

ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA GOOGLE PLAY STORE TERHADAP APLIKASI PLN MOBILE MENGGUNAKAN ALGORITMA ID3

Utama Aslahatul Firdaus¹, Nurul Mega Saraswati², Asep Saeful Millah³

^{1,2,3}Program Studi Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Peradaban.

utamafirdaus16@gmail.com, nurul.mega.s@peradaban.ac.id, asepsaeful232@gmail.com

Jl. Raya Pagojengan Km 3 Paguyangan, Brebes, Jawa Tengah,
52276

Keywords :

*Sentiment Analysis,
PLN Mobile, ID3,
Google Play Store, TF-
IDF, SMOTE.*

Abstract

PLN Mobile is a digital application service provided by Perusahaan Listrik Negara (PLN) to facilitate users in accessing various electricity services online. The increasing number of users has led to a variety of reviews on the Google Play Store including positive, negative, and neutral. These reviews are difficult to analyze manually due to their large volume and inconsistencies between ratings and review content. Therefore, sentiment analysis is needed to automatically classify sentiments. The review data was collected from the Google Play Store using web scraping techniques, totaling 6,000 reviews from December 2021 to July 2025. The ID3 algorithm achieved an average accuracy of 91%, precision 92%, recall 91%, and F1-Score of 91% in classifying sentiment. This study is expected to help PLN improve the quality of the PLN Mobile application and provide better digital electricity services for the public.

Kata Kunci :

*Analisis Sentimen,
PLN Mobile, ID3,
Google Play Store, TF-
IDF, SMOTE.*

Abstrak

*PLN Mobile adalah layanan aplikasi digital yang disediakan oleh Perusahaan Listrik Negara (PLN) untuk mempermudah pengguna dalam mengakses berbagai layanan kelistrikan secara online. Meningkatnya jumlah pengguna memunculkan beragam ulasan di Google Play Store, baik positif, negatif, maupun netral. Ulasan-ulasan ini sulit dianalisis secara manual karena jumlahnya yang besar dan ketidaksesuaian antara rating dan isi komentar. Diperlukan analisis sentimen untuk mengklasifikasikan sentimen secara otomatis. Data ulasan diambil dari Google Play Store melalui teknik web scraping, dengan total 6.000 ulasan dari bulan Desember 2021 sampai Juli 2025. Algoritma ID3 berhasil mencapai rata-rata nilai *accuracy* sebesar 91%, *precision* 92%, *recall* 91% dan *F1-Score* sebesar 91% dalam mengklasifikasikan sentimen. Penelitian ini diharapkan dapat membantu PLN dalam meningkatkan kualitas aplikasi PLN Mobile serta memberikan pelayanan kelistrikan digital yang lebih baik bagi masyarakat.*

I. Pendahuluan

Seiring pesatnya perkembangan teknologi, kebutuhan akan informasi dan layanan digital menjadi semakin penting. Perusahaan tidak hanya dituntut menyediakan layanan secara langsung, tetapi juga melalui *platform online* berupa *website* maupun aplikasi *mobile*. Perusahaan Listrik Negara (PLN) sebagai penyedia layanan kelistrikan nasional turut berinovasi mengikuti perkembangan teknologi dengan menghadirkan aplikasi *PLN Mobile*[1]. Aplikasi ini dirancang untuk memudahkan masyarakat mengakses berbagai layanan kelistrikan, mulai dari informasi tagihan, permohonan penambahan daya, pengaduan, hingga layanan lain yang dapat diakses secara praktis secara *online*[2].

Aplikasi *PLN Mobile* telah diunduh lebih dari 10 juta kali dengan *rating* 4.8 di *Google Play Store*[2]. Banyaknya pengguna memunculkan beragam tanggapan berupa ulasan positif, negatif, maupun netral. Namun, *rating* bintang tidak selalu sejalan dengan isi komentar, sehingga kualitas aplikasi sulit diukur secara akurat hanya dari peringkat. Membaca ribuan ulasan juga tidak efisien jika dilakukan secara manual. Oleh karena itu, diperlukan analisis sentimen otomatis untuk mengklasifikasikan ulasan dan mengukur pandangan publik terhadap transformasi digital PLN melalui aplikasi *PLN Mobile*[3].

Analisis sentimen merupakan teknik untuk mengenali informasi subjektif seperti pendapat, emosi, atau kepuasan dalam sebuah teks. Tujuan utamanya adalah mengetahui apakah pengguna merasa puas atau tidak terhadap suatu layanan. Dalam konteks penelitian ini, analisis sentimen digunakan untuk memahami bagaimana pengguna menilai aplikasi *PLN Mobile* dalam memenuhi kebutuhan mereka terhadap layanan kelistrikan digital. Ulasan pengguna kemudian dikelompokkan ke dalam kategori positif, negatif, dan netral sehingga dapat memberikan gambaran umum mengenai harapan serta pengalaman pengguna terhadap aplikasi tersebut[4].

