



Similarity Report

Metadata

Name of the organization

Universitas Muhammadiyah Sidoarjo

Title

BimaPanduniRahmat_216120900016_SKRIPSI_ARCHIVE_PLAGIASI

Author(s) Coordinator

perpustakaan umsidahanin

Organizational unit

Perpustakaan

Record of similarities

SCs indicate the percentage of the number of words found in other texts compared to the total number of words in the analysed document. Please note that high coefficient values do not automatically mean plagiarism. The report must be analyzed by an authorized person.



5063

Length in words

37967

Length in characters

Alerts

In this section, you can find information regarding text modifications that may aim at temper with the analysis results. Invisible to the person evaluating the content of the document on a printout or in a file, they influence the phrases compared during text analysis (by causing intended misspellings) to conceal borrowings as well as to falsify values in the Similarity Report. It should be assessed whether the modifications are intentional or not.

Characters from another alphabet		0
Spreads		0
Micro spaces		2
Hidden characters		0
Paraphrases (SmartMarks)		52

Active lists of similarities

This list of sources below contains sources from various databases. The color of the text indicates in which source it was found. These sources and Similarity Coefficient values do not reflect direct plagiarism. It is necessary to open each source, analyze the content and correctness of the source crediting.

The 10 longest fragments

Color of the text

NO	TITLE OR SOURCE URL (DATABASE)	NUMBER OF IDENTICAL WORDS (FRAGMENTS)
1	ANALISIS SENTIMEN REVIEW PENGGUNA APLIKASI FIZZO NOVEL DI GOOGLE PLAY MENGGUNAKAN ALGORITMA NAIVE BAYES Teguh Arlovin, Kusnawi, Kusrini;	38 0.75 %
2	Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi PLN Mobile Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier dan K-Nearest Neighbor: Sentiment Analysis of PLN Mobile Application Review Using Naïve Bayes Classifier and K-Nearest Neighbor Algorithm Syafrial Syafrizal, Rice Novita, M. Afdal;	22 0.43 %

3	https://archive.umsida.ac.id/index.php/archive/preprint/download/7070/50664/56415	19 0.38 %
4	Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi PLN Mobile Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier dan K-Nearest Neighbor: Sentiment Analysis of PLN Mobile Application Review Using Naïve Bayes Classifier and K-Nearest Neighbor Algorithm Syafrizal Syafrizal, Rice Novita, M. Afdal;	18 0.36 %
5	Implementasi Sistem Informasi Manajemen Dalam Penggunaan PLN Mobile UP3 Binjai Untuk Meningkatkan Efisiensi Pelayanan Pelanggan Natria Aminarti, Rayyan Firdaus;	16 0.32 %
6	Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi PLN Mobile Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier dan K-Nearest Neighbor: Sentiment Analysis of PLN Mobile Application Review Using Naïve Bayes Classifier and K-Nearest Neighbor Algorithm Syafrizal Syafrizal, Rice Novita, M. Afdal;	15 0.30 %
7	Sentiment Analysis of MyPertamina App Reviews on the Google Play Store using the NBC Algorithm Voutama Apriade, Rihan Maulana, Ridwan Taufik;	15 0.30 %
8	https://repository.unika.ac.id/28310/4/17.M1.0022-Nicholas%20David%20Setiawan_BAB%20III_a.pdf	14 0.28 %
9	http://repository.pnb.ac.id/9678/2/RAMA_93308_1915744063_15097405_10106108_part.pdf	14 0.28 %
10	https://www.jurnal.umsb.ac.id/index.php/SLJ/article/download/5014/3497	14 0.28 %

from RefBooks database (5.93 %)

NO	TITLE	NUMBER OF IDENTICAL WORDS (FRAGMENTS)
Source: Paperity		
1	Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi PLN Mobile Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier dan K-Nearest Neighbor: Sentiment Analysis of PLN Mobile Application Review Using Naïve Bayes Classifier and K-Nearest Neighbor Algorithm Syafrizal Syafrizal, Rice Novita, M. Afdal;	111 (9) 2.19 %
2	ANALISIS SENTIMEN REVIEW PENGGUNA APLIKASI FIZZO NOVEL DI GOOGLE PLAY MENGGUNAKAN ALGORITMA NAIVE BAYES Teguh Arlovin, Kusnawi, Kusrini;	58 (4) 1.15 %
3	Analisis Sentimen Pengguna Youtube Terhadap Uang Baru Tahun Emisi 2022 Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Muhammad Labib Jundillah, Aji Akbar Mirinda Putra, Islamiyah;	32 (4) 0.63 %
4	Sentiment Analysis of MyPertamina App Reviews on the Google Play Store using the NBC Algorithm Voutama Apriade, Rihan Maulana, Ridwan Taufik;	27 (2) 0.53 %
5	Implementasi Sistem Informasi Manajemen Dalam Penggunaan PLN Mobile UP3 Binjai Untuk Meningkatkan Efisiensi Pelayanan Pelanggan Natria Aminarti, Rayyan Firdaus;	16 (1) 0.32 %
6	PENERAPAN NLP (NATURAL LANGUAGE PROCESSING) DALAM ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA TELEGRAM DI PLAYSTORE Willy Prihartono, Nana Suarna, Nurwanda Nurwanda;	16 (2) 0.32 %
7	Pengklasteran Data Pelanggan Dari Aplikasi Mobile Untuk Penentuan Strategi Pemasaran Produk PLN Tritamtama Kurnia Aji, Diana Purwitasari;	12 (2) 0.24 %
8	Analisis sentimen ulasan pada e-commerce shopee menggunakan algoritma naive bayes dan support vector machine Tania Puspa Rahayu Sanjaya, Ahmad Fauzi, Anis Fitri Nur Masruriyah;	12 (1) 0.24 %
9	Penerapan Naïve Bayes Classifier, K-Nearest Neighbor (KNN) dan Decision Tree untuk Menganalisis Sentimen pada Interaksi Netizen dan Pemerintah Anam M. Khairul, Pikir Bunga Nanti, Agustin Agustin, Susi Erlinda, Firdaus Muhammad Bambang;	9 (1) 0.18 %

