

Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi PLN Mobile Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier

Oleh:

Bima Panduni Rahmat

Dosen Pembimbing

Alshaf Pebrianggara, S.E., M.M.

Bisnis Digital

Universitas Muhammadiyah Sidoarjo

April, 2025



Pendahuluan

PT PLN (Persero) telah mengembangkan aplikasi yaitu PLN Mobile sebagai sarana untuk memberikan pelayanan kelistrikan yang lebih efektif dan efisien kepada pelanggan melalui mobile apps yang dipublikasikan pada 31 Oktober 2016. Aplikasi ini menawarkan berbagai fitur digital, mulai dari pembayaran tagihan listrik, pembelian token, catat angka meter mandiri, tambah daya, pengaduan gangguan & keluhan, memonitor pembelian token, memonitor pemakaian listrik pascabayar, notifikasi tagihan, notifikasi padam, informasi proses penyelesaian gangguan, hingga pemeliharaan jaringan listrik, yang dapat diakses kapan saja dan di mana saja



Pendahuluan

Seiring berjalannya waktu, aplikasi PLN Mobile mendapat keluhan dari pelanggan karena server yang sering error karena banyak pengguna yang mengakses aplikasi PLN Mobile, penanganan pengaduan pelanggan yang kurang responsive, tidak adanya informasi dari aplikasi PLN Mobile tentang pemadaman listrik di daerah sekitar, dan masih banyak yang lain-lain. aplikasi ini telah diunduh hampir 10 juta kali oleh masyarakat. Meskipun demikian, berdasarkan penilaian yang ada, aplikasi ini masih memiliki banyak potensi untuk perbaikan. Hal ini terlihat dari banyaknya pendapat masyarakat yang merasa kurang puas saat menggunakan aplikasi PLN Mobile.



Pertanyaan Penelitian (Rumusan Masalah)

1. Bagaimana mengimplementasikan metode Naive Bayes Classifier (NBC) dalam mengklasifikasikan ulasan pelanggan pada aplikasi PLN Mobile ?
2. Bagaimana hasil penerapan sistem dengan metode Naive Bayes Classifier (NBC) dalam mengklasifikasikan ulasan pelanggan pada aplikasi PLN Mobile?

Tujuan Penelitian

1. Melakukan klasifikasi terhadap ulasan pengguna aplikasi PLN Mobile di Google Play Store, dengan menggunakan metode Naive Bayes Classifier (NBC).
2. Mendapatkan hasil penggunaan sistem untuk menentukan kualitas dari aplikasi PLN Mobile.

