

Perbandingan Metode Decision Tree Dan K-Nearest Neighbor Terhadap Ulasan Pengguna Aplikasi MyPertamina Menggunakan Confusion Matrix

Ade Syahril*, Yana Cahyana, Dwi Sulistya Kusumaningrum, Tatang Rohana

Fakultas Ilmu Komputer, Program Studi Teknik Informatika, Universitas Buana Perjuangan Karawang, Karawang
Jl. HS.Ronggo Waluyo, Puseurjaya, Telukjambe Timur, Karawang, Jawa Barat, Indonesia

Email: ¹*if20.adesyahril@mhs.ubpkarawang.ac.id, ²yana.cahyana@ubpkarawang.ac.id, ³dwi.sulistya@ubpkarawang.ac.id,
⁴tatang.rohana@ubpkarawang.ac.id

Email Penulis Korespondensi: if20.adesyahril@mhs.ubpkarawang.ac.id

Submitted: 20/07/2024; Accepted: 25/07/2024; Published: 26/07/2024

Abstrak–Banyaknya kendaraan di Indonesia menjadikan Bahan Bakar Minyak (BBM) sangat penting, khususnya untuk mobil dan sepeda motor. Pemerintahan Indonesia bekerja sama dengan PT Pertamina Persero dan mengharuskan transaksi menggunakan aplikasi MyPertamina untuk memastikan bahwa subsidi BBM diberikan secara tepat sasaran. Akan tetapi aplikasi MyPertamina mendapatkan beragam tanggapan dan kritik dari pengguna, seperti keluhan mengenai bug yang sering muncul, ketidakstabilan aplikasi saat digunakan dan kesulitan dalam proses pendaftaran atau login. Tanggapan pengguna mengenai aplikasi ini mencuat, baik positif maupun negatif. Pengguna pun memberikan penilaian dan ulasan mereka di Google Play Store. Tujuan dari riset ini yaitu menganalisis opini komentar user aplikasi MyPertamina dan membandingkan akurasi dari algoritma Decision Tree dan K-Nearest Neighbor. Riset ini mencakup proses scraping, text preprocessing, pembobotan, penerapan algoritma dan evaluasi. Data yang digunakan diperoleh dari Google Play Store sebanyak 10.000 data berdasarkan ulasan terbaru, setelah pembersihan data seperti menghapus data duplikat dan missing value diperoleh 8.072 ulasan. Data kemudian dikelompokkan menjadi kelas positif (2.506 ulasan) dan kelas negatif (5.566 ulasan), dengan jumlah data negatif lebih banyak. Berdasarkan hasil klasifikasi menggunakan metode Decision Tree dan K-NN diketahui bahwa metode Decision Tree memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi yaitu di angka 83%, sedangkan metode K-Nearest Neighbor atau K-NN sebesar 58%. Temuan ini mengindikasikan bahwa metode Decision Tree lebih efektif dalam menganalisis ulasan pengguna aplikasi MyPertamina dibandingkan dengan metode K-NN.

Kata Kunci: Analisis Sentimen; Decision Tree; K-Nearest Neighbors; MyPertamina.

Abstract–The large number of vehicles in Indonesia makes fuel oil (BBM) very important, especially for cars and motorbikes. The Indonesian government works closely with PT Pertamina Persero and requires transactions using the MyPertamina application to ensure that fuel subsidies are properly targeted. However, the MyPertamina app has received mixed feedback and criticism from users, such as complaints about frequent bugs, instability of the app during use and difficulties in the registration or login process. User feedback on the app has been both positive and negative. Users also provided their ratings and reviews on the Google Play Store. The purpose of this research is to analyse the opinions of MyPertamina application user comments and compare the accuracy of the Decision Tree and K-Nearest Neighbor algorithms. This research includes scraping, text preprocessing, weighting, algorithm implementation and evaluation. The data used was obtained from Google Play Store as much as 10,000 data based on the latest reviews, after data cleaning such as removing duplicate data and missing values obtained 8,072 reviews. The data is then grouped into positive classes (2,506 reviews) and negative classes (5,566 reviews), with more negative data. The classification results using the Decision Tree and K-NN methods, it is known that the Decision Tree method has a higher accuracy of 83%, while K-NN method is 58%. This finding indicates that the Decision Tree method is more effective in analysing user reviews of the MyPertamina application compared to the K-NN method.

Keywords: Decision Tree; K-Nearest Neighbors; MyPertamina; Sentiment Analysis.

1. PENDAHULUAN

Minyak bumi dan gas dianggap sebagai bahan bakar yang tidak dapat digantikan oleh pemerintah. Kedua bahan sumber daya ini memiliki peran penting dalam kehidupan Masyarakat dan berdampak besar pada perekonomian nasional[1]. Bahan Bakar Minyak (BBM) dibuat sebagian besar dari minyak bumi, yang juga merupakan sumber energi penting yang mendukung aktivitas global. Bahan Bakar Minyak (BBM) juga memainkan peran kunci dalam menentukan harga di berbagai sektor dan dapat memungkinkan dalam menyebabkan inflasi[2]. Banyaknya jumlah kendaraan di Indonesia seperti mobil dan motor membuat Bahan Bakar Minyak (BBM) menjadi bahan bakar utama. Oleh karena itu, Indonesia menempati urutan kelima di wilayah Asia-Pasifik dan memiliki kebutuhan bahan bakar terbesar di Asia Tenggara[3]. Naiknya harga minyak dunia menyebabkan pemerintah Indonesia mulai menetapkan batasan pembelian bahan bakar seperti pertalite dan solar. Pada 1 Juli 2022, pemerintahan Indonesia bekerja sama dengan PT Pertamina Persero dan mengharuskan pembeli bahan bakar bersubsidi untuk mendaftarkan diri di aplikasi MyPertamina. Tindakan ini diambil pemerintah dengan tujuan memastikan bahwa subsidi BBM diberikan secara tepat sasaran, dengan data yang terdaftar pada aplikasi menjadi acuan untuk menentukan konsumen yang bisa memperoleh subsidi atau tidak[4].

