung', 'lewat', 'kota']

Text : stop kontak kabel smi aman praktis stop kontak kabel dengan panjang meter dan pi
Tokens: ['stop', 'kontak', 'kabel', 'smi', 'aman', 'praktis', 'stop', 'kontak', 'kabel', 'dengan', 'panjang', 'meter', 'dan', 'pilihan', 'smi']

Total token: 432
Token unik : 226

```

Gambar 4. 16 Tokenizing

4.2.5 Stopword Removal

Setelah teks dipecah menjadi token, tahap berikutnya adalah stopwords removal, yaitu proses penghapusan kata-kata umum yang sering muncul tetapi tidak memiliki pengaruh besar dalam menentukan sentimen, seperti kata “yang”, “dan”, “di”, dan “dari”. Dalam penelitian ini, digunakan daftar stopwords standar bahasa Indonesia yang dikombinasikan dengan custom stopwords untuk memastikan bahwa hanya kata-kata yang memiliki bobot sentimen kuat yang tetap dipertahankan dalam dataset.

```

Stopword removal selesai!
Jumlah stopwords: 783 kata
Contoh hasil stopwords removal:
Before: ['kalau', 'masalahnya', 'mengisi', 'daya', 'sebetulnya', 'sepeda', 'listrik', 'tidak', 'besar', 'beban', 'listriknnya', 'tinggal']
After: ['mengisi', 'daya', 'sepeda', 'listrik', 'beban', 'listriknnya', 'tinggal', 'jelasin', 'kost', 'concern', 'motor', 'basa', 'sepeda']

Before: ['bupati', 'siak', 'kunjungi', 'pln', 'keseriusan', 'tuntutaskan', 'listrik', 'hingga', 'pelosok', 'kampung', 'lewat', 'kota']
After: ['bupati', 'siak', 'kunjungi', 'pln', 'keseriusan', 'tuntutaskan', 'listrik', 'pelosok', 'kampung', 'kota']

Before: ['stop', 'kontak', 'kabel', 'smi', 'aman', 'praktis', 'stop', 'kontak', 'kabel', 'dengan', 'panjang', 'meter', 'dan', 'pilihan', 'smi']
After: ['stop', 'kontak', 'kabel', 'smi', 'aman', 'praktis', 'stop', 'kontak', 'kabel', 'motor', 'pilihan', 'lubang', 'berstandar', 'smi']

Total token setelah stopwords removal: 239

```

Gambar 4. 17 Stopword Removal

4.2.6 Stemming

Tahap terakhir dalam prapemrosesan adalah stemming, yaitu proses mengubah kata yang memiliki imbuhan menjadi bentuk kata dasar. Implementasi stemming dalam sistem ini menggunakan pustaka Sastrawi yang dirancang khusus untuk algoritma bahasa Indonesia. Sebagai contoh, kata "mematikan" atau "dimatikan" akan diubah menjadi kata dasar "mati". Melalui tahap ini, variasi kata yang berasal dari akar kata yang sama dapat dikelompokkan, sehingga

mengurangi dimensi fitur dan meningkatkan efisiensi komputasi pada algoritma Naïve Bayes.

```

❗ Proses stemming berlangsung, harap tunggu...
✅ Stemming selesai!

📌 Contoh hasil stemming:
Before: ['mengisi', 'daya', 'sepeda', 'listrik', 'beban', 'listriknya', 'tinggal', 'jelasin', 'kost', 'concern', 'mot
After : ['isi', 'daya', 'sepeda', 'listrik', 'beban', 'listrik', 'tinggal', 'jelasin', 'kost', 'concern', 'motor', 'b

Before: ['bupati', 'siak', 'kunjungi', 'pln', 'keseriusan', 'tuntaskan', 'listrik', 'pelosok', 'kampung', 'kota']
After : ['bupati', 'siak', 'kunjung', 'pln', 'serius', 'tuntas', 'listrik', 'pelosok', 'kampung', 'kota']