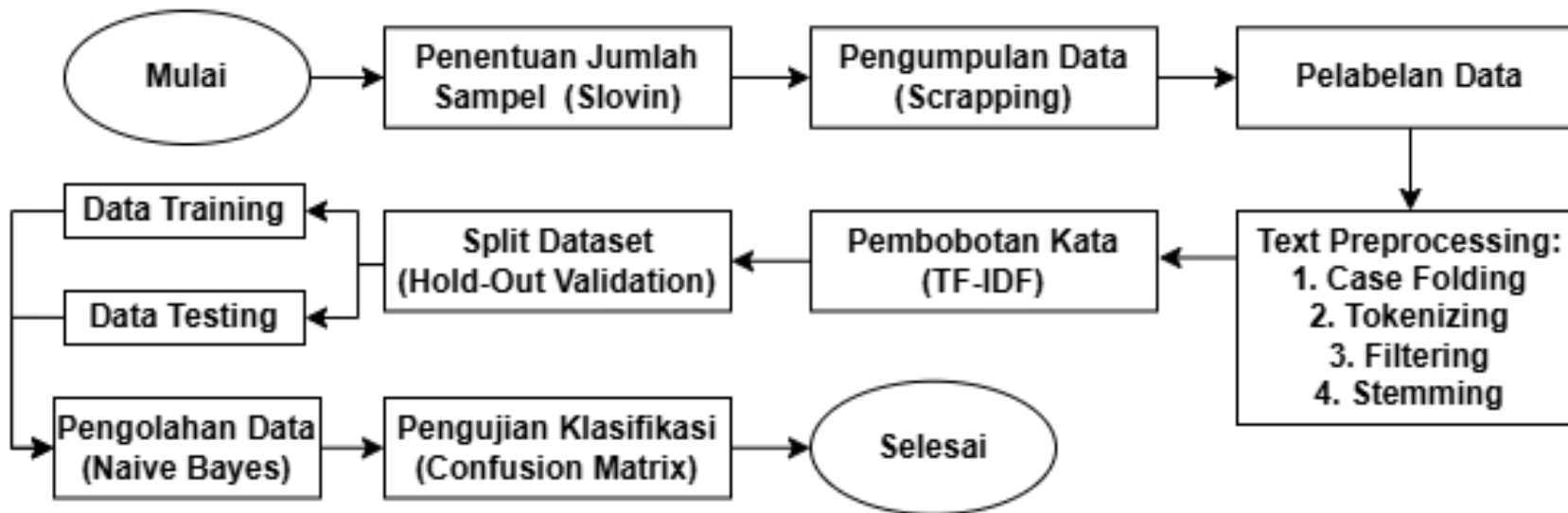
Metode

Metodologi penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah deskriptif kuantitatif. Penelitian ini menggunakan data sekunder yang merupakan data ulasan pengguna aplikasi PLN Mobile. Untuk mengklasifikasikan data, penulis menggunakan algoritma Naive Bayes Classifier (NBC) untuk melakukan analisis sentimen ulasan pelanggan pada aplikasi PLN Mobile yang berada di platform Google Play Store.

Metode ini menggunakan Bahasa pemrograman python dan menggunakan tools google collabs. Data yang digunakan untuk analisis sentimen menggunakan 3000 kumpulan data yang diambil dari ulasan pengguna aplikasi PLN Mobile dari platform Google Play Store, yang kemudian dikategorikan menjadi 2 kelompok yaitu positif dan negative untuk mengevaluasi opini pengguna dan membantu pemerintah, khususnya PT. PLN dalam mengimplementasikan kebijakan dan memperbarui penggunaan aplikasi PLN Mobile.

Flowchart Metode NBC

Diagram alur berikut digunakan untuk menggambarkan setiap langkah penelitian



Scrapping

- Pengumpulan Data (Scrapping)

Data yang dikumpulkan berjumlah 400 data berasal dari ulasan pengguna aplikasi PLN Mobile di Google Play Store. Angka 400 didapatkan dari rumus Slovin. Teknik scrapping digunakan untuk mengambil data dengan menggunakan tools google colab. Evaluasi dan penilaian pengguna terhadap aplikasi PLN Mobile di Google Play Store mencakup data yang perlu dianalisis.



Text Pre-Processing

Preprocessing data merupakan tahap awal dalam pemrosesan data agar data dapat diolah dan siap untuk proses penelitian. Text processing meliputi

- **Case folding** : merupakan teknik mengubah setiap huruf dalam sebuah ulasan menjadi huruf kecil, karena tidak semua dokumen teks menggunakan huruf kapital secara konsisten, prosedur ini akan memudahkan pencarian.
- **Tokenizing** : proses yang melibatkan setiap kata dalam kalimat menjadi berurutan dan memisahkannya.
- **Filtering** : merupakan langkah dalam proses analisis sentimen yang menghilangkan kata-kata yang kurang relevan atau bermanfaat. Pendekatan stopwords akan diterapkan dalam studi ini, artinya kata-kata yang tidak relevan akan dihilangkan berdasarkan pemrosesan data metode tersebut. Stopword mencakup kata-kata seperti "di," "dan," "kan," "yang," dan seterusnya.
- **Stemming** : merupakan proses mengubah kata imbuhan menjadi kata dasar.