Informasi yang diperoleh dari analisis sentimen dapat dimanfaatkan PLN untuk meningkatkan kualitas layanan dan kepuasan pengguna. Selain itu, hasil analisis juga bisa menjadi pembanding dengan aplikasi sejenis dalam industri yang sama, sehingga membantu perusahaan mengevaluasi performa dan menentukan arah pengembangan. Dalam proses inovasi, analisis sentimen mendukung pengembang dalam menilai relevansi fitur baru, sekaligus menjadi dasar strategi pemasaran yang lebih tepat sasaran sesuai kebutuhan pengguna aplikasi *PLN Mobile*[5].

Salah satu metode yang digunakan adalah algoritma *ID3 (Iterative Dichotomiser 3)*. Algoritma ini membangun model pohon keputusan berdasarkan perhitungan *entropy* dan *information gain*. Keunggulan *ID3* adalah kesederhanaannya, kemampuannya dalam menghasilkan model klasifikasi yang cukup akurat, serta fleksibilitas dalam menangani data berukuran menengah seperti ulasan aplikasi. Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini berjudul “Analisis Sentimen Pengguna *Google Play Store* terhadap Aplikasi *PLN Mobile* Menggunakan Algoritma *ID3*”. Tujuan penelitian adalah untuk mengetahui sentimen pengguna aplikasi *PLN Mobile* sekaligus mengukur kinerja algoritma *ID3* dalam mengklasifikasikan ulasan ke dalam kategori positif, negatif, dan netral.

II. Landasan Teori

1. *PLN Mobile*

PT PLN (Persero) merupakan perusahaan milik negara yang bertugas menyediakan layanan

kelistrikan bagi masyarakat. Mengingat listrik adalah kebutuhan pokok dalam kehidupan sehari-hari, perusahaan menempatkan kualitas layanan dan kepuasan pelanggan sebagai prioritas utama. Dalam upaya meningkatkan pelayanannya, PLN terus menghadirkan berbagai inovasi melalui pengembangan produk-produk yang kreatif, handal, dan berkualitas. Salah satu inovasi dari PLN adalah aplikasi mobile bernama *PLN Mobile*. Aplikasi ini dikembangkan untuk memudahkan masyarakat dalam mengakses berbagai layanan kelistrikan secara praktis dan efisien. Beragam fitur ditawarkan, mulai dari pengecekan tagihan, pembelian token, pemantauan proses layanan, hingga penyampaian keluhan dan masukan. Sebelumnya, layanan ini hanya tersedia melalui *call center* 123, media sosial, atau situs resmi PLN. Aplikasi *PLN Mobile* memudahkan interaksi antara pelanggan dan PLN menjadi lebih efisien[6].

2. *Scraping*

Scraping adalah metode untuk mengekstrak data dan teknik mengambil informasi dari situs *web* untuk mendapatkan pengambilan data secara manual maupun secara otomatis. Tujuan dari *scraping* data adalah untuk mengkonversi data yang terstruktur dalam format *web* menjadi format yang lebih terstruktur dan mudah digunakan, seperti *spreadsheet* atau *database*. Data menjadi elemen yang sangat penting, terutama bagi peneliti yang memerlukan informasi untuk menganalisis fenomena atau mencari informasi tertentu. Teknik *web scraping* banyak diterapkan dalam berbagai penelitian, seperti pengembangan situs *web*, analisis sentimen, serta analisis perbandingan harga[7].

3. *Classification*

Klasifikasi adalah proses mengkategorikan suatu objek ke dalam kelas atau kategori berdasarkan atribut atau karakteristiknya. Pengelompokan data ke dalam beberapa kelas yang telah ditentukan berdasarkan contoh pelatihan yang sudah berlabel dikenal sebagai klasifikasi dalam pembelajaran mesin. Dalam proses klasifikasi, data biasanya dibagi menjadi dua kelompok, yaitu data untuk latih dan data uji. Data latih digunakan untuk membangun model agar dapat mengenali pola, sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi seberapa baik model tersebut dalam menentukan kategori data baru yang belum dikenalnya sebelumnya." Pada tahapan ini akan dilakukan pengelompokan komentar kedalam beberapa kelas, yaitu: positif, negatif dan netral[8].

4. *Natural Language Processing*

Natural Language Processing (NLP) adalah pendekatan modern yang memungkinkan komputer untuk secara otomatis memahami dan menganalisis bahasa manusia, sehingga membuka kesempatan untuk memperoleh pemahaman yang lebih mendalam mengenai persepsi serta respons pengguna terhadap suatu aplikasi. Tujuan utamanya terletak pada memahami, memeriksa, dan menghasilkan informasi tekstual dengan cara yang meniru kemampuan manusia. *NLP* dapat mengatasi pemrosesan bahasa alami, seperti kesalahan ejaan, perbedaan gaya penulisan, serta meningkatkan kemampuan model dalam mengenali sentimen subjektif secara lebih akurat[9].