Before: ['stop', 'kontak', 'kabel', 'sni', 'aman', 'praktis', 'stop', 'kontak', 'kabel', 'meter', 'pilihan', 'lubang']
After : ['stop', 'kontak', 'kabel', 'sni', 'aman', 'praktis', 'stop', 'kontak', 'kabel', 'meter', 'pilih', 'lubang',

```

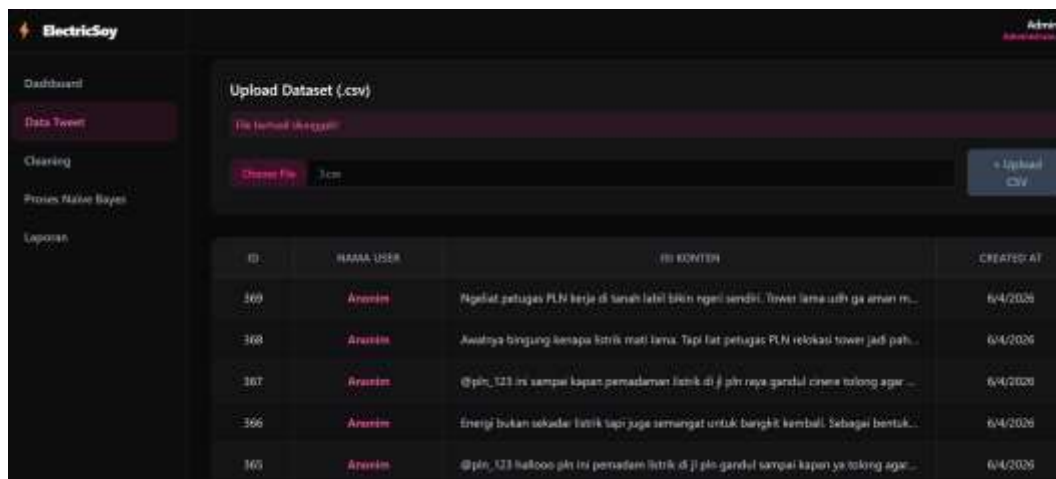
Gambar 4. 18 Stemming

4.3 Implementasi Antarmuka Sistem

Sistem analisis sentimen ini dibangun menggunakan arsitektur client-server dengan backend berbasis Node.js (berjalan pada port 5000) dan frontend menggunakan library React. Antarmuka sistem dirancang dengan tata letak yang modern, mengung palet warna gelap (dark mode) yang dikombinasikan dengan aksent warna merah muda (pink) untuk memberikan fokus visual yang tajam pada elemen-elemen penting dan interaktif.

4.3.1 Halaman Kelola Tweets

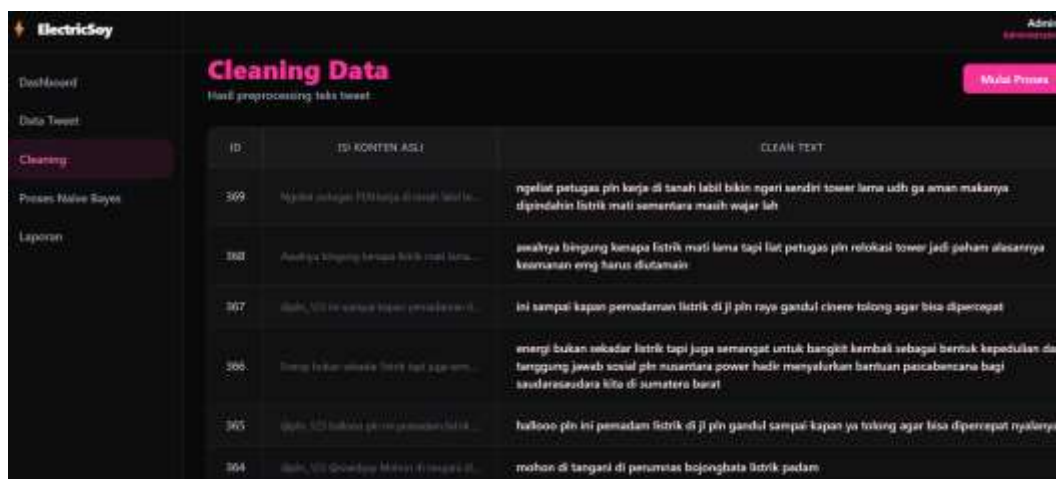
Halaman ini berfungsi sebagai pusat manajemen data mentah. Pengguna (Admin) dapat mengunggah dataset berformat .csv melalui form upload yang disediakan. Setelah berkas berhasil diunggah dan disimpan ke dalam database, sistem akan menampilkannya dalam bentuk tabel yang memuat ID, Nama User, Isi Konten, dan tanggal pembuatan (Created At).



Gambar 4. 19 Halaman Kelola Tweets

4.3.2 Halaman Cleaning Data

Halaman Cleaning Data digunakan untuk menjalankan proses pembersihan teks (text preprocessing). Terdapat tombol aksi "Mulai Proses" yang akan mengirimkan permintaan (request) ke backend untuk mengeksekusi fungsi pembersihan data. Hasil dari proses ini ditampilkan dalam tabel komparasi yang membandingkan "Isi Konten Asli" dengan "Clean Text".



Gambar 4. 20 Halaman Cleaning Data

4.3.3 Halaman Proses Naïve Bayes

Setelah data dibersihkan, halaman ini memfasilitasi pengguna untuk melakukan klasifikasi sentimen. Dengan menekan tombol "Mulai Klasifikasi", sistem akan memproses Clean Text menggunakan algoritma Multinomial Naïve

Bayes. Hasilnya berupa penentuan kategori sentimen yang direpresentasikan dengan badge warna: hijau untuk "Positif", merah untuk "Negatif"

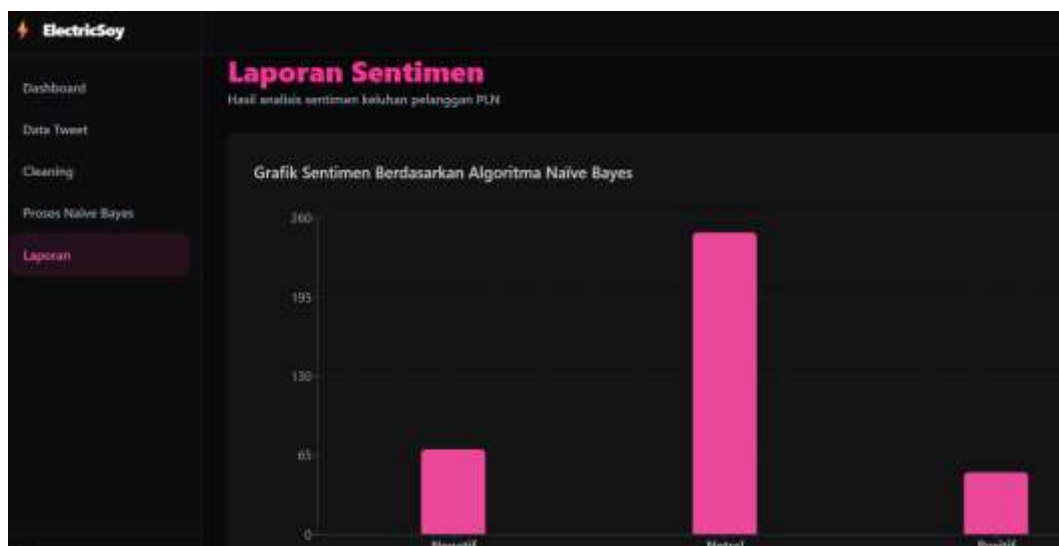


ID	TEKS BERSIH (CLEAN TEXT)	HASIL SENTIMEN
369	ngeliat petugas pin kerja di tanah labil bakro ngot sendiri tower lama ush ga aman makanya dipindahin listrik mati sementara masih wajar lah	Negatif
368	awalnya bingung kenapa listrik mati lama tapi fat petugas pin rebokan tower jell paham atasannya keatanan emg harus diuraikin	Negatif
367	ini sampai kapan pemadaman listrik di jl pin raya gandul cirene kolong agar bisa dipercepat	Positif

Gambar 4. 21 Halaman Proses Naïve Bayes

4.3.4 Halaman Laporan Sentimen

Halaman ini menyajikan visualisasi data analitik berupa grafik batang (Bar Chart) interaktif menggunakan komponen recharts. Grafik ini menampilkan rekapitulasi jumlah masing-masing sentimen (Positif dan Negatif) dari keluhan pelanggan, sehingga Admin PLN dapat melihat secara langsung tren persepsi pelanggan dengan mudah.



Gambar 4. 22 Halaman Laporan

4.3.5 Tampilan DataBase

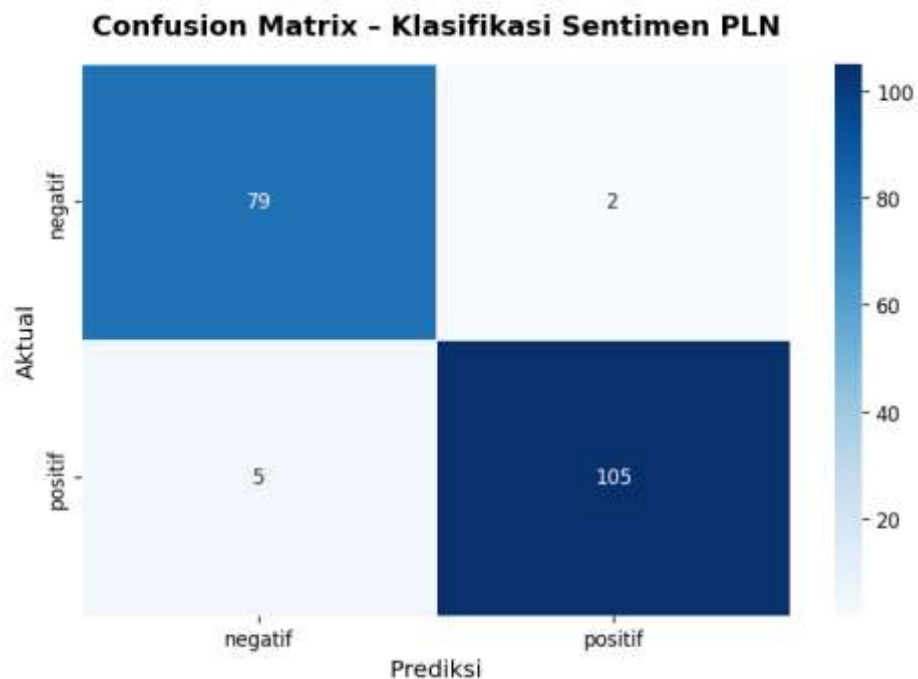
Struktur basis data terdiri dari enam tabel, yaitu `data_tweets`, `model_evaluation`, `preprocessing`, `sentiment_results`, `tweets`, dan `users`. Tabel `data_tweets` berisi 369 data sebagai penyimpanan utama tweet, sedangkan tabel lainnya masih kosong karena proses lanjutan seperti preprocessing, analisis sentimen, dan evaluasi model belum dilakukan. Seluruh tabel menggunakan engine InnoDB dengan collation `utf8mb4_general_ci` yang mendukung karakter Unicode. Total ukuran basis data sebesar 272.0 KiB menunjukkan sistem masih dalam tahap awal pengembangan dengan struktur yang telah disiapkan untuk mendukung alur proses secara terintegrasi.