PT Pertamina Persero membuat mobile application MyPertamina untuk mempermudah Masyarakat dalam menikmati layanan BBM nontunai di SPBU (Stasiun Bahan Bakar Umum)[5]. Aplikasi MyPertamina dirancang khusus untuk memberikan kemudahan dalam transaksi bagi masyarakat[6]. Aplikasi MyPertamina mendapatkan

beragam tanggapan dan kritik dari banyak pengguna, seperti keluhan mengenai bug yang sering muncul, ketidakstabilan aplikasi saat digunakan dan kesulitan dalam proses pendaftaran atau login. Tanggapan pengguna mengenai aplikasi ini mencuat, baik positif maupun negatif. Pengguna pun akhirnya menyampaikan penilaian dan ulasan mereka di Google Play Store[4]. Ulasan biasanya berguna dan efektif untuk memberikan informasi tentang barang atau aplikasi[7]. Pada permasalahan yang ditemukan, analisis sentimen diperlukan untuk mengetahui pendapat masyarakat yang menggunakan aplikasi MyPertamina agar memungkinkan pemerintah untuk menilai pendapat masyarakat dan melakukan evaluasi kebijakan. Selain itu, pihak pengembang dapat memprioritaskan fitur apa yang dikeluhkan oleh pengguna dan bisa segera di perbaharui.

Sentimen analisis merupakan metode mendeteksi opini, sentimen, evaluasi, dan emosi dari pernyataan seseorang dalam suatu bidang tertentu[8]. Analisis sentimen melibatkan pemisahan teks dalam sebuah dokumen dengan tujuan mengidentifikasi apakah opini yang disampaikan cenderung positif, negatif, atau netral[9]. Kendala yang sering muncul dalam penelitian analisis sentimen adalah data ulasan tidak setara, di mana jumlah ulasan pada setiap kelas cenderung tidak seimbang, seperti condong ke kelas positif atau sebaliknya. Biasanya, saat menggunakan data yang tidak seimbang, algoritma machine learning sering kali menghasilkan model yang kurang peka terhadap kelas minoritas, sehingga mengakibatkan kinerja yang buruk seperti tingkat akurasi yang rendah dalam klasifikasi analisis sentimen. Untuk mengatasi masalah ini, dilakukan metode oversampling untuk memastikan distribusi dataset positif dan negatif secara menjadi seimbang agar terhindar dari ketidakseimbangan dalam dataset[7].

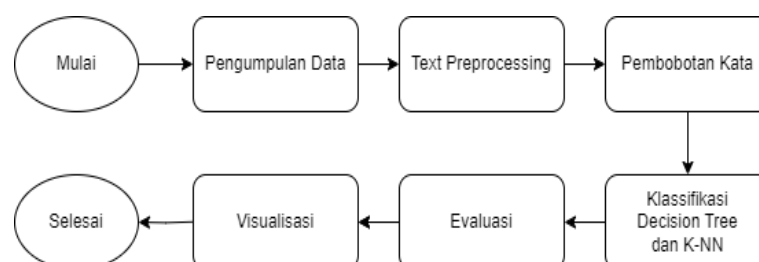
Penelitian terkait analisis sentimen telah dilakukan oleh[10] menggunakan K-Nearest Neighbors (K-NN) untuk analisis review aplikasi Bibit dan Bareksa. Aplikasi Bareksa menggunakan 998 kuesioner, dengan 484 respon positif dan 514 respon negatif dan 1063 data aplikasi Bibit dengan 541 respon positif dan 522 respon negatif. Riset ini menggunakan tahapan pre-processing dan modelling. Dari proses pemodelan menggunakan algoritma K-Nearest Neighbors dengan data yang dibagi jadi 60:40 untuk data latih dan data test. Untuk aplikasi Bibit, nilai precision 91,91%, nilai recall 76,44% dan nilai accuracy 85,14%, sedangkan app Bareksa, nilai precision 87,15%, nilai recall 75,73% dan nilai accuracy 81,70%. Riset serupa juga dilakukan oleh[11] tentang penilaian pendapat masyarakat terhadap efek PSBB (Pembatasan Sosial Berskala Besar) menggunakan metode Decision Tree, metode K-NN (K-Nearest Neighbors), dan metode Naïve Bayes. Data mengenai efek PSBB (Pembatasan Sosial Berskala Besar) terdapat 170 pendapat, lalu diproses dengan teknik data mining, meliputi tahapan teks mining, tokenisasi, transformasi, klasifikasi, dan stemming. Tiga metode yaitu metode K-NN (K-Nearest Neighbors), metode Naïve Bayes Classifier dan metode Decision Tree, digunakan untuk memproses data dengan nilai akurasi terbaik. Hasil algoritma dengan akurasi paling tinggi yaitu algoritma Decision Tree yang mencapai tingkat presisi 79%, tingkat recall 87,17% dan tingkat akurasi 83,3%. Riset selanjutnya oleh[12] mengenai komparasi metode Decision Tree, metode Naive Bayes dan metode K-Nearest Neighbors (K-NN) dengan riset Analisis Persepsi Pelanggan Layanan BPJS. Riset ini menggunakan dataset yang dikumpulkan melalui platform media sosial Twitter sebanyak 1000 data. Setelah melalui proses filtering, jumlah data berkurang menjadi 903 karena terdapat duplikasi data. Tahapan pre-processing yang dilakukan yaitu mengubah kata slang, case folding, menghapus stopword dan menghapus simbol. Hasil penelitian dengan menggunakan K-Nearest Neighbors (K-NN) menunjukkan akurasi 95,58%. Selanjutnya, dengan menerapkan metode Decision Tree diperoleh nilai accuracy 96,13%, dan Naïve Bayes dengan nilai accuracy 89,14 %.