5. *Term Frequency-Invers Document Frequency (TF-IDF)*

Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) adalah sebuah algoritma yang digunakan untuk proses pengkodean data teks ke dalam bentuk data numerik dalam pemodelan algoritma machine learning. *Term Frequency (TF)* menyatakan berapa kali sebuah

kata muncul dalam sebuah dokumen, sedangkan *Document Frequency (DF)* menyatakan berapa banyak dokumen yang mengandung kata tersebut. Fitur TF-IDF digunakan untuk menentukan besar kepentingan kata dalam suatu dokumen atau teks. Dengan menggunakan metode *TF-IDF*, bobot nilai dihitung berdasarkan nilai *TF* dan kebalikan nilai *DF*[10]. Metode *TF-IDF* dibagi dalam dua besaran yang dapat dilihat pada rumus dibawah ini.

$$w_{i,j} = tf_{i,j} \times \log\left(\frac{N}{df_i}\right)$$

Keterangan: W_{ij} = Bobot *TF-IDF* untuk term ke- i dalam dokumen ke- j .

N = Jumlah total dokumen dalam korpus.

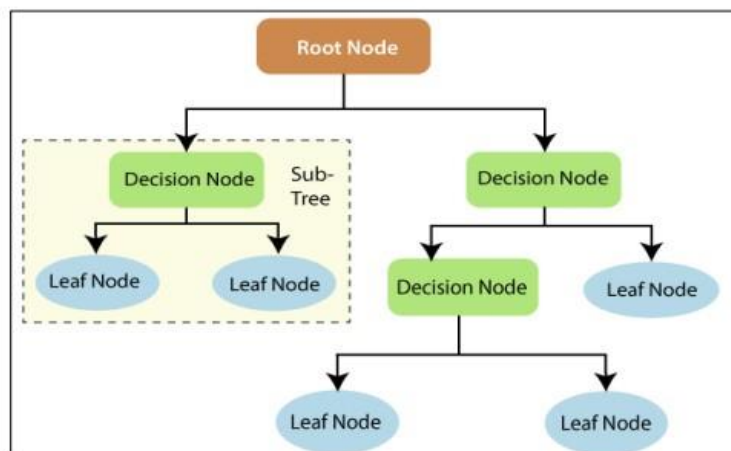
$tf_{i,j}$ = *Term Frequency*, jumlah kemunculan term i dalam dokumen j .

df_i = *Document Frequency*, jumlah dokumen yang mengandung term i .

$tf_{i,j}$ merupakan *TF (Term Frequency)*, mengukur seberapa sering suatu kata muncul pada teks. Proses perhitungan dengan membagi jumlah kata yang muncul dengan total kata pada teks. df_i merupakan *IDF (Inverse Document Frequency)*, mengukur sebuah istilah di setiap korpus. Berguna untuk mengklasifikasikan *term* yang sangat umum muncul dan jarang muncul dalam teks.

6. ID3

ID3 adalah metode pembelajaran mesin yang menggunakan struktur berbentuk pohon untuk proses pengambilan keputusan. Struktur pohon ini terdiri dari beberapa elemen penting: titik-titik keputusan (*nodes*) yang mewakili *variabel* atau atribut, percabangan yang menunjukkan pilihan keputusan yang tersedia, dan titik-titik akhir (*leaves*) yang merepresentasikan hasil klasifikasi atau prediksi. Cara kerja algoritma ini adalah dengan membagi data secara menjadi kelompok-kelompok kecil berdasarkan kriteria pemisahan tertentu, hingga terbentuk pohon keputusan yang paling efektif untuk mengklasifikasikan atau memprediksi data baru dengan tingkat akurasi yang tinggi. Algoritma ini digunakan untuk klasifikasi, merupakan pengembangan algoritma *Decision Tree*[14]. Ilustrasi *ID3* dapat dilihat dibawah ini.



Gambar 1. Ilustrasi ID3

Rumus dari *ID3* dapat dilihat pada rumus dibawah ini.

$$\text{Entropy}(S) = \sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i$$

Keterangan: S = Himpunan Kasus

n = Jumlah Partisi S

P_i = Proporsi dari S_i ke S

$$\text{Gain}(S, A) = \text{Entropy}(S) - \sum_{i=1}^n \frac{|S_i|}{|S|} * \text{Entropy}(S_i)$$

Keterangan: S = Kasus

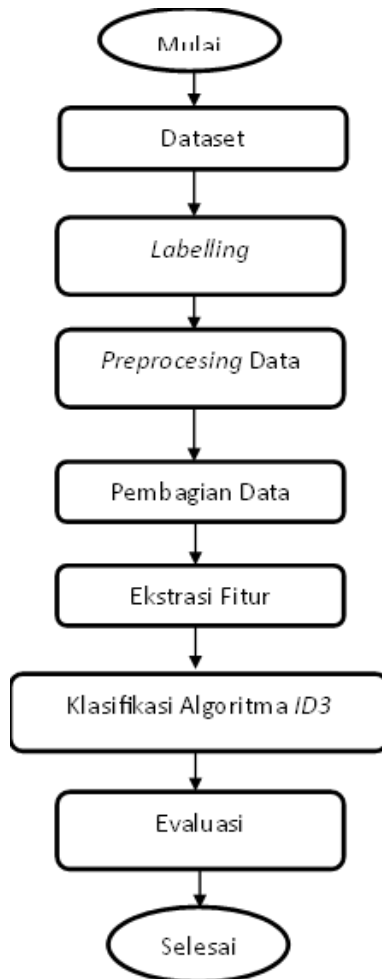
A = Atribut

n = Jumlah partisi atribut A

S_i = Jumlah kasus pada partisi ke- i

III. Metodologi

Metodologi penelitian dapat dilihat pada gambar 2.