- 10 Analisis Sentimen Penggunaan Aplikasi Transportasi Online Pada Ulasan Google Play Store dengan Metode Naive Bayes Classifier
Dicki Nugraha, Dudih Gustian;

7 (1) 0.14 %

from the home database (0.00 %)



NO	TITLE	NUMBER OF IDENTICAL WORDS (FRAGMENTS)
----	-------	---------------------------------------

from the Database Exchange Program (0.00 %)



NO	TITLE	NUMBER OF IDENTICAL WORDS (FRAGMENTS)
----	-------	---------------------------------------

from the Internet (4.42 %)



NO	SOURCE URL	NUMBER OF IDENTICAL WORDS (FRAGMENTS)
1	http://repository.ub.ac.id/14108/1/Riska%20Dewi%20Nurfarida.pdf	34 (5) 0.67 %
2	https://archive.umsida.ac.id/index.php/archive/preprint/download/7070/50664/56415	33 (2) 0.65 %
3	http://repository.ub.ac.id/169450/1/Giovanka%20Bisano%20Putra%20%282%29.pdf	25 (3) 0.49 %
4	http://repository.ub.ac.id/10339/2/BAGIAN%20DEPAN.pdf	21 (2) 0.41 %
5	http://repository.pnb.ac.id/9678/2/RAMA_93308_1915744063_15097405_10106108_part.pdf	14 (1) 0.28 %
6	https://www.jurnal.umsb.ac.id/index.php/SLJ/article/download/5014/3497	14 (1) 0.28 %
7	https://repository.nurulfitri.ac.id/id/eprint/588/1/2024-Gisela%20Pradealpa-Sistem%20Informasi-Fulltext%20-%20gisela%20Pradealpa.pdf	14 (1) 0.28 %
8	https://repository.unika.ac.id/28310/4/17.M1.0022-Nicholas%20David%20Setiawan_BAB%20III_a.pdf	14 (1) 0.28 %
9	https://jurnal.uui.ac.id/index.php/jics/article/download/3261/1614	13 (1) 0.26 %
10	https://artikelpendidikan.id/apa-itu-era-society-5-0/	12 (1) 0.24 %
11	https://repository.upnvy.ac.id/21825/2/AWAL.pdf	12 (1) 0.24 %
12	http://download.garuda.kemdikbud.go.id/article.php?article=3466455&val=30320&title=Implementasi%20Algoritma%20Nave%20Bayes%20Untuk%20Klasifikasi%20Sentimen%20Pengguna%20Twitter%20Terhadap%20KEMKOMINFO%20Di%20Indonesia	10 (1) 0.20 %
13	https://journal.ipm2kpe.or.id/index.php/INTECOM/article/download/1654/1028/	8 (1) 0.16 %

List of accepted fragments (no accepted fragments)

NO	CONTENTS	NUMBER OF IDENTICAL WORDS (FRAGMENTS)
----	----------	---------------------------------------

Page | 3

Sentiment Analysis of PLN Mobile Application Reviews Using the Naïve Bayes Classifier [Algorithm \[Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi PLN Mobile Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier\]](#)

Bima Panduni Rahmat1), Alshaf Pebrianggara*2), Mohammad Rizal Yulianto3)), Istian Kriya Almanfalut4)
1) [Program Studi Bisnis Digital, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia](#) 2) [Program Studi Bisnis Digital, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia](#)

3) [Program Studi Manajemen, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia](#)

4) [Program Studi Bisnis Digital, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia](#) *Email Penulis Korespondensi: [HYPERLINK "mailto:alshafpebrianggara@umsida.ac.id"](#) alshafpebrianggara@umsida.ac.id

Abstract. As the use of digital applications increases, user reviews have become an important source of information for understanding customer satisfaction and needs. The PLN Mobile application is one of the widely used public service applications. This study aims to analyze the sentiment of PLN Mobile application user reviews using the Naïve Bayes Classifier algorithm. Data were obtained from the Google Playstore application and obtained 400

data, the data split using a 70:30 ratio. Data collection and processing used Google Colab tools using the Python programming language. From the 120 data used, the Naïve Bayes Classifier model showed quite good performance. For positive sentiment, the precision value achieved was 88%, recall 80%, and f1-score 84%, with the support of 86 reviews. The accuracy result obtained was 78%. These results indicate that the Naïve Bayes Classifier algorithm can be used effectively to classify the sentiment of PLN Mobile application user reviews, providing valuable insights for application developers for service improvement.