Table	Action	Rows	Type	Collation	Size	Overhead
<input type="checkbox"/> data_tweets	<input type="checkbox"/> Browse <input type="checkbox"/> Structure <input type="checkbox"/> Search <input type="checkbox"/> Insert <input type="checkbox"/> Empty <input type="checkbox"/> Drop	369	InnoDB	utf8mb4_general_ci	112.0 KiB	-
<input type="checkbox"/> model_evaluation	<input type="checkbox"/> Browse <input type="checkbox"/> Structure <input type="checkbox"/> Search <input type="checkbox"/> Insert <input type="checkbox"/> Empty <input type="checkbox"/> Drop	0	InnoDB	utf8mb4_general_ci	16.0 KiB	-
<input type="checkbox"/> preprocessing	<input type="checkbox"/> Browse <input type="checkbox"/> Structure <input type="checkbox"/> Search <input type="checkbox"/> Insert <input type="checkbox"/> Empty <input type="checkbox"/> Drop	0	InnoDB	utf8mb4_general_ci	32.0 KiB	-
<input type="checkbox"/> sentiment_results	<input type="checkbox"/> Browse <input type="checkbox"/> Structure <input type="checkbox"/> Search <input type="checkbox"/> Insert <input type="checkbox"/> Empty <input type="checkbox"/> Drop	0	InnoDB	utf8mb4_general_ci	32.0 KiB	-
<input type="checkbox"/> tweets	<input type="checkbox"/> Browse <input type="checkbox"/> Structure <input type="checkbox"/> Search <input type="checkbox"/> Insert <input type="checkbox"/> Empty <input type="checkbox"/> Drop	0	InnoDB	utf8mb4_general_ci	48.0 KiB	-
<input type="checkbox"/> users	<input type="checkbox"/> Browse <input type="checkbox"/> Structure <input type="checkbox"/> Search <input type="checkbox"/> Insert <input type="checkbox"/> Empty <input type="checkbox"/> Drop	3	InnoDB	utf8mb4_general_ci	32.0 KiB	-
6 tables	Sum	373	InnoDB	utf8mb4_general_ci	272.0 KiB	0.0

Gambar 4.12 Tampilan Database.

4.4 Pengujian dan Evaluasi Model

Pengujian sistem dilakukan dengan membagi dataset sebanyak 951 data menjadi dua bagian, yaitu 80% sebagai data latih (training data) dan 20% sebagai data uji (testing data). Proses pengujian klasifikasi sentimen menggunakan Multinomial Naïve Bayes menghasilkan prediksi terhadap 191 data uji.



Gambar 4.13 Confusion Matrix

Berdasarkan hasil pengujian model menggunakan algoritma Multinomial Naïve Bayes, confusion matrix menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan sentimen keluhan pelanggan PLN dengan kinerja yang sangat baik. Hal ini terlihat dari jumlah prediksi yang benar pada kelas negatif sebanyak 79 data (True Negative) dan pada kelas positif sebanyak 105 data (True Positive). Meskipun demikian, masih terdapat kesalahan klasifikasi dalam jumlah yang relatif kecil, terdapat 2 data negatif yang diprediksi sebagai positif (False Positive) dan 5 data positif yang diprediksi sebagai negatif (False Negative). Secara keseluruhan, dominasi jumlah prediksi yang benar dibandingkan jumlah kesalahan menunjukkan bahwa model mampu membedakan sentimen positif dan negatif dengan tingkat keandalan yang tinggi, sehingga layak digunakan dalam analisis sentimen keluhan pelanggan PLN.