Gambar 2. Metodologi penelitian

1. Pengumpulan Data

Dataset yang dibutuhkan diambil dari *Google Play Store* dengan mengambil ulasan pengguna aplikasi *PLN Mobile* melalui proses *web scraping*. Data yang diambil berjumlah 6000 data dengan ulasan paling relevan dari rentang waktu Desember 2021 sampai dengan Juli 2025. Data yang diperoleh kemudian disimpan dalam format CSV.

2. Pelabelan Data

Pelabelan dilakukan secara otomatis berdasarkan skor rating pengguna:

- Positif: Rating 4 dan 5.
- Netral: Rating 3.
- Negatif: Rating 1 dan 2.

3. Prapemrosesan Data

Berikut langkah-langkah *preprocessing* data:

1) Pembersihan Data

- Menghilangkan karakter khusus dan tanda baca: teks ulasan dibersihkan dari karakter khusus, tanda baca, dan angka yang tidak relevan. Seperti *URL*, *mention*, *hashtag*, *next karakter* dan *extra white space*.
- Normalisasi teks: untuk konsistensi, teks ulasan diubah menjadi huruf kecil.

2) Case Folding:

Menyeragamkan teks menjadi huruf kecil (*lowercase*).

3) *Tokenizing* (tokenisasi)

Teks ulasan dipisahkan menjadi kata-kata individu atau *token*. Misalnya, "sebenarnya sangat membantu" menjadi ["sebenarnya", "sangat", "membantu"].

4) *Filtering dan Stopwords*

Filtering adalah tahap mengambil kata-kata penting dari hasil tokenisasi. *Stopwords* adalah kata umum yang biasanya muncul dalam jumlah besar dan dianggap tidak memiliki makna.

5) *Stemming Sastrawi*

Kata-kata dikonversi ke bentuk dasarnya misalnya kata koneksi, terhubung, menghubungkan, adalah "hubung".

4. Pembagian Data (*Data Splitting*)

Dataset dibagi menjadi Data Latih (*Training Set*) dan Data Uji (*Testing Set*) dengan rasio 80:20.

5. Tahap ekstraksi fitur

pada penelitian ini menggunakan penerapan *TF-IDF* guna mengkonversi nilai yang terkandung pada setiap kata dari kategorikal menjadi numerik. digunakan untuk mengklasifikasikan *term* yang sangat jarang muncul dan umum muncul dalam teks.

6. Pelatihan Model ID3

Tahap pelatihan model ID3 dilakukan dengan membangun pohon keputusan secara rekursif menggunakan nilai bobot dari fitur TF-IDF sebagai atribut input. Proses ini dimulai dengan menghitung nilai *Entropy* untuk mengukur ketidakteraturan data, yang kemudian digunakan untuk menentukan *Information Gain* pada setiap fitur guna mengidentifikasi atribut dengan nilai informasi tertinggi sebagai akar (*root node*) atau simpul percabangan utama. Seluruh proses komputasi ini diimplementasikan menggunakan bahasa pemrograman *Python* untuk menghasilkan struktur pohon yang optimal dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan ke dalam kategori positif, netral, atau negatif.

7. Evaluasi

Pada tahap ini dilakukan evaluasi model dengan *confusion matrix* dan *Kurva Roc*. model dievaluasi menggunakan metrik seperti *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* untuk memastikan kemampuan klasifikasi terhadap sentimen. Jika hasil akurasi dibawah 80%, maka evaluasi tidak berhasil dan proses akan kembali pengolahan data, dan jika hasil akurasi diatas 80% maka evaluasi dianggap berhasil dan akan ke tahap terakhir yaitu hasil.

8. Visualisasi Hasil

Tahapan ini merupakan terakhir setelah semua tahapan penelitian telah dilakukan mencapai hasil sesuai yang diharapkan penulis dan dapat diimplementasikan ke dalam program menggunakan *GUI (Graphical User Interface)* melalui *library Streamlit*.

IV. Hasil dan Pembahasan

1. Hasil Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh melalui proses *web scraping* yang dilakukan secara langsung pada kolom ulasan pengguna aplikasi *PLN Mobile* di *platform Google Play Store*, dengan tautan aplikasi “com.icon.pln123”. Label diambil hanya 3 yaitu *score*, *content* dan *at*.