Keywords - Naïve Bayes; Data Mining; PLN Mobile; Sentiment Analysis; Google Colab

Page | 1

Abstrak. Seiring dengan meningkatnya penggunaan aplikasi digital, ulasan pengguna menjadi sumber informasi penting untuk memahami kepuasan dan kebutuhan pelanggan. Aplikasi PLN Mobile sebagai salah satu aplikasi layanan publik yang banyak digunakan. **Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen** ulasan pengguna aplikasi PLN Mobile **menggunakan algoritma Naïve Bayes Classifier**. Data diperoleh dari aplikasi Google Playstore dan mendapatkan 400 data, data split menggunakan rasio 70:30. Pengumpulan dan pengolahan data **menggunakan tools Google Colab dengan menggunakan bahasa pemrograman Python**. Dari 120 data yang digunakan, model Naïve Bayes Classifier menunjukkan kinerja yang cukup baik. Untuk sentimen positif, nilai presisi yang dicapai 88%, recall 80%, dan f1-score 84%, dengan dukungan 86 ulasan. Hasil akurasi yang diperoleh adalah 78%. Hasil ini menunjukkan bahwa algoritma Naïve Bayes Classifier dapat digunakan secara efektif untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi PLN Mobile, memberikan wawasan berharga bagi pengembangan aplikasi untuk peningkatan layanan.

Kata kunci - Naïve Bayes; Data Mining; PLN Mobile; Analisis Sentimen; Google Colab.

1. I. Pendahuluan

Indonesia sebagai negara berkembang dengan populasi yang besar dan geografis yang beragam, mengalami perkembangan teknologi yang pesat dalam beberapa dekade terakhir. Adopsi internet dan perangkat seluler telah mengubah lanskap komunikasi, ekonomi, dan interaksi sosial. Mulai dari e-commerce yang merambah pelosok negeri, layanan transportasi daring yang memudahkan mobilitas, hingga platform pendidikan dan layanan kelistrikan yang semakin mudah diakses. Teknologi **telah menjadi bagian tak terpisahkan dari kehidupan sehari-hari masyarakat Indonesia. Mengingat kondisi teknologi saat ini**, setiap pelaku bisnis atau perusahaan seharusnya sudah menggunakan teknologi digital untuk meningkatkan mutu bisnisnya dan mendongkrak penjualan. Selain itu, penggunaan teknologi saat ini memiliki pengaruh positif terhadap akses informasi dan kolaborasi, sehingga pengelolaan perusahaan dan operasionalnya menjadi lebih efektif dan efisien[1].

Saat ini, era digitalisasi terus mengalami kemajuan, dan pemanfaatan teknologi informasi menjadi suatu keharusan untuk meningkatkan efisiensi dan efektivitas di berbagai sektor, termasuk dalam bidang pelayanan. Perkembangan sistem teknologi berdampak signifikan pada proses bisnis perusahaan. Peran digital saat ini telah mendorong semua jenis bisnis untuk mencapai proses, sehingga transformasi dari sistem layanan konsumen menuju sistem digital dapat terjadi. Hal ini telah banyak diterapkan oleh perusahaan-perusahaan besar, termasuk perusahaan listrik milik negara, yang menawarkan kemudahan dalam interaksi antara perusahaan dan konsumen[2].

Listrik adalah sumber energi yang sangat penting dalam kehidupan modern, digunakan untuk berbagai aktivitas mulai dari penerangan hingga industri. Di Indonesia, seluruh layanan listrik dikelola oleh PLN, sebuah perusahaan milik negara yang memiliki tugas untuk memenuhi kebutuhan listrik masyarakat. Sebagai perusahaan yang bergerak di bidang penyediaan listrik, PLN memiliki kewajiban untuk memberikan pelayanan yang berkualitas tinggi agar pelanggan merasa puas dan loyal[3].

PT PLN (Persero) didirikan pada tanggal **27 Oktober 1945 sebagai Jawatan Listrik dan Gas di bawah naungan Departemen Pekerjaan Umum dan Tenaga**. Sejak saat itu, PLN turut membangun infrastruktur kelistrikan Indonesia, Hingga semester I tahun 2024, asetnya mencapai Rp.1.691 triliun, naik Rp.102 triliun dari tahun 2020. Hingga Oktober 2024, laba usaha PLN dilaporkan naik 25% menjadi Rp.50,1 triliun. Dalam sistem ketenagalistrikan nasional, PLN memegang peranan penting sebagai satu-satunya pembeli listrik dari produsen swasta, termasuk yang menghasilkan energi terbarukan. Total kapasitas produksi yang dikelola PLN telah melampaui 184.622 MW, yang merupakan angka yang sangat membanggakan. PLN selalu berkomitmen memberikan pelayanan terbaik kepada pelanggannya melalui berbagai program diskon, baik untuk tarif maupun biaya sambungan. Tujuannya adalah untuk meningkatkan produktivitas usaha dan memberikan kemudahan bagi masyarakat dalam mengakses listrik[4].