Berdasarkan penelitian sebelumnya, algoritma Decision Tree dan algoritma K-Nearest Neighbors (K-NN) mampu mengklasifikasikan teks dengan sangat baik. Sehingga pada riset ini akan menggunakan kedua algoritma tersebut dikarenakan tidak hanya bisa mengklasifikasi sentimen dengan baik tetapi juga sangat cocok dengan data yang berjumlah besar dan memiliki perspektif dan pendekatan yang berbeda terhadap klasifikasi data. Hasil klasifikasi dari kedua metode akan dibandingkan menggunakan classification report dan confusion matrix untuk menentukan algoritma terbaik. Harapannya, temuan dari riset ini akan menjadi informasi penting bagi pemerintah serta PT Pertamina Persero.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Ada beberapa langkah dalam penelitian ini dan urutan langkah-langkahnya tergambar pada gambar 1 yang terlihat di bawah.



Gambar 1. Flowchart Alur Penelitian

Penelitian ini mencakup serangkaian prosedur, dimulai dari pengumpulan data dengan teknik scrapping, kemudian dilanjutkan dengan tahap pre-processing teks yang meliputi "case folding, normalization, tokenizing, filtering, dan stemming". Tahapan selanjutnya melibatkan penggunaan pembobotan data dengan pendekatan vektorisasi TF-IDF. Setelah itu, data diklasifikasikan menggunakan metode Decision Tree dan Algoritma K-Nearest Neighbors (K-NN). Tahap evaluasi dan visualisasi dilakukan agar menghasilkan pemahaman yang dalam dari hasil analisis yang dilaksanakan.

2.2 Objek Penelitian

Dalam menjalankan sebuah penelitian, langkah awal yang penting adalah mengidentifikasi objek penelitian yang akan menjadi fokus penelitian. Objek penelitian ini mencakup permasalahan yang akan menjadi subjek penelitian untuk dicari solusinya[13]. Studi ini akan difokuskan pada evaluasi dan tanggapan yang ditemukan di Google Play Store untuk aplikasi MyPertamina. Prioritas utama akan diberikan pada pengumpulan data dari pengguna yang sudah mengunduh dan aktif menggunakan aplikasi tersebut.

2.3 Pengumpulan data

Proses mengumpulkan data menggunakan teknik Scraping, data yang diambil berupa tanggapan atau komentar user dari web Google Play Store tentang aplikasi MyPertamina. Proses ini memungkinkan untuk mendapatkan informasi yang berharga mengenai pengalaman pengguna terhadap aplikasi tersebut. Teknik Scraping menggunakan Google Colab untuk mengambil data ulasan, informasi tentang pemberi ulasan, dan waktu ulasan[14]. Data sukses diambil dari situs Google Play Store sebanyak 10.000 data dengan rentang waktu dari 07 Maret 2023 s/d 14 Juni 2024.

2.4 Text Preprocessing

Text Preprocessing merupakan langkah pembersihan teks menjadi terstruktur dan dapat dieksekusi pada suatu algoritma[15]. Tujuan dari text preprocessing untuk menyusun data agar menjadi lebih terstruktur, sehingga memudahkan dalam proses pengolahan data[16]. Berikut langkah - langkah preprocessing:

- Case Folding**
Case Folding yaitu tahap yang mengubah abjad atau kata pada sebuah ulasan menjadi abjad kecil atau abjad besar serta menghilangkan tanda baca, sehingga memudahkan konsistensi dalam analisis teks.
- Normalization**
Normalization adalah proses mengganti kata-kata yang typo atau salah ejaan dan kata singkatan menjadi kata baku bahasa Indonesia.
- Tokenizing**
Tokenizing adalah proses memecah setiap kata dari kalimat sehingga kata-kata tersebut menjadi urutan yang terpisah.
- Filtering**
Filtering dilakukan untuk menghilangkan kata - kata yang memiliki sedikit makna dalam evaluasi sentimen. Dalam penelitian ini, kata-kata yang tidak bermakna dihilangkan dengan menggunakan metode stopwords.
- Stemming**
Stemming yaitu tahap yang diterapkan untuk mengganti kata-kata dengan imbuhan atau menghapus imbuhan. Dalam hal ini, library sastrawi diterapkan sebagai pedoman aturan bahasa Indonesia, untuk memastikan bahwa hasil dari stemming sesuai dengan aturan yang ada dalam library tersebut.

2.5 Pembobotan Kata

Pembobotan kata juga dikenal sebagai TF-IDF, yaitu teknik yang dinamis untuk mengevaluasi signifikansi kata-kata pada teks. Pendekatan ini mengintegrasikan dua model utama: frekuensi kata yang muncul dalam teks (TF) dan kebalikan frekuensi dokumen (IDF). Dengan demikian, TF-IDF mempertimbangkan berapa frekuensi kata yang muncul dalam sebuah teks dan tingkat keumuman kata tersebut dalam seluruh dokumen yang ada untuk menentukan bobotnya[17]. Berikut persamaan TF-IDF:

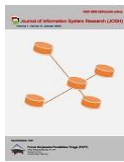
$$TF = 0.5 + 0.5 \frac{tf}{\max(tf)} \quad (1)$$

$$IDF = \ln \frac{n}{df} + 1 \quad (2)$$

$$TF - IDF = TF \times IDF \quad (3)$$

Penjelasan: Jumlah kata dalam dataset ditulis dengan df. logaritma natural ditulis dengan ln, N adalah jumlah dokumen keseluruhan, Jumlah data dalam dokumen adalah Tf., dan Panjang data dokumen adalah max(tf)[17].