```

...  ✓ Akurasi Model : 0.9634 (96.34%)

Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

   negatif      0.94      0.98      0.96         81
   positif      0.98      0.95      0.97        110

 accuracy              0.96              191
 macro avg              0.96              191
 weighted avg           0.96              191

```

Gambar 4.14 Akurasi Model

Berdasarkan hasil evaluasi, model memperoleh akurasi sebesar 96.34%, yang menunjukkan kinerja klasifikasi yang sangat baik. Nilai precision, recall, dan f1-score pada kedua kelas juga berada di kisaran tinggi (sekitar 0.94–0.98), menandakan bahwa model mampu mengenali sentimen positif dan negatif secara akurat dan seimbang. Secara keseluruhan, model dapat dikatakan andal dalam melakukan klasifikasi sentimen keluhan pelanggan PLN.

4.5 Hasil Evaluasi

Akurasi model Naïve Bayes pada data testing sebesar 96,34%, yang diperoleh menggunakan rumus berikut:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} = \frac{105 + 79}{105 + 79 + 2 + 5} = \frac{184}{191} = 96.34$$

Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi sentimen dengan tingkat ketepatan yang sangat tinggi. Nilai akurasi yang mendekati 100% mengindikasikan bahwa sebagian besar data uji berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh model.

1. Classification Report

Penelitian ini menggunakan data confusion matrix sebagai dasar evaluasi model :

Table 4. 5 Confusion Matrix Tanpa Nilai

	Prediksi Negatif	Prediksi Positif
Aktual Negatif	TN	FP
Aktual Positif	FN	TP

Table 4. 6 Confusion Matrix Keseluruhan

	Prediksi Negatif	Prediksi Positif
Aktual Negatif	79	2
Aktual Positif	5	105

a. Sudut Pandang Kelas Positif

(positif dianggap sebagai “positif” dalam perhitungan metrik)

TP = 105 (positif yang benar diprediksi positif)

FN = 5 (positif yang salah jadi negatif)

FP = 2 (negatif yang salah jadi positif)

TN = 79 (negatif yang benar diprediksi negatif)

Table 4. 7 Confusion Matriks Kelas Positif

	Prediksi Negatif	Prediksi Positif	Total
Aktual Negatif	TP = 105	FN = 5	110
Aktual Positif	FP = 2	FN = 79	81

$$\text{Presisi (positif)} = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{105}{105 + 2} = \frac{105}{107} = 0.9813 = 98.13$$

$$\text{Recall (positif)} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{105}{105 + 5} = \frac{105}{110} = 0.9545 = 95.45$$

$$\begin{aligned} \text{F1 Score (positif)} &= 2 \times \frac{0.9813 \times 0.9545}{0.9813 + 0.9545} \\ &= 2 \times \frac{0.9367}{1.9358} = 0.9677 = 96.77 \end{aligned}$$

Berdasarkan hasil perhitungan pada kelas positif, diperoleh nilai precision sebesar 98,13%, recall sebesar 95,45%, dan F1-score sebesar 96,77%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang sangat baik dalam mengidentifikasi sentimen positif, dengan tingkat kesalahan yang relatif rendah, baik pada prediksi positif maupun dalam mendeteksi data positif yang sebenarnya.

b. Sudut Pandang Kelas Negatif

(negatif dianggap sebagai “positif” dalam perhitungan metrik)

TP = 79 (negatif yang benar diprediksi negatif)

FN = 2 (negatif yang salah jadi positif)

FP = 5 (positif yang salah jadi negatif)

TN = 105 (positif yang benar diprediksi positif)

Table 4. 8 Confusion Matriks Kelas Negatif

	Prediksi Negatif	Prediksi Positif	Total
Aktual Negatif	TP = 79	FN = 2	81
Aktual Positif	FP = 5	FN = 105	110

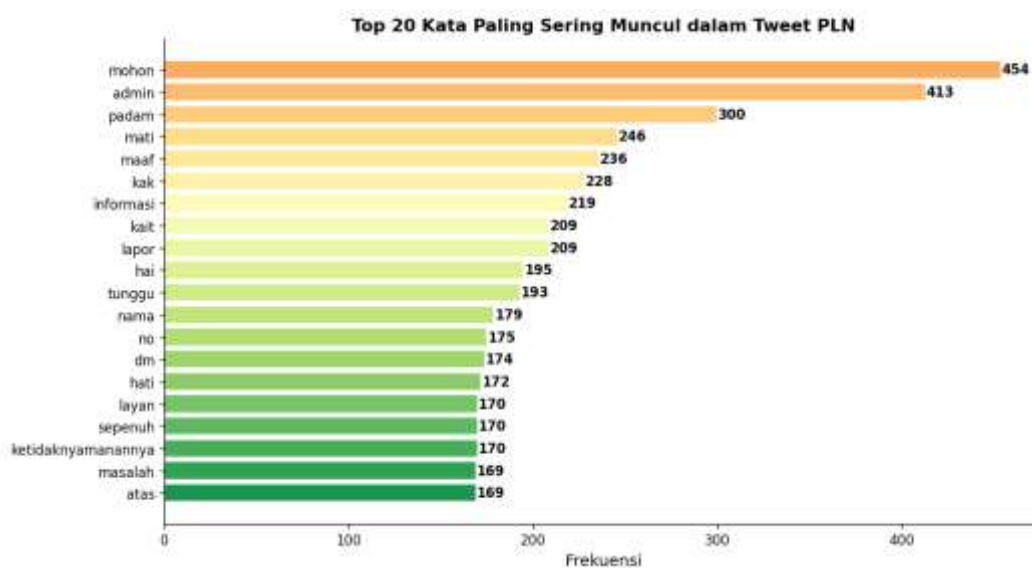
$$\text{Presisi (Negatif)} = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{79}{79 + 5} = \frac{79}{84} = 0.9405 = 94.05 \%$$

$$\text{Recall (negatif)} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{79}{79 + 2} = \frac{79}{81} = 0.9753 = 97.53 \%$$

adanya respons positif, harapan, serta interaksi pengguna terhadap layanan PLN.

Sementara itu, pada bagian sentimen negatif (berwarna merah), kata “padam” menjadi yang paling dominan, diikuti oleh kata “admin” dan “mohon”. Hal ini menunjukkan bahwa sebagian besar keluhan pengguna berkaitan dengan pemadaman listrik serta adanya permintaan bantuan yang ditujukan kepada pihak PLN. Kata-kata lain seperti “gangguan” dan “tidak nyaman” juga menunjukkan adanya ketidakpuasan terhadap layanan.

Secara keseluruhan, visualisasi ini menunjukkan bahwa isu pemadaman listrik menjadi topik utama dalam percakapan masyarakat, baik dalam bentuk keluhan maupun harapan terhadap perbaikan layanan PLN.



Gambar 4.16 Visualisasi Kata Paling Sering Muncul

Selain menggunakan word cloud, visualisasi juga dilakukan dalam bentuk diagram batang untuk menampilkan 20 kata yang paling sering muncul dalam tweet terkait PLN. Visualisasi ini bertujuan untuk memberikan gambaran yang lebih jelas mengenai frekuensi kemunculan setiap kata secara kuantitatif.