2. Pengolahan Data

1) Hasil *Preprocessing* dan *Labeling*

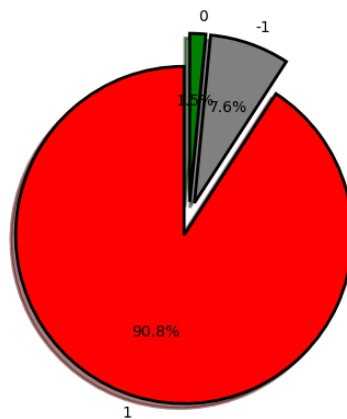
Data ulasan pengguna aplikasi *PLN Mobile* dari *Google Play Store* diproses melalui beberapa tahap *preprocessing* untuk meningkatkan kualitas sebelum dianalisis. Proses dimulai dengan pembersihan teks dan mengubah semua huruf menjadi kecil (*lowercase*). Selanjutnya dilakukan tokenisasi, normalisasi kata, serta penghapusan *stopwords*. Setiap token kemudian diubah ke bentuk kata dasar menggunakan *stemming Sastrawi*. Hasil akhirnya disimpan pada kolom *text_string* yang menjadi dasar analisis sentimen. Tahapan ini membantu mengurangi noise dan membuat model lebih mudah memahami konteks ulasan. Dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Preprocessing dan Labelling

Content	Score	Label	Content_Token	Stemmed	Text_String
terimakasih telah menyediakan aplikasi pln mobile, aplikasi sangat membantu, jadi lebih mudah semenjak pake pln mobile jadi tidak perlu ribet buat bayar tagihan. semua fitur nya keren, aplikasinya sangat akurat, transaksi lancar penanganan yang gesit dan respon yang cepat.	5	Positif	['terimakaasih', 'menyediakan', 'aplikasi', 'pln', 'mobile', 'aplikasi', 'membantu', 'mudah', 'semenjak', 'pake', 'pln', 'mobile', 'tidak', 'ribet', 'bayar', 'tagihan', 'fitur', 'nya', 'keren', 'aplikasinya', 'akurat', 'transaksi', 'lancar', 'penanganan', 'gesit', 'respon', 'cepat']	['terimakasih', 'menyadiaka', 'n', 'aplikasi', 'pln', 'mobile', 'aplikasi', 'bantu', 'mudah', 'semenjak', 'pake', 'pln', 'mobile', 'ribet', 'bayar', 'tagih', 'fitur', 'keren', 'aplikasi', 'akurat', 'transaksi', 'lancar', 'tangan', 'gesit', 'respon', 'cepat']	terimakasih menyediakan aplikasi mobile bantu mudah semenjak pake mobile tidak ribet bayar tagih fitur keren aplikasi akurat transaksi lancar tangan gesit respon cepat
aplikasinya sangattt lengkap, banyak fitur-fitur yang memudahkan kita di dalam satu aplikasi. bayar listrik jadi mudah dan praktis	5	Positif	['aplikasinya', 'sangattt', 'lengkap', 'fitur', 'fitur', 'memudahkan', 'aplikasi', 'bayar', 'listrik', 'mudah', 'praktis']	['aplikasi', 'sangattt', 'lengkap', 'fitur', 'fitur', 'mudah', 'aplikasi', 'bayar', 'listrik', 'mudah', 'praktis']	aplikasi sangattt lengkap fitur fitur mudah aplikasi bayar listrik mudah praktis
aplikasinya sangat flexible, rekomended sekali untuk mengurus masalah kelistrikan, lebih praktis dan mudah digunakan, tidak itu saja kalau ada kendala responnya sangat cepat, service pelanggan juga maximal secara	5	Positif	['aplikasinya', 'flexible', 'rekomended', 'mengurus', 'kelistrikan', 'praktis', 'mudah', 'kendala', 'responnya', 'cepat', 'service', 'pelanggan', 'maximal', 'apk', 'bagus',	['aplikasi', 'flexible', 'rekomended', 'urus', 'listrik', 'praktis', 'mudah', 'kendala', 'responnya', 'cepat', 'service', 'langgan', 'maximal',	aplikasi flexible rekomended urus listrik praktis mudah kendala responnya cepat service langgan maximal

Content	Score	Label	Content_Token	Stemmed	Text_String
keseluruhan apk ini sangat bagus dan membantu.			'membantu']	'apk', 'bagus', 'bantu']	bagus bantu

Pelabelan data dilakukan berdasarkan skor rating dari 6.000 ulasan pengguna aplikasi *PLN Mobile* hasil *scraping*. Skor 4-5 dikategorikan sebagai sentimen positif, skor 3 sebagai netral, dan skor 1-2 sebagai negatif. Pendekatan ini dipilih karena rating dianggap mewakili kepuasan pengguna secara langsung. Dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Prosentase hasil pelabelan kelas sentimen

Persebaran data pada Gambar 3 menunjukkan ketidakseimbangan, dengan label positif mendominasi 90,8%, negatif 7,6%, dan netral hanya 1,6%. Kondisi ini membuat data bias ke positif, sehingga diperlukan *oversampling* dengan *SMOTE* agar prediksi tidak hanya cenderung positif.

2) Ekstraksi Fitur

Tahap selanjutnya setelah proses Preprocessing dan labelling selesai adalah ekstraksi fitur menggunakan *Term Frequency- Inverse Document Frequency (TF-IDF)*. Berfungsi memberikan nilai atau bobot pada setiap kata dalam teks untuk menentukan kontribusi kata terhadap keseluruhan sentimen (positif, negatif atau netral) dari teks tersebut. Adapun penjelasan dari *TF-IDF* dalam pembobotan kata dalam analisis sentimen:

- Term Frequency (TF)*, mengukur seberapa sering suatu kata muncul dalam sebuah dokumen.
- Inverse Document Frequency (IDF)*: untuk mengukur seberapa kata yang jarang muncul dalam dokumen.

