

**ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA PROVIDER TRI PADA  
APLIKASI X MENGGUNAKAN ALGORITMA KLASIFIKASI  
NAÏVE BAYES**

**Firyal Aribah<sup>1)</sup>, Rudi Kurniawan<sup>2)</sup>, Tati Suprapti<sup>3)</sup>**

<sup>13</sup>Teknik Informatika, STMIK IKMI Cirebon

<sup>2</sup>Rekayasa Perangkat Lunak, STMIK IKMI Cirebon

email: firyalaribah411@gmail.com

**Abstract**

*In recent years, advances in information technology have had a significant impact on various aspects of life, including technology, business and education. The transformation of X application as a technology product reflects a paradigm shift in modern society, affecting interaction and access to telecommunication services through Tri providers. An in-depth understanding of customer perceptions of Tri services is important. Sentiment analysis is used to understand users' viewpoints and potential as a driver for service improvement. This research investigates user sentiment towards Tri telecommunication provider services with Naïve Bayes classification and TF-IDF feature extraction. The satisfaction level is evaluated through Net Promoter Score (NPS) from Twitter user tweets with the keyword "provider Tri". The research process involves data collection, preprocessing, sentiment labeling, feature extraction, application of Naïve Bayes algorithm, model evaluation, calculation of satisfaction level, and service quality assessment. The findings showed a positive correlation between sentiment analysis and Tri's service quality, with 73.02% positive reviews. The accuracy of the Naïve Bayes classification algorithm reached 78.59%. The customer satisfaction level reached 7.67, reflecting high satisfaction and loyalty. It can be concluded that sentiment analysis on Tri user reviews using Naïve Bayes classification and NPS is comprehensive, providing guidance for Tri service providers in designing improvement strategies. This research contributes to sentiment analysis and text classification by utilizing the Naive Bayes algorithm.*

**Keywords:** Naïve Bayes algorithm; Net Promoter Score; provider Tri; TF-IDF; X app.

**Abstrak**

*Dalam beberapa tahun terakhir, kemajuan teknologi informasi berdampak signifikan pada berbagai aspek kehidupan, termasuk teknologi, bisnis, dan pendidikan. Transformasi aplikasi X sebagai produk teknologi mencerminkan perubahan paradigma dalam masyarakat modern, memengaruhi interaksi dan akses layanan telekomunikasi melalui penyedia Tri. Pemahaman mendalam tentang persepsi pelanggan terhadap layanan Tri penting. Analisis sentimen digunakan untuk memahami sudut pandang pengguna dan potensial sebagai penggerak perbaikan layanan. Penelitian ini menginvestigasi sentimen pengguna terhadap layanan penyedia telekomunikasi Tri dengan klasifikasi Naïve Bayes dan ekstraksi fitur TF-IDF. Tingkat kepuasan dievaluasi melalui Net Promoter Score (NPS) dari tweet pengguna Twitter dengan kata kunci "provider Tri". Proses penelitian melibatkan pengumpulan data, preprocessing, labeling sentimen, ekstraksi fitur, penerapan algoritma Naïve Bayes, evaluasi model, perhitungan tingkat kepuasan, dan penilaian kualitas layanan. Temuan menunjukkan korelasi positif antara analisis sentimen dan kualitas layanan Tri, dengan 73.02% ulasan positif.*

Akurasi algoritma klasifikasi *Naïve Bayes* mencapai 78.59%. Tingkat kepuasan pelanggan mencapai 7.67, mencerminkan kepuasan dan loyalitas tinggi. Dapat disimpulkan bahwa analisis sentimen pada ulasan pengguna Tri menggunakan klasifikasi *Naïve Bayes* dan NPS bersifat komprehensif, memberikan panduan bagi penyedia layanan Tri dalam merancang strategi perbaikan. Penelitian ini berkontribusi pada analisis sentimen dan klasifikasi teks dengan memanfaatkan algoritma *Naïve Bayes*.