2.6 Klasifikasi



Klasifikasi dilakukan dengan menerapkan algoritma data mining pada dataset hasil preprocessing[14]. Dalam tahapan ini, algoritma yang diimplementasikan meliputi Decision Tree serta K-Nearest Neighbors (K-NN).

a. Decision Tree

Decision Tree adalah mesin pembelajaran supervised learning yang dipakai untuk mengelompokkan opini dalam teks. Pendekatan ini menggunakan struktur multi-partisipan dengan struktur data berdimensi rendah untuk membuat model yang dapat memprediksi klasifikasi atau regresi. Decision Tree memiliki beberapa keunggulan, seperti pengumpulan data yang besar, fleksibel, mudah dipahami dan lebih akurat, tetapi memiliki kriteria yang lebih kompleks[18].

b. K-Nearest Neighbors

K-Nearest Neighbors (K-NN) adalah mesin pembelajaran yang bersifat fleksibel dan non-linear. K-Nearest Neighbors melakukan klasifikasi objek berdasarkan data latihan dengan jarak terdekat. K-Nearest Neighbors tangguh terhadap noisy data training sample dan memiliki konsistensi kuat, dan kekurangan algoritma K-NN adalah peneliti perlu menentukan sendiri parameter k dan tidak menangani missing value secara otomatis dan rawan akan data pencilan atau outlier[19].

2.7 Evaluasi

Langkah ini bertujuan untuk evaluasi hasil dari pembangunan model dengan membandingkan kinerja dua jenis model, yaitu metode Decision Tree dan metode K-Nearest Neighbors (K-NN). Evaluasi dilakukan dengan menerapkan metrik seperti accuracy, precision, recall dan F1-Score[9]. Penilaian tingkat akurasi ini menggunakan confusion matrix dan berikut adalah model evaluasi menggunakan confusion matrix[10]:

Tabel 1. Model Confusion Matrix

Actual Label	Predicted Class	
	Positive	Negative
Positive	True positive (TP)	False negative (FN)
Negative	False positive (FN)	True negative (TN)

Penjelasan dari tabel 1 yaitu TP adalah nilai benar positif, yang berarti angka prediksi positif sama dengan nilai aktual yang benar. FP adalah nilai salah positif, yang berarti angka prediksi negatif tidak sama dengan nilai aktual yang benar. FN adalah salah negatif, berarti angka prediksi negatif tidak sama dengan nilai aktual yang benar. TN adalah nilai benar negatif, yang berarti angka prediksi negatif sama dengan nilai aktual benar[4].

2.8 Visualisasi

Untuk lebih memahami kata-kata kunci yang sering terkait dengan setiap jenis sentimen, dilakukan visualisasi menggunakan wordcloud. Ini membantu dalam mengidentifikasi pola-pola yang mungkin muncul dalam respons positif maupun negatif. Hal ini bertujuan untuk menentukan kata yang paling sering dibahas pada setiap kelas sentimen, sehingga dapat diperoleh kesimpulan mengenai fokus utama dalam setiap konteks tersebut[20].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengumpulan Data

Data review aplikasi MyPertamina di situs Google Play Store dikumpulkan menggunakan Teknik scrapping di google colab, sehingga diperoleh 10.000 data review pengguna. Gambar 2 di bawah memperlihatkan hasil scrapping.

	content	userName	at	score
0	Aplikasi ga guna, gabisa di hubungkan ke ewall...	Pengguna Google	2024-06-14 00:50:53	1
1	Gajelas mau daftar format nomer salah terus pa...	Pengguna Google	2024-06-14 00:05:34	1
2	Verifikasi kendaraan lama, buka QR dari HP ser...	Pengguna Google	2024-06-13 14:44:12	2
3	Susah, saya mau bikin barcode selalu muncul ha...	Pengguna Google	2024-06-13 13:14:00	3
4	Agak kecewasih udah ngantri panjang tapi gak b...	Pengguna Google	2024-06-13 12:59:32	2
...
9995	Aplikasi yang bermanfaat	Jason Samuel Tjandra	2023-03-07 08:03:43	5
9996	Menyusahkan	yosua jonathan	2023-03-07 07:59:41	1
9997	Super....	Rudi SPd	2023-03-07 07:48:50	5
9998	Matap	Zeth Lintin	2023-03-07 07:22:25	5
9999	Kebijakan yg mensengsarakan	Dadang Saputro	2023-03-07 07:13:22	1

Gambar 2. Data Ulasan Hasil Scrapping

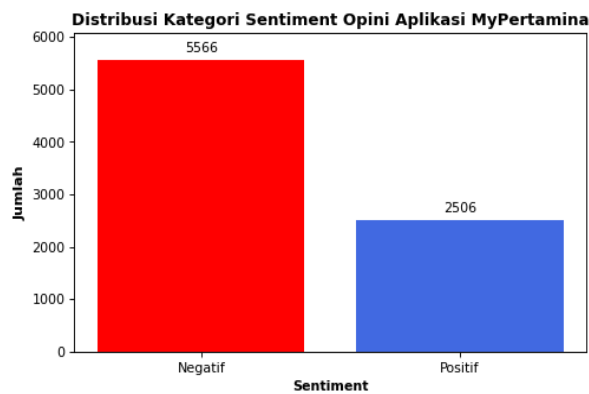
Setelah mendapatkan data scrapping, selanjutnya melakukan pembersihan data seperti menghapus data duplikat dan missing value sehingga didapatkan data bersih 8072 data. Kemudian dilakukan proses pelabelan di Google Colab untuk mengkategorikan data ke dalam kelompok positif dan negatif.