Term Frequency-Inverse Document (TF-IDF)

Term Frequency (TF) dan Inverse Document Frequency (IDF) adalah dua mekanisme yang beroperasi pada tahapan ini. Frekuensi kemunculan frasa dalam sebuah dokumen dikenal sebagai term frequency (TF). Perhitungan yang dikenal sebagai Inverse Document Frequency (IDF) menggambarkan hubungan antara ketersediaan suatu term di semua dokumen.

$$tf = \frac{\text{jumlah kemunculan term dalam dokumen}}{\text{total term dalam dokumen}}$$

$$idf = \log \frac{\text{jumlah koleksi dokumen}}{\text{jumlah term dalam koleksi dokumen}}$$

$$tf - idf = tf \times idf$$

Naïve Bayes Clasifier (NBC)

Metode klasifikasi probabilistik yang sering digunakan dalam text mining dan data. Pendekatan ini didasarkan pada teorema Bayes, yang menyatakan bahwa hipotesis direvisi berdasarkan informasi baru. Sudah diketahui secara umum bahwa algoritma Naive Bayes sangat efisien dalam mengklasifikasikan data dengan cepat dan akurat. Manfaat ini telah menyebabkan meluasnya penggunaan metode ini dalam berbagai aplikasi, seperti deteksi spam, klasifikasi dokumen, analisis sentimen, dan lain-lain.

$$P(H|X) = \frac{P(X|H) \times P(H)}{P(X)}$$

Keterangan:

- X = Data dengan class yang belum diketahui
- H = Data Hipotesis yang merupakan suatu class spesifik
- P(H) = Probabilitas pada hipotesis H (prior)
- P(X) = Probabilitas X (data sampel yang diamati)
- P(X | H) = Probabilitas X berdasarkan hipotesis H
- P(H | X) = Probabilitas H berdasarkan kondisi X

Confusion Matrix

Confusion Matrix digunakan untuk menguji model penelitian. Hasil evaluasi model ditampilkan dalam bentuk tabel matriks 2x2, dan dataset dibagi menjadi dua kelas yaitu, kelas pertama dianggap positif dan kelas kedua dianggap negatif. Nilai Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score diperoleh melalui evaluasi menggunakan confusion matrix. Setelah dilakukan penilaian terhadap temuan klasifikasi, maka akurasi dalam klasifikasi merupakan penyajian presisi data klasifikasi yang terekam dengan benar

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

Hasil : Slovin

Jumlah data yang diambil ditentukan dengan rumus Slovin. Ukuran populasi didapatkan berdasarkan jumlah pengguna aplikasi PLN Mobile pada tahun 2024 yang berjumlah kurang lebih sekitar 55 juta pengguna, serta margin error yang digunakan sejumlah 5%. Melalui perhitungan tersebut diperoleh jumlah sampel sebesar 399,99 ulasan. Untuk mempermudah pengambilan data maka hasil dibulatkan menjadi 400 ulasan sentimen.

- Keterangan :
- n : Ukuran sample
- N : Ukuran Populasi
- E : Margin error

$$\begin{aligned}n &= \frac{N}{1+N(e^2)} \\n &= \frac{55.000.000}{1+55.000.000(0,05^2)} \\n &= \frac{55.000.000}{1+55.000.000(0,0025)} \\n &= \frac{55.000.000}{1+137.500} \\n &= \frac{55.000.000}{137.501} = 399,99\end{aligned}$$

Hasil : Scrapping

Data diambil dari ulasan aplikasi PLN Mobile yang tersedia diplatform Google Playstore, pengambilan data menggunakan Bahasa pemrograman python dengan tools Google Colab, data yang diambil sejumlah 400 data, data tersebut dipilih dari ulasan yang paling relevan. Berikut hasil scrapping.