**Kata Kunci:** Algoritma *Naïve Bayes*; Aplikasi X; Net Promoter Score; provider Tri; TF-IDF.

## PENDAHULUAN

Dalam beberapa tahun terakhir, menurut kompasiana.com kemajuan pesat di bidang teknologi informasi telah memberikan dampak yang sangat signifikan pada berbagai sektor kehidupan manusia, termasuk teknologi, bisnis, dan pendidikan. Pada konteks ini, transformasi yang terjadi pada aplikasi X sebagai produk teknologi menunjukkan perubahan paradigma yang signifikan dalam kehidupan masyarakat modern. Keunggulan daya saing aplikasi X memiliki dampak yang besar terhadap pola interaksi masyarakat dan akses mereka terhadap layanan telekomunikasi, terutama melalui layanan penyedia Tri (Normawati & Prayogi, 2021).

Dalam beberapa tahun terakhir, menurut *detiknet.com* Penyedia telekomunikasi Tri telah mencatat peningkatan yang signifikan dalam jumlah pelanggan mereka. Oleh karena itu, pemahaman mendalam terhadap persepsi pelanggan terhadap layanan yang disediakan menjadi sangat penting (Razak, 2019). Perusahaan telekomunikasi, khususnya Tri, harus memperhitungkan berbagai aspek yang mempengaruhi kepuasan pengguna, seperti kecepatan akses internet dan harga layanan (Abdul Gofur, 2019). Kualitas layanan internet yang kurang memuaskan dapat menyebabkan ketidakpuasan pengguna dan berdampak negatif pada reputasi perusahaan (Suwarsito & Aliya, 2020). Dalam konteks ini, analisis sentimen muncul sebagai alat efektif untuk memahami pandangan dan pengalaman pengguna terhadap layanan

yang ditawarkan oleh Penyedia Tri (Rizkia et al., 2019). Lebih jauh lagi, analisis sentimen memiliki potensi untuk menjadi pendorong perbaikan kualitas layanan, memberikan wawasan berharga kepada Penyedia Tri mengenai area mana yang perlu diperbaiki. Dengan memahami secara mendalam bagaimana pengguna merespons layanan yang disediakan (Rizkia et al., 2019), Penyedia dapat menentukan langkah-langkah perbaikan yang spesifik dan merespon kebutuhan pengguna dengan lebih akurat. Oleh karena itu, penelitian ini memberikan kontribusi yang signifikan dalam membantu Penyedia Tri meningkatkan mutu layanan mereka dan menjawab tuntutan pengguna dengan lebih efektif.

Penelitian sebelumnya telah mengevaluasi penerapan algoritma *Naïve Bayes* dalam menganalisis sentimen pada data ulasan Twitter Bmkg Nasional. Dalam penelitian ini, dilakukan uji akurasi menggunakan metode *Naïve Bayes* untuk klasifikasi, dengan hasil pengujian mencapai tingkat akurasi sebesar 69,97% (Darwis et al., 2021), penelitian lainnya membahas penerapan algoritma *Naïve Bayes* untuk meramalkan tingkat penyebaran Covid-19 di Indonesia. Berdasarkan temuan dari penelitian ini, yang menggunakan metode klasifikasi *Naïve Bayes*, dapat disimpulkan bahwa dari total 33 data yang diuji pada kasus Covid-19 per provinsi, hanya 16 data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar. Oleh karena itu, tingkat akurasi klasifikasi mencapai 48,4848% (Watraton et al., 2020), penelitian lainnya membahas

analisis sentimen mahasiswa terhadap layanan STMIK Primakara dengan menerapkan algoritma *Naive Bayes* dan *K-Nearest Neighbor*. Hasil pengujian klasifikasi menggunakan algoritma *Naive Bayes* menunjukkan tingkat akurasi sebesar 68,67%, 65,33%, dan 64,37% (Sugiarta et al., 2023). Dari beberapa kajian sebelumnya, sebagaimana telah diuraikan, perlu mengalami tahap pengembangan lebih lanjut agar dapat mencapai tingkat akurasi yang unggul jika dibandingkan dengan hasil yang telah diperoleh sebelumnya.