Transformasi PLN dengan program "Power Beyond Generations" memiliki empat aspirasi utama, yaitu: menghadirkan energi yang ramah lingkungan (Green), menyediakan model dan layanan bisnis yang inovatif (Innovative), menawarkan kualitas dan layanan yang berstandar dunia (Customer Focused), serta menjadi penyedia listrik yang lincah, andal, dan kompetitif bagi pelanggan rumah tangga, bisnis, dan industri (Lean). Selain itu, PLN juga menetapkan sasaran strategis pendukung yang meliputi pengembangan organisasi dan sumber daya manusia, kemajuan teknologi, keberlanjutan finansial, serta pembangunan nasional. Melalui transformasi ini, PLN terus berupaya memberikan kontribusi positif dalam mencapai tujuan keberlanjutan[5]. Fokus pada transformasi digital bertujuan untuk meningkatkan efektivitas proses transaksi dan memperkuat pengalaman pelanggan, yang pada gilirannya akan berdampak positif pada pendapatan perusahaan dan menjaga keberlangsungan keuangan yang sehat[6].

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, bertepatan dengan Hari Listrik Nasional ke-71**.

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[7].

Gambar 1. Aplikasi PLN Mobile

Sumber : Instagram @pln.ulpbarru

PLN Mobile merupakan aplikasi layanan mandiri yang terhubung dengan sistem layanan online untuk pengaduan terkait pemadaman listrik. Dengan aplikasi ini, pelanggan dapat mengakses layanan tanpa perlu mengunjungi kantor Unit Layanan Pelanggan (ULP) di wilayah mereka. Aplikasi ini merupakan integrasi dari **Aplikasi Pengaduan dan Keluhan Terpadu (APKT) serta Aplikasi Pelayanan Pelanggan Terpusat (AP2T)**, yang dirancang untuk mempermudah interaksi antara PLN dan pelanggan dalam mengatasi masalah kelistrikan[3].

Aplikasi ini dibuat dengan tujuan untuk memberikan layanan kepada pelanggan PLN secara lebih mudah dan efisien. Aplikasi ini dilengkapi dengan fitur yang memudahkan pelanggan dalam mengakses layanan listrik serta menyediakan saluran untuk pengaduan masyarakat. Dengan adanya layanan ini, terutama bagi pelanggan PLN, diharapkan dapat meningkatkan pengelolaan pengaduan dan keluhan pelanggan secara lebih efektif, serta mengurangi jalur birokrasi dan prosedur yang ada[8].

Seluruh layanan terkait listrik kini dapat diakses secara daring melalui aplikasi PLN Mobile, yang merupakan bagian dari pemanfaatan e-government.

PLN Mobile adalah inovasi pelayanan publik dalam hal layanan listrik dengan memanfaatkan akses internet. Aplikasi ini menawarkan kemudahan bagi masyarakat yang ingin mendapatkan layanan tanpa harus mengunjungi kantor secara langsung, tetapi bisa melakukan pelayanan melalui aplikasi PLN

Mobile. Perubahan ini yang dijalankan melalui aplikasi, bertujuan untuk menjadikan penyampaian informasi dan layanan oleh PT PLN (Persero) kepada pelanggan lebih sederhana. Ini sesuai dengan gagasan e-government yang umumnya lebih menekankan pada meningkatkan efisiensi dalam memberikan layanan dan meningkatkan ketersediaan akses bagi masyarakat[9].

Adanya perkembangan teknologi informasi saat ini mengharuskan PT PLN (Persero) untuk melakukan transformasi pada model layanannya. Tujuannya adalah untuk memberikan pelayanan yang lebih prima kepada pelanggan, sehingga dapat meningkatkan kepuasan pelanggan dan memenuhi tuntutan pasar yang semakin kompetitif[10]. **Transformasi PT PLN (Persero) untuk meningkatkan layanan kepada pelanggan melalui penyempurnaan aplikasi PLN Mobile, baik dari sisi frontend maupun backend, telah** berhasil meraih pengakuan positif dari berbagai pihak. Aplikasi unggulan ini menawarkan kemudahan dan kecepatan dalam memberikan layanan kepada pelanggan PLN, dan pada tahun 2024 telah mendapatkan rating 4,9 di Google Playstore dari skala 5[11].

Gambar 2. Pengguna Aplikasi PLN Mobile Dari Tahun Ke-tahun

Sumber: Website PT PLN, <https://web.pln.co.id/cms/media/siaran-pers/2024/12/kualitas-layanan-terus-meningkat-komisi-xii-dpr-ri-apresiasi-aplikasi-pln-mobile/>

Pada tahun 2020 aplikasi PLN Mobile mencatat jumlah pengguna sebanyak 500 ribu pengguna, angka ini menunjukkan tahap awal adopsi aplikasi oleh masyarakat. Kemudian pada tahun 2021 terjadi lonjakan signifikan dalam jumlah pengguna, meningkat menjadi 13,2 juta pengguna, peningkatan ini menunjukkan adanya respon positif dan adopsi yang cepat dari masyarakat terhadap kemudahan yang ditawarkan oleh aplikasi PLN Mobile. Di tahun 2022 pertumbuhan pengguna terus berlanjut, mencapai 35 juta pengguna, meskipun tidak sebesar lonjakan di tahun sebelumnya, peningkatan ini tetap signifikan dan menunjukkan tren positif dalam penerimaan aplikasi. Lalu pada tahun 2023 jumlah pengguna kembali mengalami peningkatan, meskipun dengan tingkat pertumbuhan yang sedikit melambat dibandingkan tahun-tahun sebelumnya, menjadi 36 juta pengguna. Dan pada tahun 2024, aplikasi PLN Mobile mencatatkan jumlah pengguna tertinggi, yaitu hampir 55 juta pengguna[12]. Peningkatan yang cukup besar ini menunjukkan bahwa aplikasi PLN Mobile semakin menjadi pilihan utama bagi pelanggan PLN untuk mengakses berbagai layanan.