Berdasarkan Gambar tersebut, terlihat bahwa kata “mohon” menjadi kata yang paling sering muncul dengan jumlah 454 kemunculan, diikuti oleh kata “admin” sebanyak 413 kali, dan “padam” sebanyak 300 kali. Tingginya frekuensi kata “mohon” dan “admin” menunjukkan bahwa banyak pengguna yang menyampaikan permintaan bantuan atau keluhan secara langsung kepada pihak PLN melalui media sosial. Sementara itu, kata “padam” dan “mati” yang juga cukup dominan mengindikasikan bahwa pemadaman listrik menjadi topik utama dalam percakapan pengguna. Selain itu, terdapat kata-kata lain seperti “maaf”, “kak”, dan “informasi” yang mencerminkan bentuk komunikasi antara pengguna dan pihak PLN, baik dalam menyampaikan keluhan maupun dalam memberikan respon. Kata seperti “lapor”, “tunggu”, dan “layanan” juga menunjukkan adanya interaksi terkait proses penanganan masalah yang dialami oleh pengguna.

Secara keseluruhan, visualisasi ini memperkuat hasil sebelumnya bahwa sebagian besar percakapan masyarakat berkaitan dengan gangguan atau pemadaman listrik, serta adanya interaksi aktif antara pengguna dan pihak PLN dalam menyampaikan keluhan maupun permintaan informasi.

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang berjudul “Analisis Sentimen Keluhan Pelanggan PLN Menggunakan Algoritma Naïve Bayes untuk Meningkatkan Kinerja Pelayanan”, dapat disimpulkan bahwa algoritma Naïve Bayes berhasil diterapkan secara efektif dalam proses klasifikasi sentimen terhadap data keluhan pelanggan PLN yang diperoleh dari media sosial X (Twitter). Algoritma ini mampu mengelompokkan opini masyarakat ke dalam dua kategori utama, yaitu positif dan negatif, dengan memanfaatkan pendekatan Natural Language Processing (NLP) melalui beberapa tahapan preprocessing, seperti cleaning, case folding, normalisasi kata, tokenizing, stopword removal, dan stemming. Tahapan preprocessing tersebut terbukti memiliki peran penting dalam meningkatkan kualitas data karena mampu mengubah teks yang tidak terstruktur menjadi data yang siap diolah secara matematis oleh model, sekaligus membantu sistem memahami pola bahasa informal yang umum digunakan di media sosial.

Hasil pengujian terhadap 951 data tweet, dengan pembagian 80% data latih dan 20% data uji, menunjukkan performa model yang sangat baik dengan tingkat akurasi sebesar 96,34%, precision 98,13%, recall 95,45%, dan F1-score 96,77%. Tingkat kesalahan klasifikasi pun tergolong rendah, yaitu hanya 7 data dari total 191 data uji yang mengalami kesalahan. Selain itu, sistem berbasis web yang dikembangkan juga telah berjalan dengan baik secara fungsional, di mana pengguna dapat melakukan pengelolaan data, preprocessing, klasifikasi, serta visualisasi hasil secara otomatis dan interaktif melalui antarmuka yang dibangun menggunakan Node.js dan React.

Berdasarkan hasil visualisasi, diketahui bahwa keluhan negatif pelanggan PLN didominasi oleh isu pemadaman listrik, dengan kata-kata yang sering muncul seperti “padam”, “mohon”, dan “admin”, sedangkan sentimen positif lebih banyak berkaitan dengan komunikasi dan penyelesaian layanan. Hal ini menunjukkan bahwa permasalahan utama yang dihadapi pelanggan terletak pada stabilitas distribusi listrik serta kecepatan respons layanan. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya menghasilkan model dengan tingkat kinerja yang tinggi, tetapi juga mampu memberikan wawasan kuantitatif yang bermanfaat mengenai persepsi pelanggan terhadap pelayanan PLN, sehingga dapat dijadikan sebagai bahan evaluasi strategis dalam upaya meningkatkan kualitas layanan publik.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang diharapkan dapat menjadi bahan pertimbangan dalam pengembangan penelitian selanjutnya, yaitu sebagai berikut:

1. Penelitian selanjutnya sebaiknya menggunakan data yang lebih banyak dan tidak hanya dari X (Twitter), tetapi juga dari media sosial lain, Google Reviews, forum, dan layanan pengaduan resmi PLN agar hasil analisis lebih mewakili kondisi sebenarnya.
2. Selain menggunakan Naïve Bayes, penelitian berikutnya dapat mencoba dan membandingkan metode lain seperti SVM, Logistic Regression, Random Forest, atau Deep Learning (LSTM dan BERT) untuk mendapatkan hasil yang lebih optimal dan akurat.
3. Sistem yang telah dibuat dapat dikembangkan dengan menambahkan dashboard interaktif dan real-time serta diintegrasikan dengan sistem layanan

pelanggan (CRM) agar memudahkan pemantauan keluhan dan pengambilan keputusan.

Dengan adanya saran-saran tersebut, diharapkan penelitian selanjutnya dapat menghasilkan sistem yang lebih baik, akurat, dan bermanfaat dalam mendukung peningkatan kualitas pelayanan publik.

DAFTAR PUSTAKA

- Alagukumar, S., & Lawrance, R. (2024). IMPACTS OF VARIOUS TEXT PREPROCESSING METHODS FOR TOPIC MODELING TECHNIQUES IMPACTS OF VARIOUS TEXT PREPROCESSING METHODS FOR TOPIC MODELING TECHNIQUES IMPACTS OF VARIOUS TEXT PREPROCESSING METHODS FOR TOPIC MODELING TECHNIQUES. In *IIP Series* (Vol. 3, Number 2).