- c) *Term Frequency- Inverse Document Frequency (TF-IDF)*: untuk memberikan bobot yang lebih tinggi dari kata-kata yang sering muncul didalam dokumen tertentu tetapi tidak muncul di dokumen lain.

3) *Splitting Data*

Data dibagi menjadi dua, yaitu data pelatihan dan data pengujian, dengan proporsi 80% data digunakan untuk pelatihan dan 20% data untuk pengujian.

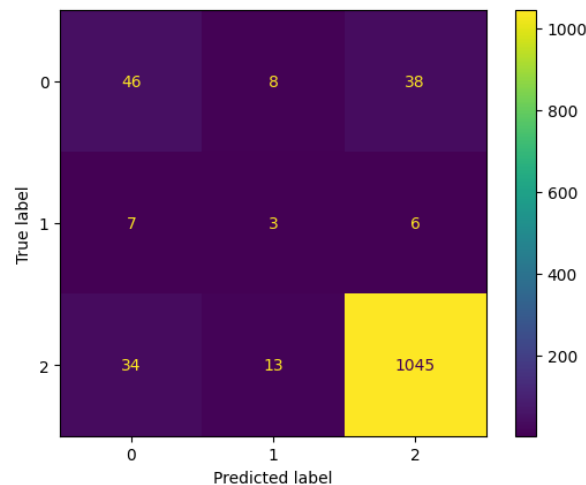
4) Implementasi Metode Klasifikasi

Implementasi algoritma *ID3* dilakukan pada data latih yang berjumlah 80% dari total dataset. Untuk menjaga distribusi label tetap seimbang, digunakan teknik *SMOTE* yang menduplikasi data pada kelas minoritas sehingga jumlahnya setara dengan kelas mayoritas. Langkah ini penting karena algoritma *ID3* cenderung lebih berpihak pada kelas dengan jumlah data dominan, sehingga penyeimbangan data membantu mengurangi bias dalam proses *training*.

5) Evaluasi

1. Evaluasi menggunakan *Confusion Matrix*

Ecalusi model menggunakan *Confusion Matrix* dengan jumlah data 20% dari total dataset untuk menghasilkan *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil evaluasi dapat dilihat pada gambar 4 dan tabel 2.



Gambar 4. Evaluasi *Confusion Matrix*

Tabel 2. Hasil Perhitungan Model *Confusion Matrix*

Nilai Prediksi	Nilai Input				Total
		Negatif	Netral	Positif	
	Negatif	46	8	38	
	Netral	7	3	6	
	Positif	34	13	1045	

Berdasarkan Tabel 2 diatas dapat dilakukan pengukuran untuk menentukan hasil

dari model *ID3*. Menggunakan *Confusion Matrix* yaitu dengan *Classification report* untuk menghitung nilai akurasi dari masing-masing kelas, Gambar hasil evaluasi model *Confusion matrix* dapat dilihat pada Gambar 5.

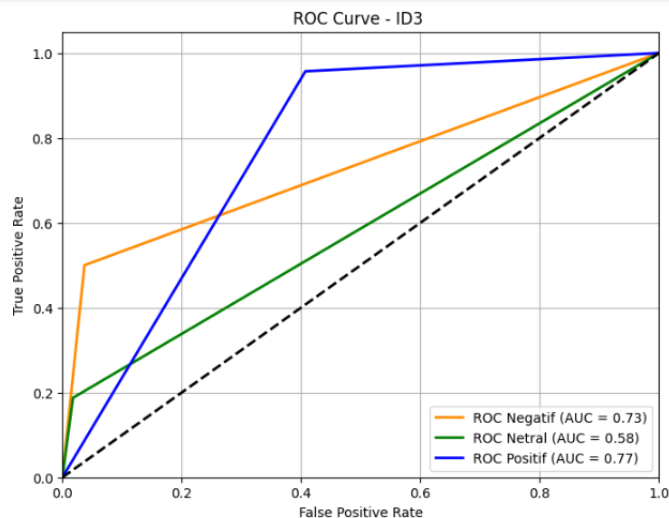
Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
-1	0.53	0.50	0.51	92
0	0.12	0.19	0.15	16
1	0.96	0.96	0.96	1092
accuracy			0.91	1200
macro avg	0.54	0.55	0.54	1200
weighted avg	0.92	0.91	0.91	1200

Gambar 5. Hasil Evaluasi Model *Confusion Matrix*

Berdasarkan hasil evaluasi sentimen model *ID3* yang terlihat pada Gambar 5, model *ID3* memperoleh nilai *precision* sekitar 92%, nilai *recall* 91%, nilai *F1_Score* 91%, dan tingkat *accuracy* sebesar 91%.