Seiring berjalaninya 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 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. Ulasan pengguna umumnya terdiri dari dua komponen, yaitu rating dan komentar tertulis. Skor ulasan merupakan angka yang mencerminkan pengalaman keseluruhan pengguna, tetapi ulasan dalam bentuk teks dapat memberikan narasi yang lebih mendetail. Ulasan pengguna di Google Playstore dapat dengan cepat mencapai nilai kumulatif yang sangat tinggi. Namun, jenis data ulasan ini memiliki beberapa kelemahan yang perlu diperhatikan oleh pengguna aplikasi dan pengembang saat menganalisis komentar dari penulis[13]. Maka dari itu penulis menggunakan **sistem klasifikasi untuk mengukur sentimen publik terhadap aplikasi PLN Mobile** melalui ulasan di Google Playstore.

Naïve Bayes Classifier (NBC) merupakan algoritma klasifikasi probabilistik sederhana berdasarkan teorema Bayes[14]. NBC memiliki keunggulan dibandingkan metode klasifikasi lainnya karena kemudahannya, namun **metode ini tetap menunjukkan tingkat akurasi dan kinerja yang tinggi dalam mengklasifikasikan teks**[15].

Sebelumnya terdapat penilitian yang telah menggunakan algoritma NBC untuk case **sentimen ulasan pelanggan pada Google Play Store**.

Penelitian [16] melakukan analisis **sentimen ulasan** pengguna aplikasi Google Meet menggunakan NBC yang menghasilkan akurasi sebesar 79%. Kemudian penelitian [17] melakukan analisis sentimen pada ulasan aplikasi Maxim dengan menggunakan algoritma NBC yang menghasilkan akurasi sebesar 93%. Lalu penelitian [18] melakukan analisis sentimen pelanggan tokopedia menggunakan algoritma NBC menghasilkan akurasi terbaik sebesar 95% dengan menggunakan algoritma NBC.

Penelitian ini bertujuan untuk membangun dan mengevaluasi model klasifikasi sentimen berbasis algoritma Naïve Bayes Classifier untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi PLN Mobile. Model yang dihasilkan diharapkan memiliki akurasi terbaik dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan menjadi positif dan negatif. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan rekomendasi perbaikan pada fitur dan layanan aplikasi PLN Mobile, serta memberikan kontribusi pada pengembangan metode analisis sentimen dalam bahasa Indonesia.

2. II. LITERATUR RIVIEW

Analisis Sentimen

Proses yang digunakan untuk memeriksa teks guna memastikan apakah teks tersebut menyampaikan pesan netral, negatif, atau positif. Meskipun analisis sentimen dapat dilakukan secara manual dengan membaca dan mengkategorikan setiap teks secara individual, proses ini menjadi sangat tidak efektif jika ada banyak teks yang harus diperiksa. Selain itu, perbedaan dalam frasa dan terminologi konsumen dapat membuat klasifikasi menjadi sulit, terutama jika evaluasi mencakup kosakata yang tidak biasa. Untuk mengatasi masalah ini, bantuan teks diperlukan agar dapat menganalisis sentimen dari sejumlah besar teks dengan cepat dan efisien tanpa memerlukan banyak tenaga manusia[19].

Text Mining

Salah satu teknik penambangan data yang memanfaatkan data teks adalah penambangan teks. Metode penggalian pengetahuan implisit dari materi teksual dikenal sebagai penambangan teks. Karena informasi implisit yang diperoleh dari hasil ekstraksi penambangan teks memiliki keluaran yang berbeda dari pengelolaan jenis data lainnya, maka diperlukan analisis yang berbeda dan harus ditangani dengan hati-hati[20].

Natural Language Processing (NLP)

Cabang ilmu yang memadukan sejumlah disiplin ilmu, termasuk penyusun, bahasa formal, linguistik, dan kecerdasan buatan. Metode penyampaian bahasa alami telah berkembang sebagai hasil dari kemajuan teknologi dan perluasan ketersediaan data. Di masa lalu, perhitungan dilakukan menggunakan sistem berbasis aturan konvensional. Saat ini, metode pembelajaran mesin dan pembelajaran mendalam digunakan untuk menghitung bahasa alami. NLP adalah bidang studi baru yang muncul pada tahun 1980-an sebagai hasil dari kemajuan dalam sejumlah disiplin ilmu, termasuk komputer, bahasa formal, linguistik, dan kecerdasan buatan[20].