	content	score	sentiment
0	Aplikasi ga guna, gabisa di hubungkan ke ewall...	1	0
1	Gajelas mau daftar format nomer salah terus pa...	1	0
2	Verifikasi kendaraan lama, buka QR dari HP ser...	2	0
3	Susah, saya mau bikin barcode selalu muncul ha...	3	0
4	Agak kecewasih udah ngantri panjang tapi gak b...	2	0
...
9991	Aplikasi lelet berbelit Belit.	1	0
9994	Saya tidak bisa daftar subsidi tepat	1	0
9995	Aplikasi yang bermanfaat	5	1
9997	Super....	5	1
9999	Kebijakan yg mensengsengsarakan	1	0

8072 rows × 3 columns

Gambar 3. Kelas Hasil Pelabelan

Pada gambar 3 adalah hasil dari pembersihan data dan pelabelan data sentimen kelas positif dan negatif, review dengan rating 1-3 menjadi negatif atau 0 dan review rating 4-5 menjadi positif atau 1.



Gambar 4. Proporsi Pelabelan Kelas

Pada hasil pelabelan data positif berjumlah 2506 dan data negatif berjumlah 5566 kemudian divisualisasikan pada gambar 4 dan diketahui bahwa data kelas negatif lebih banyak daripada positif.

3.2 Text Preprocessing

Proses berikutnya yaitu preprocessing terhadap data komentar pengguna. Preprocessing memegang peranan penting ketika memodelkan analisis sentimen karena kondisi teks mempengaruhi keakuratan hasil. Preprocessing teks dibagi menjadi 5 tahap yaitu case folding, normalization, tokenization, filltering dan stemming.

a. Case Folding

Case folding bertujuan mengubah atau mengganti teks secara keseluruhan pada data komentar menjadi huruf kecil, sambil menghapus karakter selain huruf. Hal ini dilakukan karena format teks yang diverifikasi di Google Play Store tidak selalu konsisten dalam penggunaan huruf besar, serta sering mengandung angka, tanda baca, dan emotikon. Tabel 2 di bawah menunjukkan hasil case folding.

Tabel 2. Hasil Case Folding

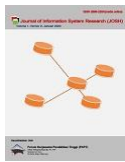
Sebelum	Case Folding
Aplikasi gjls. Sudah update nya maksa dibuat bayar non tunai di SPBU tidak bisa. Buang waktu dan tenaga saja. Payah. 😡	aplikasi gjls sudah update nya maksa dibuat bayar non tunai di spbu tidak bisa membuang waktu dan tenaga saja payah

b. Normalization

Normalisasi yaitu proses mengganti kata-kata yang typo menjadi kata baku agar kata menjadi rapih dan memiliki makna yang benar. Tabel 3 di bawah menunjukkan hasil normalization.

Tabel 3. Hasil Normalization

Case Folding	Normalization
--------------	---------------



aplikasi gils sudah update nya maksa dibuat bayar non tunai di spbu tidak bisa membuang waktu dan tenaga saja payah

aplikasi tidak jelas sudah update nya maksa dibuat bayar non tunai di spbu tidak bisa membuang waktu dan tenaga saja payah

c. Tokenizing

Tokenisasi melibatkan penguraian kalimat ulasan menjadi kata-kata secara individual, seperti yang terilustrasi dalam Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Tokenizing

Normalization	Tokenizing
aplikasi tidak jelas sudah update nya maksa dibuat bayar non tunai di spbu tidak bisa membuang waktu dan tenaga saja payah	['aplikasi', 'tidak', 'jelas', 'sudah', 'update', 'nya', 'maksa', 'dibuat', 'bayar', 'non', 'tunai', 'di', 'spbu', 'tidak', 'bisa', 'membuang', 'waktu', 'dan', 'tenaga', 'saja', 'payah']

d. Filltering

Di langkah ke empat, korpus NLTK digunakan untuk proses filtering. Metode ini bertujuan untuk menghilangkan kata-kata yang kurang bermakna, seperti yang ditunjukkan dalam Tabel 5. Contohnya, termasuk kata-kata penghubung seperti "tidak" dan "sudah", serta kata-kata lainnya yang tidak memberikan kontribusi signifikan.

Tabel 5. Hasil Filtering

Tokenizing	Filtering
['aplikasi', 'tidak', 'jelas', 'sudah', 'update', 'nya', 'maksa', 'dibuat', 'bayar', 'non', 'tunai', 'di', 'spbu', 'tidak', 'bisa', 'membuang', 'waktu', 'dan', 'tenaga', 'saja', 'payah']	['aplikasi', 'update', 'maksa', 'bayar', 'tunai', 'spbu', 'membuang', 'tenaga', 'payah']

e. Stemming

Stemming merujuk pada proses mengubah kata-kata menjadi bentuk dasarnya. Hasil ini terilustrasikan dengan jelas pada contoh yang ditunjukkan dalam Tabel 6.