Penelitian ini bertujuan untuk memperdalam pemahaman terhadap sentimen pengguna terhadap layanan yang disediakan oleh Penyedia layanan telekomunikasi Tri melalui penerapan algoritma klasifikasi *Naive Bayes* dan menghitung tingkat kepuasan pengguna layanan Tri. Harapannya, hasil penelitian ini dapat menjadi landasan bagi Penyedia Tri dalam meningkatkan mutu layanan mereka. Selain itu, penelitian ini dapat berfungsi sebagai acuan bagi peneliti lain yang akan menjalankan studi serupa pada masa mendatang.

Temuan dari penelitian ini berpotensi memberikan kontribusi bagi Penyedia layanan telekomunikasi Tri dalam meningkatkan kualitas layanan mereka. Dengan memahami bagaimana persepsi pelanggan terhadap layanan yang disajikan, Penyedia Tri dapat mengidentifikasi area yang perlu ditingkatkan dan mengambil langkah-langkah yang sesuai untuk meningkatkan pelayanan. Hasil penelitian ini juga dapat menjadi referensi berguna bagi peneliti lain yang tertarik untuk melaksanakan studi serupa di masa mendatang.

## METODE PENELITIAN

Metode penelitian menjadi aspek krusial dalam pelaksanaan suatu penelitian. Fungsinya tidak hanya sebatas sebagai sarana untuk mengumpulkan data

dan informasi yang dibutuhkan, melainkan juga sebagai landasan untuk menyusun suatu kerangka kerja yang terstruktur. Dalam penelitian ini, pendekatan yang diadopsi adalah metode penelitian kuantitatif. Metode ini ditandai dengan produksi data numerik dan statistik yang dapat diukur serta dianalisis secara objektif. Pengumpulan data dalam bentuk ulasan pengguna pada aplikasi X menggunakan teknik *Crawling* dengan menggunakan metode *tweet-harvest* dengan menjadi fokus utama, diikuti dengan penerapan algoritma klasifikasi *Naive Bayes* untuk menganalisis sentimen para pengguna dan penggunaan ekstraksi fitur TF-IDF untuk merepresentasikan teks (Rizkia et al., 2019). Selanjutnya, hasil analisis sentimen akan diukur menggunakan metode *Net Promoter Score* (NPS) guna menilai tingkat kepuasan pelanggan layanan telekomunikasi Tri melalui aplikasi X (Baehre et al., 2021).

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Data

Data yang ada pada penelitian ini diperoleh melalui penerapan teknik *Crawling* dengan menerapkan metode *tweet-harvest*. Untuk mendapatkan akses terhadap data dalam aplikasi X dengan menggunakan *tweet-harvest*, Peneliti perlu melakukan instalasi aplikasi *tweet-harvest* pada perangkat komputasi yang digunakan, baik berupa komputer atau laptop. Selanjutnya, peneliti diwajibkan memiliki akun pada aplikasi X untuk memperoleh *auth* token akses yang nantinya akan digunakan sebagai tanda pengenal otentikasi dalam melakukan permintaan kepada aplikasi X.

Data yang berhasil dikumpulkan melalui proses *Crawling* mencapai jumlah 1203 data yang menggunakan bahasa Indonesia, yang didalamnya terdapat 12 atribut.