2. Evaluasi menggunakan Kurva *Receiver Operating Characteristic* (ROC)

Kurva *ROC* digunakan untuk menilai kemampuan model dalam membedakan antar kelas, khususnya pada klasifikasi multi-kelas seperti analisis sentimen. Pada penelitian ini, sentimen dibagi menjadi positif, netral, dan negatif, lalu diterapkan pendekatan *One-vs-Rest* (*OvR*), di mana setiap kelas dibandingkan dengan gabungan dua kelas lainnya. Kurva *ROC* menggambarkan hubungan antara *True Positive Rate* (*TPR*) dan *False Positive Rate* (*FPR*) pada berbagai nilai ambang. Model yang baik menghasilkan kurva mendekati sudut kiri atas grafik dengan *TPR* tinggi dan *FPR* rendah. Selain itu, metrik *Area Under the Curve* (*AUC*) digunakan untuk mengukur kualitas klasifikasi, dengan nilai mendekati 1 menunjukkan performa yang sangat baik. Pada analisis sentimen, *AUC* yang tinggi di tiap kelas menandakan model mampu membedakan sentimen dengan baik. Evaluasi ini ditampilkan pada Gambar 6.



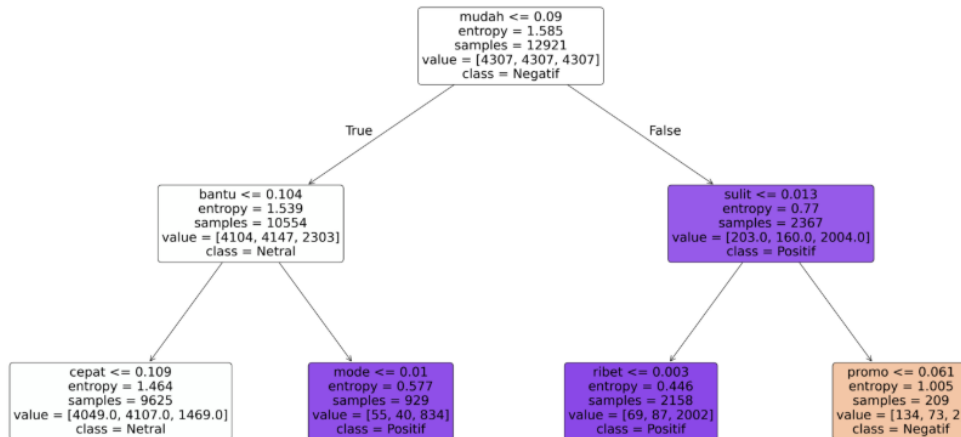
Gambar 6. Evaluasi Menggunakan Kurva Roc

Pada Gambar 6 terlihat Kurva ROC untuk ketiga kelas sentimen:

- a. Kurva ROC untuk kelas negatif memiliki nilai Area Under Curve (AUC) sebesar 0.73, menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan cukup dalam membedakan kelas negatif.
- b. Kurva ROC untuk kelas netral memiliki nilai AUC sebesar 0.58, yang berarti model memiliki kemampuan masih rendah dalam mengidentifikasi kelas ini.
- c. Kurva ROC untuk kelas positif memiliki nilai AUC sebesar 0.77, menandakan bahwa model juga sangat baik dalam mengenali kelas positif.

3. Output Pohon Keputusan

Pohon keputusan adalah metode klasifikasi yang memetakan atribut data ke dalam simpul keputusan dengan pembagian berdasarkan nilai atribut yang paling optimal, menggunakan *entropy* sebagai kriteria. Setiap simpul menunjukkan kondisi uji, cabang menggambarkan hasil uji, dan daun (*leaf*) merepresentasikan kelas akhir, yaitu sentimen negatif, netral, atau positif. Dalam penelitian ini digunakan algoritma ID3 dengan *criterion=entropy* untuk meminimalkan ketidakpastian pada setiap pemisahan, sehingga model dapat mengklasifikasikan ulasan pengguna dengan lebih akurat. Hasil pohon keputusan ditampilkan pada Gambar 4.6.



Gambar 6. *Output* Pohon Keputusan

V. Kesimpulan dan Saran

1. Kesimpulan

Penelitian mengenai Analisis Sentimen pengguna aplikasi *PLN Mobile* menggunakan algoritma *ID3* telah berhasil dilakukan. Sebanyak 6.000 data ulasan pengguna dikumpulkan dari *Google Play Store* dalam rentang waktu mulai dari Desember 2021 hingga Juli 2025. Hasil evaluasi klasifikasi sentimen menunjukkan bahwa algoritma *ID3* mampu memberikan performa yang sangat baik dengan akurasi sebesar 91%, *precision* 92%, *recall* 91% dan *F1-Score* sebesar 91%. Evaluasi lebih lanjut melalui *kurva ROC* juga menunjukkan performa klasifikasi yang cukup baik untuk kelas positif dan negatif, tetapi cukup rendah untuk kelas netral. Pada klasifikasi sentimen, nilai *AUC* mencapai 0.73 untuk kelas negatif, 0.58 untuk netral, dan 0.77 untuk positif. Berdasarkan hasil akurasi tersebut dapat disimpulkan bahwa penggunaan algoritma *ID3* dapat digunakan untuk analisis sentimen dan mendapatkan hasil yang cukup baik, tetapi karena ketidak seimbangan kelas yang cukup tajam terutama pada kelas netral yang hanya 1.6% menyebabkan model menunjukkan performa yang rendah untuk kelas netral.