No.	User	Tanggal	Rating	Ulasan
1	Muhammad Fadhil	19/05/2025	5	Berkat PLN Mobile, bertransaksi listrik bisa dimana saja dan kapan saja, serta UI nys juga mudah di paham, terbaekkkk!
2	Bergitabarek emar	04/07/2025	5	aplikasi pln mobile sangat membantu sekali dengan fitur fitur yang semakin lengkap semua menjadi mudah dan nyaman
...
399	ronny yudhariyanto	21/06/2025	5	Aplikasi PLN MOBILE sangat ² bermanfaat & membantu bgt. Fiturny lengkap n aksesnya makin mudah & cepat... Mantap...!!!
400	Bang Laki	03/07/2025	1	aplikasi tidak bisa di buka... padahal sudah lama pakai di satu hp.."perangkat terdeteksi root , opsi pengembang etc"

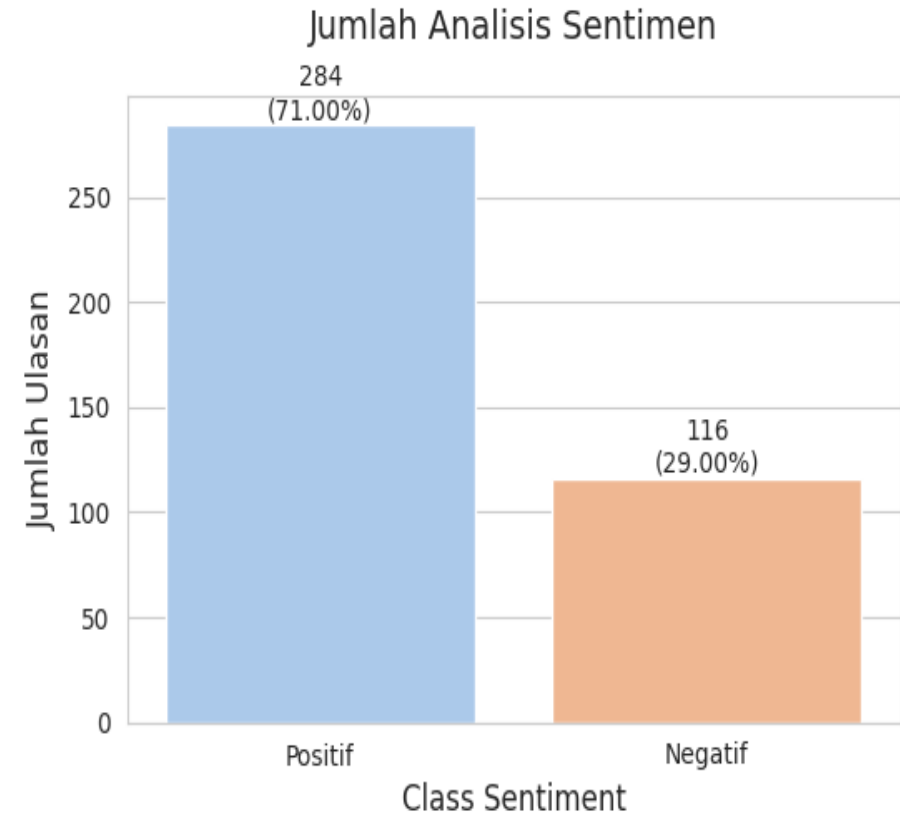
Hasil : Pelabelan Sentimen

Data yang telah dikumpulkan akan diberi label. Untuk mendapatkan label yang akurat dan sesuai dengan konteks maka pada penelitian ini proses pelabelan dilakukan menggunakan Google Colab dengan menilai setiap sentiment ulasan pelanggan aplikasi PLN Mobile. Label yang diberikan pada penelitian ini terdiri dari dua kelompok sentimen yaitu positif dan negatif. Berikut hasil dari tabel pelabelan sentimen

No.	User	Ulasan	Score	Sentimen
1	Melody Eldrian	aplikasi manfaat ribet tinggal buka aplikasi top up bayar listrik dll rumah layan cepat makan fiturnya mudah paham mula	-1	Negatif
2	Muhammad Yapi	aplikasi bantu mudah butuh listrik akses aplikasi mudah beli token listrik bayar tagih listrik mudah aju adu fast responent cepat tangan	1	Positif
...
399	Adela Astiani	aplikasi pln mobile bantu mudah fiturfiturnya lengkap pantau guna listrik bayar mudah	1	Positif
400	ZI Official	mantap aplikasi mudah guna bantu menu beli renewable energy certificate	1	Positif

Hasil : Pelabelan Sentimen

Secara keseluruhan, mayoritas ulasan pelanggan aplikasi PLN Mobile di Google Playstore menunjukkan sentimen positif. Hal ini menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna memiliki pengalaman yang baik atau memberikan penilaian yang mendukung terhadap aplikasi tersebut. Terdapat 284 ulasan yang dikategorikan sebagai memiliki sentimen positif dan 116 ulasan dikategorikan sebagai memiliki sentimen negatif. Jumlah ini merepresentasikan 71.00% dari total ulasan positif dan 29.00% dari total ulasan negatif yang telah dianalisis.