Data setelah proses *Crawling* bisa dilihat pada Gambar 1 berikut:

id_tweet	full_text	user_name	reply_tweet	retweet_tweet	favorite_tweet	lang	source_tweet	created_at_tweet
0	Tan Aug 20 09:00:00 -0000 2023	Pengguna provider Tri, yuk gercep ke aplikasi...	0	3	3	2	in	519096996 150628718881683815
1	Tue Aug 29 01:08:20 -0000 2023	@giranlwangi Hai, Kak. Saat ini pengiriman OTP...	0	1	3	0	in	490456200 109917208722807240
2	Mon Aug 28 14:18:57 -0000 2023	Hi venetian! Mau sekali makan makan sebelumnya...	0	1	3	3	in	1307445014484550136 1536195509155170105
3	Mon Aug 28 14:57:44 -0000 2023	Yang malek ada di situ? Ada apa? MyBRODIA	1	0	3	2	in	1482254038 159917208722807240
4	Mon Aug 28 17:45:10 -0000 2023	epn ganti provider si sig gimana? km Brooo!	0	1	3	0	in	10768330319649024 159911375613483353

Gambar 1. Data Awal Proses *Crawling*

Proses berikutnya melibatkan pengecualian manual terhadap atribut-atribut yang tidak relevan, sehingga hanya atribut "full\_text" yang tetap dipertahankan. Pemilihan hanya pada atribut "full\_text" dilakukan karena hanya atribut tersebut yang akan menjadi fokus analisis. Setelah itu, dilakukan penggantian nama atribut menjadi "text". Data akhir sebelum tahap preprocessing tergambar pada Gambar 2 berikut:

	text
0	@afaaaajaa @3CareIndonesia Wah, agak susah sih...
1	Hai! @giranlwangi ready kuota paket Axis ...
2	@bucin_ui meja kursi kantinnya tuh ada 3 tipe...
3	Pengguna provider Tri, yuk gercep ke aplikasi ...
4	@land2anean Hai, Kak. Saat ini pengiriman OTP ...
...	...
1198	@kikikuxu Siang Kak, maaf ya. Kami infokan saa...
1199	-rek buat hp kedua, mau diisi kartu biar bisa ...
1200	@jja_uni Silakan pastikan juga Kakak memiliki...
1201	@tersweg aku baru aja ganti provider kamu lewa...
1202	Pakai Tri sebagai provider favorit emang bikin...

Gambar 2. Data Akhir

### Preprocessing Data

Sebelum masuk ke tahap pembersihan, data terlebih dahulu dibersihkan dari text yang memiliki nilai duplikat. Setelah melalui tahap tersebut, volumetri data yang semula mencapai 1203 mengalami penurunan menjadi 782 entitas data. Data dari hasil melakukan penghapusan text yang bernilai duplikat bisa dilihat pada Gambar 3 dibawah ini:

	text
0	@afaaaajaa @3CareIndonesia Wah, agak susah sih...
1	Hai! @giranlwangi ready kuota paket Axis ...
2	@bucin_ui meja kursi kantinnya tuh ada 3 tipe...
3	Pengguna provider Tri, yuk gercep ke aplikasi ...
4	@land2anean Hai, Kak. Saat ini pengiriman OTP ...
...	...
1198	@kikikuxu Siang Kak, maaf ya. Kami infokan saa...
1199	-rek buat hp kedua, mau diisi kartu biar bisa ...
1200	@jja_uni Silakan pastikan juga Kakak memiliki...
1201	@tersweg aku baru aja ganti provider kamu lewa...
1202	Pakai Tri sebagai provider favorit emang bikin...

Gambar 3. Data setelah penghapusan text yang duplikat

Berikut ini merupakan tahapan-tahapan yang ada preprocessing data:

### 1. Pembersihan

Dalam tahap ini, data melalui serangkaian langkah pembersihan, termasuk penghilangan URL, emoji, angka, dan karakter simbol yang tidak terkait (Hudha et al., 2022).