Tabel 6. Hasil Stemming

Filtering	Stemming
['aplikasi', 'update', 'maksa', 'bayar', 'tunai', 'spbu', 'membuang', 'tenaga', 'payah']	['aplikasi', 'update', 'maksa', 'bayar', 'tunai', 'spbu', 'uang', 'tenaga', 'payah']

3.3 Pembobotan Kata

Tahap pembobotan kata menggunakan TF-IDF guna merubah data kata (token) menjadi numerik. TF-IDF adalah teknik untuk menentukan pentingnya kata-kata tertentu dalam dokumen atau teks berdasarkan frekuensi kemunculan kata. Hasil dari TF-IDF dapat dilihat pada gambar 5 dibawah.

	aplikasi	daftar	susah	pakai	pertamina	bagus	ribet	sulit	mudah	update	...	alfa	panitia	gedung	lunas	amal	sisih	atap	baja	was	great
0	0.173957	0.000000	0.000000	0.134299	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
1	0.139797	0.210747	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
3	0.000000	0.000000	0.274918	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.324292	...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
4	0.191028	0.000000	0.000000	0.294958	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
...
8067	0.140781	0.000000	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
8068	0.000000	0.596044	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
8069	0.360470	0.000000	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
8070	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
8071	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

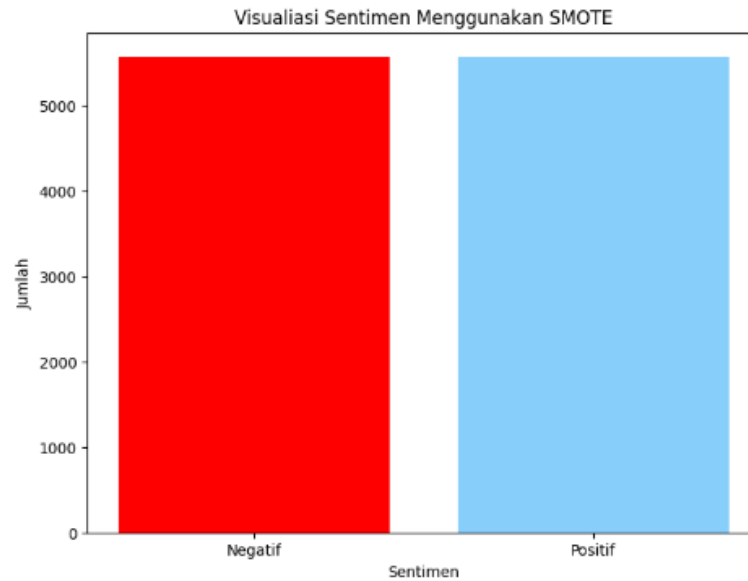
8072 rows x 7737 columns

Gambar 5. Hasil TF-IDF

3.4 Klasifikasi

Setelah memberi bobot pada kata-kata secara numerik langkah berikutnya adalah pemodelan algoritma. Sebelum pemodelan algoritma terlihat pada gambar 4 menunjukkan proporsi data antara kelas positif dan negatif, ada

ketidakseimbangan antara kedua kelas tersebut dalam hal jumlah data. Untuk mengatasi ketidakseimbangan ini, dilakukan teknik oversampling agar proporsi antara kelas positif dan negatif menjadi lebih seimbang. Hal ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi dalam pembuatan model. Hasil oversampling ditunjukkan pada gambar 6 dibawah.



Gambar 6. Proforsi Data Oversampling

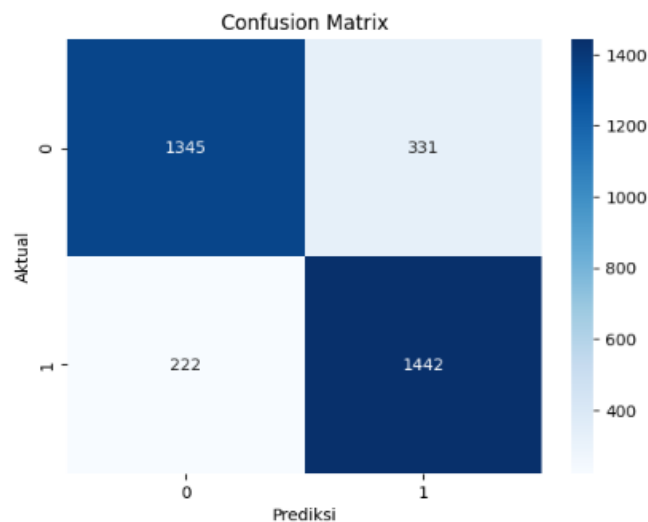
Kemudian data dibagi menjadi training 70% dan test 30% untuk dapat dipakai pada algoritma Decision Tree dan K-NN dalam pemodelan analisis sentimen guna melihat model mana yang terbaik. Berikut hasil evaluasi algoritma Decision Tree dan K-NN yang digunakan. Metrik yang dipakai adalah nilai presisi, recall, skor f1, dan akurasi.

Laporan Klasifikasi :

	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.86	0.80	0.83	1676
Positif	0.81	0.87	0.84	1664
accuracy			0.83	3340
macro avg	0.84	0.83	0.83	3340
weighted avg	0.84	0.83	0.83	3340

Gambar 7. Hasil Classification Report Decision Tree

Pada gambar 7, model Decision Tree memiliki hasil klasifikasi yang baik dengan precision 84%, recall 84%, f1-score 83% dan tingkat accuracy 83%.



Gambar 8. Hasil Confusion Matrix Decision Tree

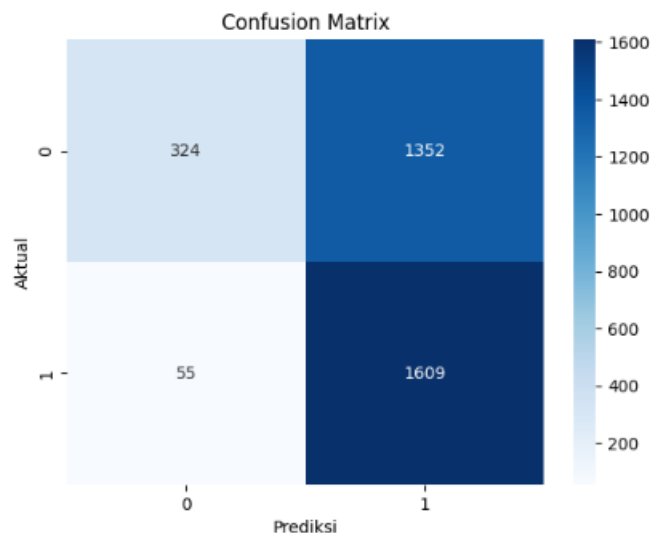
Model Decision Tree memiliki performa yang baik terlihat pada gambar 8 dengan akurasi yang tinggi dalam memprediksi True Positive dan True Negative, dan tingkat akurasi yang relatif rendah pada False Positive 331 dan False Negative 222.