Hasil : Text Preprocessing

Text Preprocessing, serangkaian teknik yang digunakan untuk membersihkan dan menormalisasi data teks mentah (raw text) sebelum melakukan analisis atau pemrosesan lebih lanjut. Tujuan utamanya adalah untuk mengubah teks menjadi format yang lebih terstruktur, konsisten, dan mudah dipahami oleh algoritma atau model komputasi.

1. Case Folding, Mengubah semua huruf menjadi huruf kecil. Ini membantu memperlakukan kata yang sama dengan kapitalisasi berbeda sebagai satu entitas.

Sebelum	Sesudah
Aplikasi yang sangat membantu sekali.. Good Job.. Jangan berpuas diri , tingkat kan lagi fitur aplikasi dan layanannya.	aplikasi yang sangat membantu sekali good job jangan berpuas diri tingkat kan lagi fitur aplikasi dan layanannya.
Aplikasi dengan fitur yang lengkap & fast respon..Sangat Membantu dalam masalah kelistrikan.	aplikasi dengan fitur yang lengkap fast respon sangat membantu dalam masalah kelistrikan.

Hasil : Text Preprocessing

2. Tokenizing, Membagi data tekstual menjadi potongan-potongan yang lebih mudah dikelola, seperti kata, frasa, atau kalimat.

Sebelum	Sesudah
aplikasi yang sangat membantu sekali good job jangan berpuas diri tingkat kan lagi fitur aplikasi dan layanannya.	['aplikasi', 'yang', 'sangat', 'membantu', 'sekali', 'good', 'job', 'jangan', 'berpuas', 'diri', 'tingkat', 'kan', 'lagi', 'fitur', 'aplikasi', 'dan', 'layanannya']
aplikasi dengan fitur yang lengkap fast respon sangat membantu dalam masalah kelistrikan.	['aplikasi', 'dengan', 'fitur', 'yang', 'lengkap', 'fast', 'respon', 'sangat', 'membantu', 'dalam', 'masalah', 'kelistrikan']

3. Filtering, Filtering mengacu pada proses menyaring atau menghilangkan kata-kata umum yang sering muncul namun memiliki sedikit nilai informatif (misalnya, "dan", "yang", "adalah", "di", "ke", "itu".) yang dianggap tidak relevan atau mengganggu untuk tujuan analisis yang akan dilakukan.

Sebelum	Sesudah
['aplikasi', 'yang', 'sangat', 'membantu', 'sekali', 'good', 'job', 'jangan', 'berpuas', 'diri', 'tingkat', 'kan', 'lagi', 'fitur', 'aplikasi', 'dan', 'layanannya']	['aplikasi', 'membantu', 'good', 'job', 'berpuas', 'tingkat', 'fitur', 'aplikasi', 'layanannya']
['aplikasi', 'dengan', 'fitur', 'yang', 'lengkap', 'fast', 'respon', 'sangat', 'membantu', 'dalam', 'masalah', 'kelistrikan']	['aplikasi', 'fitur', 'lengkap', 'fast', 'respon', 'sangat', 'membantu', 'kelistrikan']

Hasil : Text Preprocessing

4. Stemming, Teknik text preprocessing yang bertujuan untuk mengurangi kata-kata berafiks (kata yang memiliki imbuhan seperti awalan, sisipan, atau akhiran) menjadi bentuk kata dasarnya.