Data yang sudah dibersihkan bisa dilihat pada Gambar 4 dibawah ini:

	text	cleaning
0	@afaaaajaa @3CareIndonesia Wah, agak susah sih...	afaaaajaa CareIndonesia Wah agak susah sih bel...
1	Hai! @giranlwangi ready kuota paket Axis ...	Hai girinlwangi ready kuota paket Axis amp T...
2	@bucin_ui meja kursi kantinnya tuh ada 3 tipe...	bucinui meja kursi kantinnya tuh ada tipe ada...
3	Pengguna provider Tri, yuk gercep ke aplikasi ...	Pengguna provider Tri yuk gercep ke aplikasi L...
4	@land2anean Hai, Kak. Saat ini pengiriman OTP ...	landanean Hai Kak Saat ini pengiriman OTP pada...
...	...	...
1198	@kikikuxu Siang Kak, maaf ya. Kami infokan saa...	kikikuxu Siang Kak maaf ya Kami infokan saat L...
1199	-rek buat hp kedua, mau diisi kartu biar bisa ...	rek buat hp kedua mau diisi kartu biar bisa in...
1200	@jja_uni Silakan pastikan juga Kakak memiliki...	jjauni Silakan pastikan juga Kakak memiliki p...
1201	@tersweg aku baru aja ganti provider kamu lewa...	tersweg aku baru aja ganti provider kamu lewat...
1202	Pakai Tri sebagai provider favorit emang bikin...	Pakai Tri sebagai provider favorit emang bikin...

Gambar 4. Data Hasil Pembersihan

Pada Gambar 4 Terlihat pada atribut text bahwa belum dilakukan *preprocessing* sepenuhnya, masih terdapat simbol-simbol dan emoji. Sementara itu, pada atribut *cleaning* yang telah melalui tahap pembersihan, simbol-simbol dan emoji telah berhasil dihilangkan.

Sebagai contoh, pada kata-kata seperti @afaaaajaa dan @3CareIndonesia, sebelum melalui tahap pembersihan, terdapat keberadaan simbol @ dan angka di dalamnya. Namun, setelah melewati

proses pembersihan, kata-kata tersebut mengalami transformasi menjadi afaaaajaa dan CareIndonesia, simbol dan angka yang sebelumnya ada berhasil dihilangkan akibat dari proses pembersihan.

## 2. Case Folding

Pada fase *case folding*, semua teks dalam dataset disesuaikan menjadi huruf kecil, sehingga tidak ada perbedaan antara huruf besar dan huruf kecil. Tujuan dari langkah ini adalah untuk merampingkan proses analisis dan memastikan konsistensi dalam representasi huruf di seluruh data. Hal ini bertujuan agar informasi dapat diolah secara lebih efisien tanpa memedulikan perbedaan kapitalisasi (Hudha et al., 2022).

Hasil dari melakukan *case folding* dapat dilihat pada Gambar 5 dibawah ini:

text	cleaning	case_folding
0 @afaaaajaa @CareIndonesia Wah, agak susah sih...	afaaaajaa CareIndonesia Wah, agak susah sih bel...	afaaaajaa careindonesia wah, agak susah sih bel...
1 Hai @gimikwang ready kuota paket Ais amp T...	Hai gimikwang ready kuota paket Ais amp T...	hai gimikwang ready kuota paket ais amp t...
2 @buchi, ai meja kursi kantennya tuh ada 3 tipe...	buchi meja kursi kantennya tuh ada 3 tipe ada...	buchi meja kursi kantennya tuh ada tipe ada...
3 Pengguna provider Tr, yuk gercep ke aplikasi L...	Pengguna provider Tr, yuk gercep ke aplikasi L...	pengguna provider tr, yuk gercep ke aplikasi l...
4 @andDanean Hai, Kak. Saat ini pengiriman OTP pada...	andanean Hai Kak Saat ini pengiriman OTP pada...	andanean hai kak saat ini pengiriman otp pada...
...	...	...
1198 @kikkuu Siang Kak, maaf ya. Kami intikan saat i...	kikkuu Siang Kak maaf ya Kami intikan saat i...	kikkuu siang kak maaf ya kami intikan saat i...
1199 rek buat hp kedua, mau diis kartu biar bisa in...	rek buat hp kedua mau diis kartu biar bisa in...	rek buat hp kedua mau diis kartu biar bisa in...
1200 @juni Stakan pastikan juga Kakak memiliki p...	juni Stakan pastikan juga Kakak memiliki p...	juni stakan pastikan juga kakak memiliki p...
1201 @tersweg aku baru aja ganti provider kamu lewat...	tersweg aku baru aja ganti provider kamu lewat...	tersweg aku baru aja ganti provider kamu lewat...
1202 Pakai Tr sebagai provider favorit emang bikin...	Pakai Tr sebagai provider favorit emang bikin...	pakai tr sebagai provider favorit emang bikin...