- Al-Khowarizmi, S. Kom. , M. Kom. (2021). *Pengantar Teknologi Informasi (Dalam Perkembangan Data Science)* (M. Arifin, Ed.; Vol. 280).
- Bagus Mustriyanto, A., Habibi, M., Subekti, D., & Syahrudin, F. (2022). *Perbandingan Metode Decision Tree dan Naive Bayes Classifier pada Analisis Sentimen Pengguna Layanan PT Perusahaan Listrik Negara (PLN)*. <http://ejournal.unjaya.ac.id/index.php/Teknomatika/>
- Dwiyoga Widianoro Mustafid Ridwan Sanjaya, A. (2024). *PENGANTAR NLP DAN TOPIK MODEL LDA SAMPUL DALAM*.
- Evanovich, Janet., & King, Lorelei. (2017). *Hardcore twenty-four : a Stephanie Plum novel*. Random House Audio.
- Febby Wilyani, Qonaah Nuryan Arif, & Fitri Aslimar. (2024). Pengenalan Dasar Pemrograman Python Dengan Google Colaboratory. *Jurnal Pelayanan Dan Pengabdian Masyarakat Indonesia*, 3(1), 08–14. <https://doi.org/10.55606/jppmi.v3i1.1087>
- Gadhi, A., Gondu, R. M., Bandaru, C. M., Reddy, K. C., & Abiona, O. (2023). Applying UML and Machine Learning to Enhance System Analysis and

- Design. *International Journal of Communications, Network and System Sciences*, 16(05), 67–76. <https://doi.org/10.4236/ijcns.2023.165005>
- Imroatus Solihah, F. D., & Voutama, A. (2024). Peningkatan Kualitas Layanan Sistem Pelayanan Listrik di Kota Bekasi Berbasis Web dengan Penerapan UML. *JOINS (Journal of Information System)*, 9(1), 75–86. <https://doi.org/10.33633/joins.v9i1.10572>
- Lado Kaka, D., Kopong Pati, G., & Wulla Rato, K. (2023). Analisis Sentimen Komentar SIAKAD Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier. In *Analisis Sentimen Komentar SIAKAD Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier* (Vol. 05, Number 2). www.tripadvisor.com.
- Malik, M., Aji Pangestu, D., & Risky Pribadi, M. (2024). Analisis Sentimen Hasil Pertandingan Sepakbola Timnas Indo-nesia di Piala Asia U-23 pada Platform Youtube menggunakan Algoritma Suport Vector Machine (SVM). In *Applied Information Technology and Computer Science* (Vol. 3, Number 1). <https://jurnal.politap.ac.id/index.php/aicoms>
- Malik, M. I., Sindhu, M. A., & Abbasi, R. A. (2023). Extraction of use case diagram elements using natural language processing and network science. *PLoS ONE*, 18(6 June). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0287502>
- Mohi, C., Annur, H., & Pakaya, R. (2023). Analisis Sentimen Pada Tweets Divisi Humas Polri Dengan Metode Naive Bayes Classifier. *Copyright @BALOK*, 2(1). <http://www.twitter.com>.
- Mulyono, S., Eng, B., Eng, M. Y., Khalif, P., & Saleh, S. T. (2025). *PYTHON UNTUK DATA SCIENCE*.

- Prasetyo, T., Zakaria, H., & Wiliantoro, P. (2022). *OKTAL : Jurnal Ilmu Komputer dan Sains Analisis Layanan Pelanggan PT PLN Berdasarkan Media Sosial Twitter Dengan Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier*.
<https://journal.mediapublikasi.id/index.php/oktal>
- Purnamasari, D., Bayu, A., Desy, A., Fanka, W. A. P., Reza, A., Safrila, M., Yanda, O. N., & Hidayati, U. (2023). *Pengantar Metode Analisis Sentimen*.
- Risal, A. A. N., Fathahillah, & Sulaiman, D. R. A. (2023). Classification of Sentiment Analysis and Community Opinion Modeling Topics for Application of ICT in Government Operations. *International Journal of Environment, Engineering and Education*, 5(1), 35–44.
<https://doi.org/10.55151/ijeedu.v5i1.99>
- Rizki, A. S., Aristi, N. M., Ridha, N., Zulfahri, A. F., & Wibowo, D. A. (2023). Implementation of The Indonesian Language Stemming Algorithm in Twitter Data Preprocessing. Case Study: Twitter Wargabanua and Instakasel. *Fidelity : Jurnal Teknik Elektro*, 5(3), 175–183.
<https://doi.org/10.52005/fidelity.v5i3.170>
- Wang, Y., Guo, J., Yuan, C., & Li, B. (2022). Sentiment Analysis of Twitter Data. In *Applied Sciences (Switzerland)* (Vol. 12, Number 22). MDPI.
<https://doi.org/10.3390/app122211775>

LAMPIRAN

Lampiran 1. Surat Pengangkatan Dosen Pembimbing



MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PENELITIAN & PENGEMBANGAN PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH

UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA

FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI

UMSU Terakreditasi Unggul Berdasarkan Keputusan Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi No. 111/SK/2019/PT.4A/PT.01.0001
 Pusat Administrasi: Jalan Mukhtar Basri No. 3 Medan 20238 Telp. (061) 6622400 - 66224367 Fax. (061) 6623474 - 6631001
 @umsuumsu.ac.id #umsuumsu.ac.id fumsuumsuumsu pumsuumsuumsu umsmedan umsmedan umsmedan umsmedan

KEPUTUSAN DEKAN
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
 Nomor : 1074/KEP/IL3.AU/UMSU-09/F/2025

Tentang :
PENGANGKATAN DOSEN PEMBIMBING SKRIPSI
PRODI SISTEM INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA

بِسْمِ اللّٰهِ الرَّحْمٰنِ الرَّحِیْمِ

Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, setelah Menimbang :

1. Bahwa sehubungan dengan pelaksanaan Tugas Akhir Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara;
2. Bahwa untuk memenuhi maksud tersebut perlu diterbitkan surat keputusan Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara.

Mengingat :

1. Undang-undang Republik Indonesia No. 12 Tahun 2012 tentang Pendidikan Tinggi;
2. Peraturan Pemerintah Nomor 4 Tahun 2014 tentang Penyelenggaraan Pendidikan Tinggi dan Pengelolaan Perguruan Tinggi;
3. Pedoman Perguruan Tinggi Muhammadiyah;
4. Statuta Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara
5. Keputusan Rektor No. 1001/KEP/IL3-AU/UMSU/D/2025 tanggal 25 Oktober 2025 tentang Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi UMSU Masa Jabatan 2025-2029
6. Keputusan Rektor No. 624/KEP/IL3.AU/UMSU/D/2025 tentang Prodi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi UMSU Masa Jabatan 2025-2029

MEMUTUSKAN

Menetapkan :

KESATU : Menetapkan nama-nama dalam lampiran surat keputusan ini sebagai Dosen Pembimbing Prodi Sistem Informasi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi UMSU.

KEDUA : Keputusan ini berlaku sejak tanggal ditetapkan, dan akan ditinjau serta diperbaiki kembali jika terdapat kekeliruan di kemudian hari.

Ditetapkan di : Medan
 Pada tanggal : 13 Jumadil Akhir 1447 H
 03 Desember 2025 M



[Signature]
Dr. A. Khawarizmi, M.Kom
 NIDN : 0127099201



Tembusan:
 1. Yth. Wakil Dekan I & III UMSU di Medan,-
 2. Ka. Prodi SI dan Sek. Prodi SI,-
 3. Peringgal.





UMSU

Unggul | Cerdas | Terpercaya

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

UMSU Terakreditasi Unggul Berdasarkan Keputusan Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi No. 113/SK/BAN-PT/AK/P/2019
 Pusat Administrasi: Jalan Mukhtar Basri No. 3 Medan 20235 Telp. (061) 6622400 - 66224567 Fax. (061) 6625474 - 6631001

Website: www.umsumed.ac.id Email: info@umsumed.ac.id [umsumedan](https://www.facebook.com/umsumedan) [umsumedan](https://www.instagram.com/umsumedan) [umsumedan](https://www.youtube.com/umsumedan) [umsumedan](https://www.linkedin.com/umsumedan)

Lampiran Dosen Pembimbing Prodi Sistem Informasi
 Nomor : 1074/KEP/IL3.AU/UMSU-09/F/2025
 Tanggal : 13 Jumadil Akhir 1447 H /03 Desember 2025 M

PENGANGKATAN DOSEN PEMBIMBING SKRIPSI
PRODI SISTEM INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA

NO	NAMA	NPM	JUDUL	DOSEN
1	Nabila Sofiani	2209010261	Implementasi Algoritma Random Forest Untuk Deteksi File Pdf Fishing Berbasis Metadata Dokumen	Mulkan Azhari, S.Kom.,M.Kom.
2	Muhammad Fikrie Ar-Rasyid	2209010144	Penerapan Data Mining untuk Klasifikasi penyakit Migrain berdasarkan gejala klinis menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN)	Rizaldy Khair, M.Kom
3	Mega Kumala Sari	2209010237	Sistem Informasi Geografis Pencarian Jarak Terdekat Lokasi Fasilitas Layanan Kesehatan di Kabupaten Labuhan Batu Utara Menggunakan Algoritma Dijkstra Berbasis Web	Dr. Al-Khowarizmi, M.Kom.
4	Nursaid Fatahillah	2209010164	Analisis Sentimen Keluhan Pelanggan PLN Menggunakan Algoritma Naive Bayes untuk Meningkatkan Kinerja Pelayanan	Dr. Al-Khowarizmi, M.Kom.
5	Hanum Sabila	2209010176	Implementasi Kriptografi AES-128 pada sistem Pengamanan Dokumen RAB Tender Kontraktor dalam Mendukung Kerahasiaan Data Proyek	Dr. Al-Khowarizmi, M.Kom.
6	Najwa Ajrina	2209010293	sistem pakar diagnosa dini gangguan membaca pada anak sekolah dasar menggunakan metode certainty factor	Dr. Firahni Rizky, M.Kom
7	Muhammad Dzaki Fauzi	2209010114	Deteksi Manipulasi Citra digital (tentukan objeknya) Berbasis ELA dan Histogram Color Shift Berbasis Web	Mahardika Prawira Tanjung, S.Kom.,M.Kom.



Dekan

 Dr. Al-Khowarizmi, M.Kom
 NIDN : 27099201



STARS

Lampiran 2. Berita Acara Pembimbingan Proposal



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/01/2019
 Pusat Administrasi: Jalan Makhtar Basri No. 3 Medan 20238 Telp. (061) 4622400 - 66224567 Fax. (061) 6625474 - 6631003
www.umsu.ac.id info@umsu.ac.id [umsu.medan](https://www.facebook.com/umsu.medan) [umsu.medan](https://www.instagram.com/umsu.medan) [umsu.medan](https://www.youtube.com/channel/UC...)

Berita Acara Pembimbingan Proposal

Nama Mahasiswa : Nursaid Fatahillah Program Studi : Sistem Informasi
 NPM : 2209010164 Judul Penelitian :
 Nama Dosen Pembimbing : Dr. Al - Khowarizmi, M.Kom

Tanggal Bimbingan	Hasil Evaluasi	Paraf Dosen
20/11 2025	Lanjut Bab 2-3	<i>[Signature]</i>
20/1 2026	Perbaikan UML	<i>[Signature]</i>
5/2 2026	Perbaikan Font Judul	<i>[Signature]</i>
5/2 2026	ACC Lembar	<i>[Signature]</i>


Diketahui oleh :
 Ketua Program Studi
[Signature]
 (Dr. Eirahmi Rizky, S.Kom., M.Kom)

Medan,

Disetujui oleh :