Sebelum	Sesudah
['aplikasi', 'membantu', 'good', 'job', 'berpuas', 'tingkat', 'fitur', 'aplikasi', 'layanannya']	['aplikasi', 'bantu', 'good', 'job', 'puas', 'tingkat', 'fitur', 'aplikasi', 'layan']
['aplikasi', 'fitur', 'lengkap', 'fast', 'respon', 'sangat', 'membantu', 'kelistrikan']	['aplikasi', 'fitur', 'lengkap', 'fast', 'respon', 'sangat', 'bantu', 'listrik']

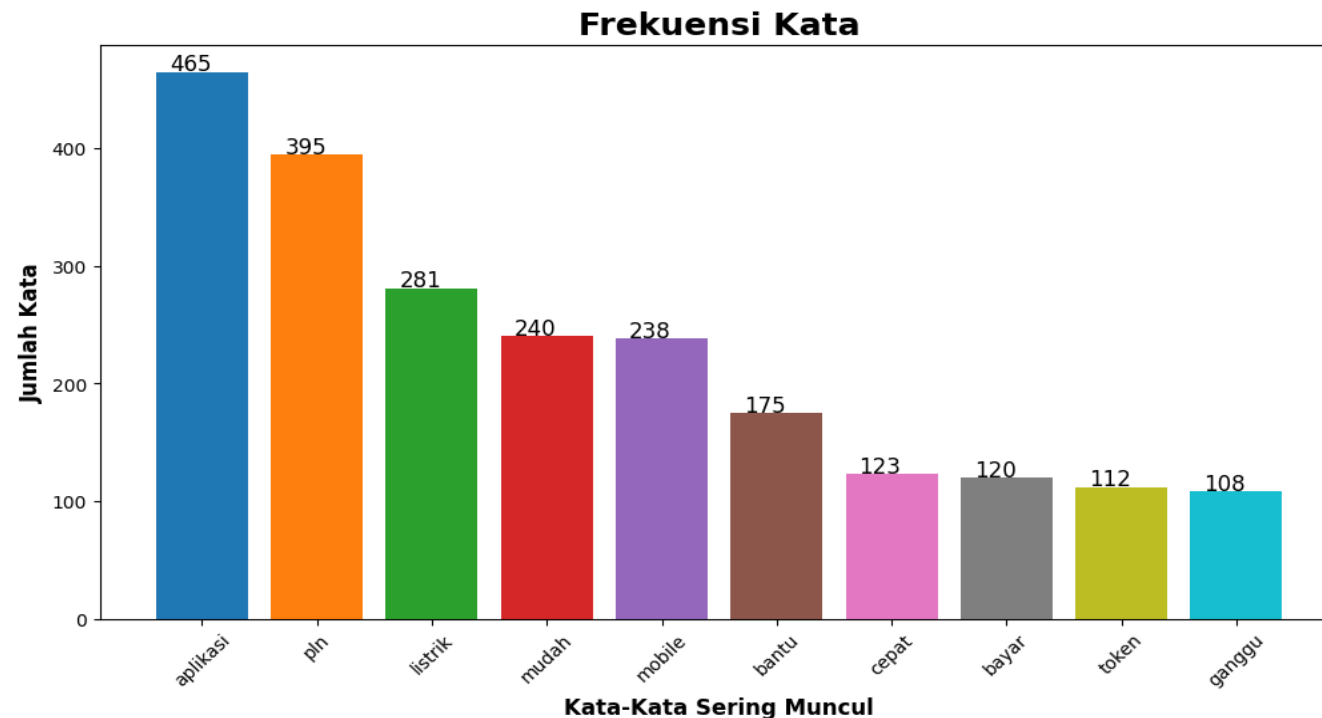
Hasil : Worldcloud

Dari wordcloud yang disajikan kita dapat menarik beberapa kesimpulan dan mengidentifikasi tema-tema utama yang muncul dalam ulasan pelanggan aplikasi PLN Mobile. Kata "pln mobile", "aplikasi", dan "mudah" muncul dengan ukuran sangat besar. Kata-kata ini memperlihatkan bahwa pengguna merasa aplikasi membantu memudahkan transaksi dan layanan, serta menunjukkan bahwa pengguna secara konsisten merujuk langsung pada nama aplikasi dan layanan inti yang disediakan.