Naïve Bayes Classifier (NBC)

Naïve Bayes adalah algoritma klasifikasi probabilitas yang didasarkan pada teorema Bayes. Berdasarkan kelas data pelatihan, metode ini biasanya memprediksi kelas data baru menggunakan model probabilistik. Sebagai salah satu algoritma klasifikasi berbasis model, Naïve Bayes menggunakan data pelatihan sebelumnya untuk mempelajari model, yang kemudian digunakan untuk memprediksi kelas data baru. Teorema Bayes, yang beroperasi berdasarkan probabilitas bersyarat, mengatur cara kerja algoritma Naïve Bayes. Probabilitas atau kemungkinan terjadinya suatu kejadian yang

berhubungan dengan peristiwa terkait yang telah terjadi dikenal sebagai probabilitas bersyarat[21].

TF-IDF (Pembobotan Kata)

Inverse Document Frequency (IDF) dan Term Frequency (TF) digabungkan dalam pendekatan ini. Sasaran TF adalah menentukan seberapa sering setiap istilah muncul dalam sebuah dokumen. Seiring bertambahnya jumlah istilah dalam sebuah dokumen, nilai TF juga akan meningkat. Di sisi lain, IDF berupaya menentukan signifikansi suatu istilah dalam korpus. Jika istilah yang muncul dalam korpus menjadi semakin jarang, nilai IDF akan meningkat[19].

3. III. METODE

Metodologi penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah kuantitatif. Penelitian ini menggunakan data sekunder yang merupakan data ulasan pengguna aplikasi PLN Mobile. Untuk mengklasifikasikan data, penulis menggunakan algoritma Naïve Bayes Classifier (NBC) untuk melakukan analisis sentimen ulasan pelanggan pada aplikasi PLN Mobile yang berada di platform Google Playstore. Metode ini menggunakan Bahasa pemrograman python dan menggunakan tools Google Colab. Data yang digunakan untuk analisis sentimen menggunakan 400 kumpulan data yang diambil dari ulasan pengguna aplikasi PLN Mobile dari platform Google Playstore, yang kemudian dikategorikan menjadi 2 kelompok yaitu positif dan negatif untuk mengevaluasi opini pengguna dan membantu pemerintah, khususnya PT. PLN dalam mengimplementasikan kebijakan dan memperbarui penggunaan aplikasi PLN Mobile. Diagram alir digunakan untuk menggambarkan setiap langkah penelitian ini sehingga penelitian dapat berjalan sesuai dengan tujuan yang ingin dicapai. Alur tahap penelitian ditampilkan pada Gambar 3.

Gambar 3. Tahapan Penelitian

3.1 Pengumpulan Data (Scrapping)

Data dikumpulkan melalui platform aplikasi Google Playstore yang merupakan data ulasan pelanggan pada aplikasi PLN Mobile. Data yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 400 data, jumlah tersebut didapatkan berdasarkan jumlah sampel yang dihitung menggunakan rumus Slovin. Rumus Slovin digunakan untuk menentukan jumlah sampel untuk keperluan penelitian. Berikut adalah rumus Slovin :

$$n = \dots [22]$$

Keterangan : n : Ukuran sample

N : Ukuran Populasi E : Margin error

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. Tabel 1 di bawah ini menampilkan temuan scrape yang diperoleh dari tinjauan setelah pemrosesan dan pembersihan data.

Tabel 1. Contoh Hasil Scrapping

No.	Tanggal	Rating	Komentar
1	14/01/2025	5	Pasang baru sekarang bisa dimana saja tanpa harus ke kantor, cukup lewat pln mobile
2	14/01/2025	4	Aplikasinya bagus, mungkin bisa dipermudah untuk yg install apk nya
...
399	14/01/2025	2	Aplikasi pln mobile sulit di akses, menu aktifitas tidak bisa di buka
400	11/01/2025	3	Laporan di Respon walaupun ndak fast respon

3.2 Pelabelan Data

Pelabelan data merupakan langkah krusial dalam membangun model analisis sentimen. Proses ini melibatkan pemberian label pada setiap unit data, dalam konteks ini adalah setiap ulasan pelanggan PLN Mobile yang ada di Google Playstore berdasarkan sentimen yang terkandung di dalamnya. Dengan dua kategori label yaitu positif dan negatif, bertujuan untuk mengklasifikasikan setiap ulasan ke dalam salah satu dari dua polaritas sentimen tersebut.

3.3 Text Pre-processing

Preprocessing data merupakan tahap awal dalam pemrosesan data agar data dapat diolah dan siap untuk proses penelitian, salah satunya adalah analisis sentimen. Proses pre-processing dapat berupa case folding, tokenizing, stemming, dan filtering.

3.3.1 Case Folding

Case Folding merupakan teknik mengubah setiap huruf dalam sebuah postingan menjadi huruf kecil [23], karena tidak semua dokumen teks menggunakan huruf kapital secara konsisten, prosedur ini memudahkan pencarian.

Sebelum Sesudah

Pasang baru sekarang bisa dimana saja tanpa harus ke kantor, cukup lewat pln mobile pasang baru sekarang bisa dimana saja tanpa harus ke kantor, cukup lewat pln mobile

Aplikasinya bagus, mungkin bisa dipermudah untuk yg install apk nya aplikasinya bagus, mungkin bisa dipermudah untuk yg install apk nya
Laporan di Respon walaupun ndak fast respon laporan di respon walaupun ndak fast respon

Tabel 2. Contoh Hasil Case Folding

3.3.2 Tokenizing

Tokenizing adalah proses yang melibatkan pembuatan setiap kata dalam kalimat menjadi berurutan dan memisahkannya [24].