Laporan Klasifikasi :

	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.85	0.19	0.32	1676
Positif	0.54	0.97	0.70	1664
accuracy			0.58	3340
macro avg	0.70	0.58	0.51	3340
weighted avg	0.70	0.58	0.50	3340

Gambar 9. Hasil Classification Report K-NN

Pada gambar 9, model K-NN memiliki hasil klasifikasi yang cukup baik pada precision sebesar tetapi pada recall, f1-score dan akurasi kurang baik. Hasil klasifikasi dari K-NN yaitu precision 70%, recall 58%, f1-score 51% dan accuracy 58%.



Gambar 10. Hasil Confusion Matrix K-NN

Model K-NN memiliki performa yang lebih rendah dibandingkan Decision Tree terlihat pada gambar 10, hasil confusion matrix K-NN tidak memuaskan, karena jumlah False Positive dan False Negative mencapai 1352 untuk False Positive dan 55 untuk False Negative.

3.5 Visualisasi

Tahap terakhir melibatkan kompilasi kata-kata yang umumnya ditemui saat tahap preprocessing data. Selanjutnya, data tersebut diolah dan divisualisasikan menggunakan teknik wordcloud, seperti terlihat pada Gambar 11 untuk kelas positif dan Gambar 12 untuk kelas negatif.



Gambar 11. Wordcloud Kelas Positif

Berdasarkan Gambar 11, wordcloud positif kata yang kerap muncul yaitu “bagus”, “mudah”, “mantap” dan “bantu”.



Gambar 12. Wordcloud Kelas Negatif

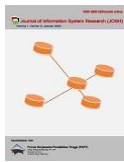
Pada Gambar 12, wordcloud negatif dapat dilihat bahwa kata dengan frekuensi tinggi yaitu “sulit”, “daftar”, “susah” dan “ribet”. Kata yang muncul pada wordcloud kelas negatif menunjukkan rasa frustrasi pengguna terhadap aplikasi MyPertamina.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan temuan penelitian ini, analisis opini review pengguna terhadap aplikasi MyPertamina dengan menerapkan metode Decision Tree menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi, mencapai 83%. Di sisi lain, metode K-Nearest Neighbor (K-NN) hanya mencapai akurasi sebesar 58%. Perbedaan ini menunjukkan bahwa Decision Tree secara efektif mampu mengidentifikasi dan memanfaatkan pola-pola kompleks dalam data teks ulasan pengguna untuk mengklasifikasikan sentimen dengan lebih baik. Metode Decision Tree menawarkan pendekatan yang lebih fleksibel dalam memahami kompleksitas data teks, yang sangat penting dalam analisis sentimen. Keunggulan ini berasal dari kemampuan Decision Tree untuk membangun model yang lebih akurat dari berbagai pola sentimen dalam ulasan pengguna. Sementara itu, metode K-NN, meskipun memiliki konsep yang sederhana tampaknya kurang efektif dalam menangani variasi dalam data teks, yang seringkali mengakibatkan tingkat akurasi yang lebih rendah. Hasil ini memberi kesimpulan bahwa dalam konteks analisis sentimen, pendekatan berbasis aturan seperti Decision Tree dapat lebih unggul dibandingkan metode yang bergantung pada kedekatan data seperti K-NN. Meskipun demikian, ada potensi untuk meningkatkan akurasi lebih lanjut dengan mempertimbangkan penggunaan data yang lebih baik atau menggunakan teknik analisis lainnya.

REFERENCES

- [1] Syamsir Syamsir, Ahmad Lutfi, Aulia Annisa Fitriani, Ira Ramadani, Nabilah Azahra Putri, and Yurike Shizuka Nelsi, “Efektivitas Penggunaan Aplikasi My Pertamina Di Era Kenaikan Bbm Bersubsidi,” Pros. Semin. Nas. Pendidikan, Bahasa, Sastra, Seni, Dan Budaya, vol. 1, no. 2, pp. 244–253, 2022, doi: 10.55606/mateandrau.v1i2.189.
- [2] R. Islamia, I. R. Faizy Al, A. Aqilla, R. F. Ahmad, A. Z. Arum Pundak, and G. Pratama, “Dampak Kenaikan Harga Bahan Bakar Minyak (Bbm) Terhadap Sembilan Bahan Pokok (Sembako) Di Toko Sani Kabupaten Cirebon,” J. Ekon. Manaj., vol. 17, no. 2, pp. 1–7, 2022, [Online]. Available: <http://oaj.stiecirebon.ac.id/index.php/jem>
- [3] D. Rahayuningtiyas, R. Laksmono, and Y. D. Kuncjoro, “Analisis Pemanfaatan Coral Reef Sebagai Penyimpanan