Hasil : Frekuensi Kata

Dari grafik frekuensi kata ini, dapat menarik beberapa poin penting mengenai persepsi dan interaksi pengguna dengan aplikasi PLN Mobile. Ada beberapa kata-kata yang masuk dalam sepuluh besar yaitu “aplikasi”, “pln”, “listrik”, “mudah”, “mobile”, “bantu”, dan “cepat” merupakan indikator kuat bahwa sebagian besar pengguna merasa aplikasi ini mudah digunakan dan sangat membantu dalam memenuhi kebutuhan mereka terkait listrik.



Hasil : TF-IDF

Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) adalah sebuah teknik numerik yang digunakan mengukur pentingnya suatu kata dalam sebuah dokumen dengan mempertimbangkan seberapa sering kata itu muncul dalam dokumen tersebut dan seberapa unik kata itu dalam korpus.

No.	aplikasi	pln	listrik	mudah	bantu	cepat	bayar	ganggu
1	0.2852	0	0	0.3893	0	0	0	0
2	0.1510	0.0885	0.1015	0.2061	0	0.2558	0	0.2699
...
399	0	0	0	0	0	0	0	0
400	0.0534	0.0627	0.0719	0.0730	0.1588	0.0959	0	0

Hasil : Naïve Bayes Classifier

Tahap selanjutnya yaitu pengklasifikasian data yang telah melalui beberapa proses dengan algoritma Naïve Bayes Classifier. Dataset ulasan terdiri dari dua kategori yaitu ulasan positif dan ulasan negatif. Dataset dibagi menjadi dua jenis yaitu data training dan data testing menggunakan pendekatan Hold-Out Validation dengan rasio 70:30. Kemudian dataset akan melalui perhitungan algoritma naïve bayes yang menghasilkan nilai dari accuracy, precision, recall, dan F1-score pada model klasifikasi Naïve Bayes

Hasil : Naïve Bayes Classifier

Pada tahap perhitungan model klasifikasi menggunakan naïve bayes classifier disamping mendapatkan akurasi sebesar 78% dengan menggunakan data testing yang berjumlah 120 ulasan. Hasil diatas menunjukkan nilai precision kelas positif 88% sedangkan kelas negatif 60%, dari hasil precision kedua kelas dapat dinyatakan bahwa semua ulasan yang diprediksi sebagai positif oleh model sebagian besar benar-benar ulasan positif. Kemudian hasil recall kelas positif 80% dan kelas negatif 74%, hasil recall menunjukkan bahwa hasil dari keberhasilan sistem untuk menemukan kembali informasi yang berlabelkan positif sedikit tinggi dibandingkan label negatif. Selanjutnya f1-score kelas positif mendapatkan nilai 84% sedangkan kelas negatif 64%, nilai tersebut menunjukkan untuk kelas positif menunjukkan performa yang solid dalam mengklasifikasikan ulasan positif.