Tabel 3. Contoh Hasil Tokenizing

Sebelum Sesudah

pasang baru sekarang bisa dimana saja tanpa harus ke kantor, cukup lewat pln mobile [pasang, baru, sekarang, bisa, dimana, saja, tanpa, harus, ke, kantor, cukup, lewat, pln, mobile]

aplikasinya bagus, mungkin bisa dipermudah untuk yg install apk nya
apk, nya]

laporan di respon walaupun ndak fast respon

[aplikasi, nya, bagus, mungkin, bisa, di, per, mudah, untuk, yg, install,

[laporan, di, respon, walaupun, ndak, fast, respon]

3.3.3 Filtering

Filtering merupakan langkah dalam proses analisis sentimen yang menghilangkan kata-kata yang kurang relevan atau bermanfaat. Pendekatan stopword 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 [23].

Tabel 4. Contoh Hasil Filtering

Sebelum Sesudah

pasang baru sekarang bisa dimana saja tanpa harus ke kantor, cukup lewat pln mobile
cukup, pln, mobile]

[pasang, baru, bisa, dimana, saja, tanpa, ke, kantor,

laporan di respon walaupun ndak fast respon

[laporan, respon, walaupun, ndak, fast, respon]

3.3.4 Stemming

Stemming merupakan proses mengubah kata imbuhan menjadi kata dasar [24].

Tabel 5. Contoh Hasil Stemming

Sebelum Sesudah

pasang baru sekarang bisa dimana saja tanpa harus ke kantor, cukup lewat pln mobile
harus, kantor, cukup, lewat, pln, mobile]

[pasang, baru, sekarang, bisa, mana, saja, tanpa,

aplikasinya bagus, mungkin bisa dipermudah untuk yg install apk nya

[aplikasi, bagus, mudah, install, aplikasi]

aplikasi pln mobile sulit di akses, menu aktifitas tidak bisa di buka

[pln, mobile, sulit, akses, menu, tidak, bisa, buka]

3.4 Term Frequency-Inverse Document (TF-IDF)

Salah satu metode pembobotan dalam text mining adalah **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), Bobot suatu istilah meningkat seiring dengan jumlah kemunculannya frasa dalam suatu dokumen. Perhitungan yang dikenal sebagai Inverse Document Frequency (IDF) menggambarkan hubungan antara ketersediaan suatu istilah di semua dokumen. Nilai IDF suatu frasa meningkat seiring dengan jumlah dokumen yang memuatnya[25]. Berikut adalah rumus yang digunakan untuk menghitung frekuensi:

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

[26]

3.5 Pengolahan Data Klasifikasi Naïve Bayes (NBC)

Metode klasifikasi probabilistik yang sering digunakan dalam text mining dan data adalah algoritma Naïve Bayes. Pendekatan ini didasarkan pada teorema Bayes, yang menyatakan bahwa hipotesis direvisi berdasarkan informasi baru. Sudah diketahui secara umum bahwa algoritma Naïve Bayes sangat efisien dalam mengklasifikasikan data dengan cepat dan akurat, terutama ketika terdapat banyak fitur yang rumit. Manfaat ini telah menyebabkan meluasnya penggunaan metode ini dalam berbagai aplikasi, seperti deteksi spam, klasifikasi dokumen, analisis sentimen, dan lain-lain[27]. Berikut adalah rumus yang digunakan dalam NBC:

$$P = \underline{\underline{P}} [21]$$

Keterangan: **X** = Data dengan class yang belum diketahui **H** = Hipotesis **X merupakan suatu class spesifik P(H)** = Probabilitas pada hipotesis **H (prior)** $P(X)$ = Probabilitas **X** (data sampel yang diamati)

$$P(X|H) = \text{Probabilitas } X \text{ berdasarkan hipotesis } H \quad P(H|X) = \text{Probabilitas } H \text{ berdasarkan kondisi } X$$

3.6 Pengujian Klasifikasi (Confusion Matrix)

Pada tahap ini, metode 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 penjajian presisi data klasifikasi yang terekam dengan benar[28].

Tabel 6. Confusion Matrix

Data Prediksi Data Aktual

Positif Negatif

Positif TP FP

Negatif FN TN

Accuracy =

Precision =

Recall =

$$F1\text{-Score} = 2.$$

[28]

Keterangan:

TP : True Positif
TN : True Negatif
FP : False Positif
FN : False Negatif

Accuracy : Jumlah perbandingan data yang benar dengan jumlah keseluruhan data

Precision : Untuk mengukur seberapa besar frekuensi dari data **aktual dengan hasil prediksi dalam model untuk menemukan peringkat yang paling relevan**

Recall : Untuk menunjukkan persentase kelas data positif yang berhasil diprediksi benar (aktual) dari keseluruhan data kelas positif.

F1-Score : **Komparasi perhitungan rata-rata nilai dari recall dan precision yang telah dibobotkan.**

1. IV. Hasil dan Pembahasan

4.1 Pengumpulan Data (Scrapping)

Sebagai pendukungan penelitian ini, 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. Jumlah data yang diambil ditentukan dengan rumus Slovin yang menghasilkan jumlah 400 data[22].