Gambar 5. Hasil Case Folding

Pada atribut *cleaning*, teramati bahwa perbedaan antara huruf kapital dan huruf kecil masih terdapat. Kemudian, pada atribut *case\_folding*, seluruh karakter huruf dalam teks mengalami transformasi menjadi huruf kecil secara seragam.

Sebagai contoh, kata-kata CareIndonesia dan Hai, sebelum menjalani tahap *case folding* masih mempertahankan penulisan huruf kapital. Selanjutnya, setelah melalui tahap *case folding*, terjadi transformasi menjadi careindonesia dan hai, di mana huruf kapital yang sebelumnya ada, kini mengalami perubahan menjadi huruf kecil secara seragam.

## 3. Tokenizing

Dalam tahap ini, keseluruhan teks dalam dataset diuraikan menjadi sekumpulan kata atau token, yang dipisahkan oleh spasi atau tanda baca. Proses ini dilakukan untuk mempermudah analisis lebih lanjut dengan memisahkan setiap elemen teks menjadi unit-unit terpisah. Dengan mengubah teks menjadi token, dataset menjadi lebih terstruktur dan siap untuk dilibatkan dalam langkah-langkah analisis berikutnya. Langkah ini memberikan kemampuan untuk menangani lebih lanjut setiap kata atau token secara individual, meningkatkan kompleksitas analisis secara keseluruhan (Triasis et al., n.d.).

Hasil dari tahap *tokenizing* bisa dilihat pada gambar 6 dibawah ini:

text	cleaning	case_folding	tokenize
0 @afaaaajaa @CareIndonesia Wah, agak susah sih...	afaaaajaa CareIndonesia Wah, agak susah sih bel...	afaaaajaa careindonesia wah, agak susah...	[afaaaajaa, careindonesia, wah, agak, susah, ...]
1 Hai @gimikwang ready kuota paket Ais amp T...	Hai gimikwang ready kuota paket Ais amp T...	hai gimikwang ready kuota paket ais amp t...	[hai, gimikwang, ready, kuota, paket, ais, amp, t, ...]
2 @buchi, ai meja kursi kantennya tuh ada 3 tipe...	buchi meja kursi kantennya tuh ada 3 tipe ada...	buchi meja kursi kantennya tuh ada tipe ada...	[buchi, meja, kursi, kantennya, tuh, ada, tipe, ada, ...]
3 Pengguna provider Tr, yuk gercep ke aplikasi L...	Pengguna provider Tr, yuk gercep ke aplikasi L...	pengguna provider tr, yuk gercep ke aplikasi l...	[pengguna, provider, tr, yuk, gercep, ke, aplikasi, l, ...]
4 @andDanean Hai, Kak. Saat ini pengiriman OTP pada...	andanean Hai Kak Saat ini pengiriman OTP pada...	andanean hai kak saat ini pengiriman otp pada...	[andanean, hai, kak, saat, ini, pengiriman, otp, pada, ...]
...	...	...	...
1198 @kikkuu Siang Kak, maaf ya. Kami intikan saat i...	kikkuu Siang Kak maaf ya Kami intikan saat i...	kikkuu siang kak maaf ya kami intikan saat i...	[kikkuu, siang, kak, maaf, ya, kami, intikan, saat, i, ...]
1199 rek buat hp kedua, mau diis kartu biar bisa in...	rek buat hp kedua mau diis kartu biar bisa in...	rek buat hp kedua mau diis kartu biar bisa in...	[rek, buat, hp, kedua, mau, diis, kartu, biar, bisa, in, ...]
1200 @juni Stakan pastikan juga Kakak memiliki p...	juni Stakan pastikan juga Kakak memiliki p...	juni stakan pastikan juga kakak memiliki p...	[juni, stakan, pastikan, juga, kakak, memiliki, p, ...]
1201 @tersweg aku baru aja ganti provider kamu lewat...	tersweg aku baru aja ganti provider kamu lewat...	tersweg aku baru aja ganti provider kamu lewat...	[tersweg, aku, baru, aja, ganti, provider, kamu, lewat, ...]
1202 Pakai Tr sebagai provider favorit emang bikin...	Pakai Tr sebagai provider favorit emang bikin...	pakai tr sebagai provider favorit emang bikin...	[pakai, tr, sebagai, provider, favorit, emang, bikin, ...]