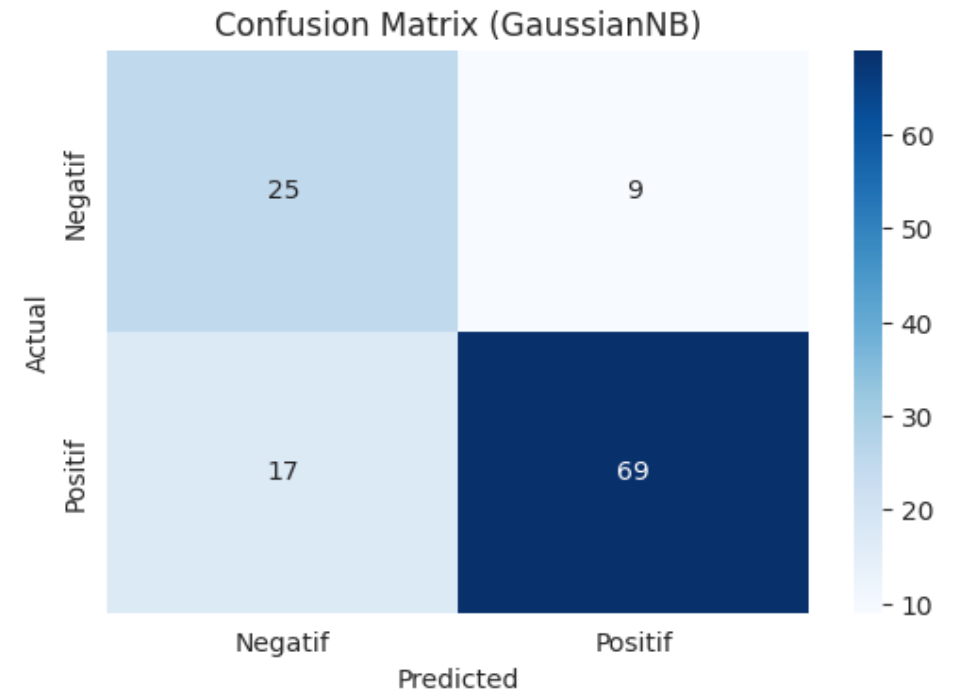
Classification Report (GaussianNB):

	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.60	0.74	0.66	34
Positif	0.88	0.80	0.84	86
accuracy			0.78	120
macro avg	0.74	0.77	0.75	120
weighted avg	0.80	0.78	0.79	120

=====
Accuracy (GaussianNB): 0.7833
=====

Hasil : Confusion Matrix

Gambar disamping menunjukkan True Positive (TP) merupakan semua data kategori positif yang terklasifikasi positif yaitu sebanyak 69 data, True Negatif (TN) merupakan semua kategori negatif yang terklasifikasi sebanyak 25 data. Lalu False Positive (FP) semua data yang prediksinya positif tapi aktualnya negatif yaitu sebanyak 9 data. Sedangkan False Negatif (FN) semua data yang prediksinya negatif tapi data aktualnya positif sebanyak 17 data. Confusion matrix ini memberikan gambaran yang jelas tentang jenis-jenis kesalahan yang dibuat oleh model, yang krusial untuk evaluasi performa model yang lebih mendalam.



Pembahasan

Penelitian ini menganalisis sentimen ulasan aplikasi PLN Mobile pada platform Google Playstore menggunakan data sebanyak 400 ulasan, jumlah data didapatkan dari rumus Slovin, pengambilan data menggunakan teknik web scrapping. Kemudian data diberi label sentimen menjadi 284 ulasan dengan distribusi sentimen positif dan 116 sentimen negatif. Penelitian dilakukan menggunakan Google Colab dengan Python melalui tahapan text preprocessing (casefolding, tokenizing, filtering, stemming). Tahapan selanjutnya TF-IDF untuk mengetahui kata apa saja yang sering muncul dalam suatu dokumen. Pemodelan klasifikasi menggunakan Naïve Bayes Classifier Gaussian dengan hasil accuracy 78%. Evaluasi hasil klasifikasi menggunakan confusion matrix menunjukkan bahwa ulasan positif lebih unggul daripada ulasan negatif, nilai tersebut menunjukkan bahwa model cenderung akurat memprediksi sentimen positif, namun cenderung lebih konservatif dalam prediksi negatif, di mana ulasan positif dapat salah diinterpretasikan sebagai negatif.

Kesimpulan

Kesimpulan dari hasil diatas, dengan adanya aplikasi PLN Mobile pelanggan kini dapat menggunakan layanan PLN dengan lebih mudah, termasuk pembelian token, pengajuan keluhan, dan fitur lainnya. Namun, aplikasi PLN Mobile masih memiliki sejumlah masalah terkait pembaruan dan proses masuk atau login yang sering bermasalah yang kemungkinan disebabkan dari banyaknya pengguna aplikasi PLN Mobile yang mengakses secara bersamaan. Oleh karena itu, PLN diharapkan dapat mengevaluasi elemen-elemen yang saat ini kurang dan menciptakan layanan yang lebih baik dengan mengutamakan kepuasan pengguna.