Tabel 7. Hasil Pengumpulan Data

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 nya juga mudah dipahami, terbaikkk!
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 yudharyanto	21/06/2025	5	Aplikasi PLN MOBILE sangat bermanfaat & membantu bgt. Fiturnya lengkap n aksesnya makin mudah & cepat... Mantap...!!!
400	Bang Laki	03/07/2025	1	aplikasi tidak bisa dibuka... padahal sudah lama pakai di satu hp.."perangkat terdeteksi root , opsi pengembang etc"

4.2 Pelabelan Data

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 sentimen ulasan pelanggan aplikasi PLN Mobile. **Label yang diberikan pada penelitian ini terdiri dari dua kelompok sentimen yaitu positif dan negatif.**

Tabel 8. Hasil Pelabelan Ulasan

No.	User	Ulasan	Score	Sentimen	-1
1	Melody Eldrian	aplikasi manfaat ribet tinggal buka aplikasi top up bayar listrik dll rumah layan cepat makan fiturnya mudah dipahami mula Negatif			
2	Muhammad Yapi	aplikasi bantu mudah butuh listrik akses aplikasi mudah beli token listrik bayar tagih listrik mudah aju adu fast respon 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	

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. Angka yang dominan ini mengindikasikan bahwa aplikasi PLN Mobile relatif diterima dengan baik oleh pengguna. Ulasan positif ini mencerminkan kepuasan terhadap fitur, kemudahan penggunaan, stabilitas, atau aspek lain dari aplikasi yang memenuhi harapan pengguna. Hasil dapat dilihat pada gambar 4.

Gambar 4. Jumlah Hasil Pelabelan Ulasan

4.3 Text Preprocessing

Langkah selanjutnya adalah 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.

4.3.1 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 , tingkatkan lagi fitur aplikasi dan layanannya. aplikasi yang sangat membantu sekali good job jangan berpuas diri tingkatkan 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.

Tabel 9. Hasil Case Folding

4.3.2 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', 'sekalii', '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']

Tabel 10. Hasil Tokenizing

4.3.3 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', 'sekalii', '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']

Tabel 11. Hasil Filtering

4.3.4 Stemming

Teknik text preprocessing yang bertujuan untuk mengurangi kata-kata berasfiks (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']

Tabel 12. Hasil Stemming

4.4 Visualisasi Word cloud Sentiment

Gambar 5. Hasil Word cloud

Word cloud adalah representasi visual seberapa sering kata muncul dalam kumpulan teks. Ukuran huruf dalam sebuah kata menentukan seberapa sering kata tersebut muncul. Semakin besar hurufnya semakin sering kata tersebut muncul, dan semakin kecil hurufnya semakin jarang kata tersebut muncul[29]. Dari word cloud 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 disediakannya.

Gambar 6. 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. Ini mencerminkan sentimen positif yang dominan, juga menunjukkan bahwa pengguna menghargai kecepatan dan efisiensi dalam transaksi atau proses di aplikasi. Sedangkan kemunculan kata "bayar", "token", dan "ganggu" mengindikasikan adanya keluhan atau masalah teknis seperti gangguan layanan atau error sistem.

4.5 Term Frequency-Inverse Document (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. Hasil dapat dilihat pada table 13.

Tabel 13. Hasil TF-IDF

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	0.2699

399 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0

400 0.0534 0.0627 0.0719 0.0730 0.1588 0.0959 0 0

4.6 Pengolahan Data Klasifikasi Naïve Bayes (NBC)

Pada 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[30]. Kemudian dataset akan melalui perhitungan algoritma naïve bayes GaussianNB yang menghasilkan nilai dari accuracy, precision, recall, dan F1-score pada model klasifikasi Naïve Bayes[31]. Hasilnya dapat dilihat pada gambar 7.

Gambar 7. Hasil Naïve Bayes Classifier

Pada tahap perhitungan model klasifikasi menggunakan naïve bayes classifier diatas 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 66%, nilai tersebut menunjukkan untuk kelas positif menunjukkan performa yang solid dalam mengklasifikasikan ulasan positif.

4.7 Pengujian Klasifikasi (Confusion Matrix)

Gambar 8. Confusion Matrix

Gambar diatas menunjukkan True Positive (TP) merupakan semua data kategori positif yang terkласifikasi positif yaitu sebanyak 69 data, True Negatif (TN) merupakan semua kategori negatif yang terkласifikasi 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.

2. V. Simpulan

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.

3. Ucapan Terima Kasih

Puji syukur kehadirat Allah SWT atas segala rahmat dan karunia-Nya, sehingga skripsi berjudul "**Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi PLN Mobile Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier**" **ini dapat terselesaikan dengan baik.** **Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada** PT. PLN (PERSEERO) atas dukungannya dalam penelitian ini. Terima kasih pula disampaikan kepada dosen pembimbing, dosen pengaji, dan staf civitas akademika Universitas Muhammadiyah Sidoarjo. **Semoga penelitian ini dapat memberikan kontribusi positif dan manfaat bagi perkembangan ilmu pengetahuan.**