 Dosen Pembimbing
[Signature]
 (Dr. Al - Khowarizmi, M.Kom)



Lampiran 3. Berita Acara Pembimbingan Skripsi



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. 99/SK/BAN-PTIAkred/PT/02019
 Pusat Administrasi: Jalan Mukhtar Basri No. 3 Medan 20238 Telp. (061) 6622400 - 66224567 Fax. (061) 6625474 - 6631003
<http://www.umsumedan.ac.id> Email: info@umsumedan.ac.id [umsumedan](https://www.facebook.com/umsumedan) [umsumedan](https://www.instagram.com/umsumedan) [umsumedan](https://www.youtube.com/umsumedan)

Berita Acara Pembimbingan Skripsi

Nama Mahasiswa : Nursaid Fatahillah
 Program Studi : Sistem Informasi
 NPM : 2209010164
 Judul Penelitian : ANALISIS SENTIMEN KELUHAN PELANGGAN PLN
 MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES UNTUK MENINGKATKAN KINERJA
 PELAYANAN
 Nama Dosen Pembimbing : Dr. Al-khoarizmi., S.kom., M.kom.

Tanggal Bimbingan	Hasil Evaluasi	Paraf Dosen
29/02	Perbaikan UI Bab 3	<i>[Signature]</i>
06/3	Exhibition	<i>[Signature]</i>
20/3	Perbaikan data base	<i>[Signature]</i>
2/4 2025	Penambahan web	<i>[Signature]</i>
6/4 2026	Acc Sidang	<i>[Signature]</i>

Medan, 11 April 2026

Diketahui oleh :
 Ketua Program Studi




[Signature]

(Mahardika Abdi Prawira tanjung S.Kom., M.Kom)

Disetujui oleh :
 Dosen Pembimbing

[Signature]

(Dr. Al-Khoarizmi S.Kom., M.kom)

Lampiran 4. Formulir Perbaikan Ujian Skripsi






MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PENELITIAN & PENGEMBANGAN PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
 UMSU Terakreditasi Unggul Berdasarkan Keputusan Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi No. 174/SK/AN-PTIAK.Pg/PT/BB/2024
 Pusat Administrasi: Jalan Mukhtar Basri No. 3 Medan 20230 Telp. (061) 6622488 - 66224567 Fax. (061) 6623474 - 6631003
 Website: www.umsu.ac.id Email: Rea@umsu.ac.id Instagram: @umsumedan Facebook: @umsumedan Twitter: @umsumedan YouTube: @umsumedan

FORMULIR PERBAIKAN UJIAN SKRIPSI

Pada hari ini, Sabtu 18 April 2026 telah dilaksanakan Ujian Skripsi bagi mahasiswa Fakultas Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara. Sbb:

Nama Mahasiswa : Nursaid Fatahillah
 NPM : 2209010164
 Program Studi : Sistem Informasi
 Judul Proposal : Analisis Sentimen Keluhan Pelanggan PLN Menggunakan Algoritma Naive Bayes Untuk Meningkatkan Kinerja Pelayanan

Materi/Point yang Diperbaiki :

		Paraf
Dr. Al-Khowarizmi, M.Kom.		
Yohanni Syahra, S.Si.,M.Kom.	OKG !	
Rizaldy Khair, M.Kom		

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

Lampiran 5. LOA

KOHESI

JURNAL SAINS DAN TEKNOLOGI

CAHAYA ILMU BANGSA INSTITUTE

Bro Penelitian, Publikasi, dan Pengabdian Kepada Masyarakat
KEMENKUMHAM AHU-0018912-AH.0114
Perum Puri Kartika Asri Blok 2 A2 Malang
e-mail: admin@cahayailmubangsa.institute



LETTER OF ACCEPTANCE

NO: 2026/CIB013/LOA1061

Assalamualaikum Wr. Wb.
Bersama surat ini, kami menerangkan bahwa artikel dengan keterangan naskah berikut

Judul	ANALISIS SENTIMEN KELUHAN PELANGGAN PLN MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES UNTUK MENINGKATKAN KINERJA PELAYANAN
Author	Nursaid Fatahillah, Al-Khowarizmi
Instansi	Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara
Korespondensi	saidfatahillah123@gmail.com
Jurnal	Kohesi: Jurnal Sains dan Teknologi
Volume	Vol. 10 No. 12 (2026)
Link Terbitan	https://cibangsa.com/index.php/kohesi/article/view/10402

Berstatus ACCEPTED untuk dipublish. Keputusan ini dibuat sebagai tanda bahwa naskah yang bersangkutan telah lolos plagiarism checker. Dan LoA ini dibuat sebagai bukti bahwa author telah menyelesaikan APC yang telah ditetapkan oleh pengelola jurnal. LOA Berlaku jika dilengkapi link dan pdf publish. Hubungi kami di admin_jurnal@cahayailmubangsa.institute jika ada pertanyaan lebih lanjut, terima kasih.

Malang, 21 May 2026



Dr. Umam Rofiq, M.Pd., Ph.D
Director

Lampiran 6. Turnitin

abstrak-said.docx			
ORIGINALITY REPORT			
12%	9%	3%	7%
SIMILARITY INDEX	INTERNET SOURCES	PUBLICATIONS	STUDENT PAPERS
PRIMARY SOURCES			
1	Submitted to Universitas Putera Batam Student Paper		2%
2	repository.umsu.ac.id Internet Source		1%
3	eprints.amikom.ac.id Internet Source		1%
4	Submitted to Universitas Maritim Raja Ali Haji Student Paper		<1%
5	lim Muhaemin Abdul Azis, Tri Wahyudi. "Analisa Sentimen Rencana Pemindahan Ibu Kota Nusantara dari Jakarta ke Kalimantan Timur Menggunakan Algoritma Naive Bayes", Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika dan Komunikasi, 2024 Publication		<1%
6	Submitted to Universitas Brawijaya Student Paper		<1%
7	Submitted to Universitas Muria Kudus Student Paper		<1%
8	repository.unjaya.ac.id Internet Source		<1%
9	repository.upnjatim.ac.id Internet Source		<1%
10	repository.itpln.ac.id Internet Source		<1%
11	repository.uigm.ac.id Internet Source		<1%
12	rama.unimal.ac.id Internet Source		<1%