2. Saran

Berdasarkan hasil pengujian dalam penelitian ini, penulis memberikan beberapa rekomendasi kepada peneliti di masa mendatang untuk meningkatkan efektivitas dan efisiensi dalam analisis sentimen. Beberapa saran untuk pengembangan penelitian berikutnya antara lain:

- Penelitian selanjutnya data yang digunakan sedapat mungkin memiliki jumlah kelas yang seimbang, sehingga model dapat dilatih secara maksimal.
- Menggunakan pemrosesan bahasa alami yang lebih mutakhir dan performa terbaik saat ini dan menggunakan teknik pra-pemrosesan yang lebih mendalam seperti pendekatan *Lexicon* dan *BERT*.

Referensi

- [1] I. Akbar and M. Faisal, "Perbandingan Analisis Sentimen PLN Mobile: Machine Learning vs. Deep Learning," *J. Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 8, no. 1, pp. 01–10, 2024.
- [2] D. Saing and S. Suryanto, "Kualitas Layanan Dan Kepuasan Pelanggan Terhadap

- Aksesibilitas Aplikasi Pln Mobile : Sebuah Telaah Literatur," *J. Econ. Bussines Account.*, vol. 7, no. 3, pp. 4514–4522, 2024, doi: 10.31539/costing.v7i3.9174.
- [3] M. Afdal and R. Novita, "Sentiment Analysis of PLN Mobile Application Review Using Naïve Bayes Classifier and K-Nearest Neighbor Algorithm Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi PLN Mobile Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier dan K-Nearest Neighbor," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 4, no. January, pp. 10–19, 2024.
 - [4] H. Faisal, A. Febriandirza, and F. N. Hasan, "Analisis Sentimen Terkait Ulasan Pada Aplikasi PLN Mobile Menggunakan Metode Support Vector Machine," *KESATRIA J. Penerapan Sist. Inf. (Komputer Manajemen)*, vol. 5, no. 1, pp. 303–312, 2024.
 - [5] D. Pratmanto and F. F. D. Imaniawan, "Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Canva Menggunakan Algoritma Naive Bayes Dan K-Nearest Neighbors," *Comput. Sci.*, vol. 3, no. 2, pp. 110–117, 2023, doi: 10.31294/coscience.v3i2.1917.
 - [6] Siti Akromah and Indah Respati Kusumasari, "Penerapan Aplikasi PLN Mobile Dalam Meningkatkan Pelayanan Pelanggan PLN ULP Bojonegoro Kota," *J. Masy. Mengabdikan Nusan.*, vol. 2, no. 2, pp. 105–116, 2023, doi: 10.58374/jmmn.v2i2.154.
 - [7] K. Dwicahyo and C. Indah Ratnasari, "Perbandingan Metode Web Scraping Dalam Pengambilan Data: Kajian Literatur," *Automata*, vol. 4, 2023.
 - [8] Y. P. Astuti, A. R. Wibowo, E. Kartikadarma, E. R. Subhiyakto, N. A. Sri Winarsih, and M. S. Rohman, "Penerapan Metode Naïve Bayes Classifier Untuk Klasifikasi Sentimen Pada Judul Berita," *LogicLink*, vol. 1, no. 1, pp. 1–12, 2024, doi: 10.28918/logiclink.v1i1.7684.
 - [9] N. Nurwanda, N. Suarna, and W. Prihartono, "Penerapan Nlp (Natural Language Processing) Dalam Analisis Sentimen Pengguna Telegram Di Playstore," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 2, pp. 1841–1846, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i2.8469.
 - [10] R. Wati, S. Ernawati, and H. Rachmi, "Pembobotan TF-IDF Menggunakan Naïve Bayes pada Sentimen Masyarakat Mengenai Isu Kenaikan BIPIH," *J. Manaj. Inform.*, vol. 13, no. 1, pp. 84–93, 2023, doi: 10.34010/jamika.v13i1.9424.
 - [11] Y. P. TICOM, Dewi, "Analisis Sentimen terhadap Ulasan Aplikasi Canva di Play Store dengan Menggunakan Pendekatan Lexicon dan Algoritma Decision Tree," *J. TICOM Technol. Inf. Commun.*, vol. 13, pp. 57–63, 2025.
 - [12] A. J. Matematika, A. Sains, A. D. Aryani, J. F. Waruwu, and P. Rosyani, "Analisis Bahasa Pemrograman Phyton Dalam Perhitungan Fungsi Turunan," vol. 1, no. 1, pp. 26–30, 2023.
 - [13] A. Prayogi and R. Nasrullah, "Artificial Intelligence dan Filsafat Ilmu : Bagaimana Filsafat Memandang Kecerdasan Buatan Sebagai Ilmu Pengetahuan," *J. Artif. Intell. Multimed. Informatics*, vol. 1, no. 2, pp. 144–155, 2024.
 - [14] D. P. Sinambela, H. Naparin, M. Zulfadhilah, and N. Hidayah, "Implementasi Algoritma Decision Tree dan Random Forest dalam Prediksi Perdarahan Pascalin," *J. Inf. dan Teknol.*, vol. 5, no. 3, pp. 58–64, 2023, doi: 10.60083/jidt.v5i3.393.