- Cadangan Strategis Energi Untuk Ketahanan Energi Nasional,” *J. Ketahanan Energi*, vol. 7, pp. 44–59, 2021, [Online]. Available: <https://jurnalprodi.idu.ac.id/index.php/KE/article/view/1070>
- [4] R. Maulana, A. Voutama, and T. Ridwan, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi MyPertamina pada Google Play Store menggunakan Algoritma NBC,” *J. Teknol. Terpadu*, vol. 9, no. 1, pp. 42–48, 2023, doi: 10.54914/jtt.v9i1.609.
- [5] N. K. Hikmawati, “Analisis Kualitas Layanan My Pertamina Menggunakan Pendekatan e-GovQual pada Beberapa Kota Percobaan,” *J. Manaj. Inform.*, vol. 12, no. 2, pp. 100–111, 2022, doi: 10.34010/jamika.v12i2.7977.
- [6] M. Mustasaruddin, E. Budianita, M. Fikry, and F. Yanto, “Klasifikasi Sentiment Review Aplikasi MyPertamina Menggunakan Word Embedding FastText dan SVM (Support Vector Machine),” *J. Sist. Komput. dan Inform.*, vol. 4, no. 3, p. 526, 2023, doi: 10.30865/json.v4i3.5695.
- [7] A. Maulana, I. K. Afifah, A. Mubarrak, and K. R. Fauzan, “Comparison of Logistic Regression , MultinomialNB , SVM , and K-NN Methods on Sentiment Analysis of Gojek App Reviews on The Google Play Store,” vol. 4, no. 6, pp. 1487–1494, 2023.
- [8] B. K. Prahani, I. A. Rizki, F. Nikmah, E. F. Khoir, E. Hariyono, and E. A. K. Putri, “Development of Affordable Pendulum and Collision Prop as Media in Science Learning,” *TEM J.*, vol. 12, no. 4, pp. 2064–2070, 2023, doi: 10.18421/TEM124.
- [9] I. Nurul Hassanah, S. Faisal, A. Mutoi Siregar, “Perbandingan Algoritma Support Vector Machine Dengan Decision Tree Pada Aplikasi Ruang Guru,” *Kumpul. J. Ilmu Komput.*, vol. 10, no. 1, pp. 39–50, 2023.
- [10] A. D. Adhi Putra, “Analisis Sentimen pada Ulasan pengguna Aplikasi Bibit Dan Bareksa dengan Algoritma KNN,” *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 8, no. 2, pp. 636–646, 2021, doi: 10.35957/jatisi.v8i2.962.
- [11] M. Syarifuddin, “Analisis Sentimen Opini Publik Terhadap Efek Psbb Pada Twitter Dengan Algoritma Decision Tree, Knn, Dan Naïve Bayes,” *INTI Nusa Mandiri*, vol. 15, no. 1, pp. 87–94, 2020, doi: 10.33480/inti.v15i1.1433.
- [12] R. Puspita and A. Widodo, “Perbandingan Metode KNN, Decision Tree, dan Naïve Bayes Terhadap Analisis Sentimen Pengguna Layanan BPJS,” *J. Inform. Univ. Pamulang*, vol. 5, no. 4, p. 646, 2021, doi: 10.32493/informatika.v5i4.7622.
- [13] A. Turmudi Zy, A. Nugroho, A. Rivaldi, and I. Afriantoro, “Analisis Sentimen Terhadap Pembobolan Data pada Twitter dengan Algoritma Naïve Bayes,” *J. Teknol. Inform. dan Komput.*, vol. 8, no. 2, pp. 202–213, 2022, doi: 10.37012/jtik.v8i2.1240.
- [14] V. K. S. Que, A. Iriani, and H. D. Purnomo, “Analisis Sentimen Transportasi Online Menggunakan Support Vector Machine Berbasis Particle Swarm Optimization,” *J. Nas. Tek. Elektro dan Teknol. Inf.*, vol. 9, no. 2, pp. 162–170, 2020, doi: 10.22146/jnteti.v9i2.102.
- [15] F. A. Larasati, D. E. Ratnawati, and B. T. Hanggara, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Dana dengan Metode Random Forest,” ... *Teknol. Inf. dan ...*, vol. 6, no. 9, pp. 4305–4313, 2022, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [16] A. M. Siregar, S. Faisal, and B. Widiarto, “Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Universitas Buana Perjuangan Karawang Dengan Algoritma SVM dan Naïve Bayes,” *Pros. Konf. Nas. Penelit. Dan Pengabd. Univ. Buana Perjuangan Karawang*, vol. 3, no. 1, pp. 25–36, 2023, [Online]. Available: <https://journal.ubpkarawang.ac.id/index.php/ProsidingKNPP/article/view/4894>
- [17] A. Nursalim, R. Novita, I. Systems, and S. Program, “Sentiment Analysis of Comments on Google Play Store, Twitter and Youtube to The MyPertamina Application with Support Vector Machine,” vol. 4, no. 6, pp. 1305–1312, 2023.
- [18] Maharani and Fathoni, “Analisis Sentimen Pengguna Terhadap Faktor Penggunaan PayPal Menggunakan Metode Decision Tree,” *J. Ilm. Teknol. Inf. Asia*, vol. 18, no. 1, pp. 71–83, 2024.
- [19] R. Sari, “Analisis Sentimen Pada Review Objek Wisata Dunia Fantasi Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor (K-Nn),” *EVOLUSI J. Sains dan Manaj.*, vol. 8, no. 1, pp. 10–17, 2020, doi: 10.31294/evolusi.v8i1.7371.
- [20] J. Muliawan, E. Dazki, and R. D. Kurniawan, “Sentiment Analysis of Indonesia ’ S Capital City Relocation Using Three Algorithms : Naïve Bayes , Knn , and Random Forest Analisis Sentimen Pemindahan Ibu Kota Negara Indonesia Menggunakan Tiga Algoritma : Naïve Bayes , Knn , Dan Random,” vol. 4, no. 5, pp. 1227–1236, 2023.