Gambar 6. Hasil Tokenizing

Pada atribut *case\_folding*, terlihat bahwa setiap kata tidak dibatasi oleh tanda baca. Sebaliknya, dalam atribut *tokenize*, tampak dengan jelas bahwa setiap kata dibatasi oleh tanda baca.

Sebagai contoh, pada kalimat "afaaaajaa careindonesia wah agak susah," kalimat tersebut belum diuraikan menjadi token. Namun, setelah menjalani tahap *tokenizing*, kalimat tersebut mengalami transformasi menjadi entitas kata seperti "afaaaajaa," "careindonesia," "wah," "agak," dan "susah," yang selanjutnya merupakan unit-unit terpisah yang dibatasi oleh tanda baca.

## 4. Filtering

Pada tahap ini, dilaksanakan serangkaian tindakan untuk mengeliminasi kata-kata yang kurang memiliki signifikansi atau informasi

esensial dalam teks, seperti stopword, kata penghubung, kata depan, dan sejenisnya. Tindakan ini melibatkan usaha membersihkan teks dari unsur-unsur yang cenderung tidak berkontribusi secara substansial dalam analisis. Maksudnya adalah untuk menyaring isi teks sehingga lebih terfokus pada informasi yang benar-benar relevan dan penting (Badjrie et al., 2021).

Hasil dari filtering bisa dilihat pada Gambar 7 dibawah ini:

text	cleaning	case folding	tokenize	filtering/stopword removal
0 @ababaga @Carnotomedia Wah, agak susah sih bet...	ababaga Carnotomedia Wah agak susah sih bet...	ababaga carnotomedia wah agak susah sih bet...	[ababaga, carnotomedia, wah, agak, susah, si, bet...]	[ababaga, carnotomedia, susah, si, kaku, c...
1 Hai @gremwang ready karta jalan pabel Adu...	hai gremwang ready karta jalan pabel Adu...	hai gremwang ready karta jalan pabel Adu...	[hai, gremwang, ready, karta, jalan, pabel, Adu, ...]	[hai, gremwang, ready, karta, jalan, pabel, Adu, ...]
2 @Bucuu, ya meka kura kantonya tuh ada tipe ada...	Bucuu meka kura kantonya tuh ada tipe ada...	Bucuu meka kura kantonya tuh ada tipe ada...	[Bucuu, meka, kura, kantonya, tuh, ada, tipe, ada, ...]	[Bucuu, meka, kura, kantonya, tuh, ada, tipe, ada, ...]
3 Ponggana provider Tr ya gence ke apakan I...	Ponggana provider Tr ya gence ke apakan I...	Ponggana provider Tr ya gence ke apakan I...	[Ponggana, provider, Tr, ya, gence, ke, apakan, I, ...]	[Ponggana, provider, Tr, ya, gence, ke, apakan, I, ...]
4 @andranen hai, kah, saat ini pengiriman OTF pada...	andranen hai, kah, saat ini pengiriman OTF pada...	andranen hai, kah, saat ini pengiriman OTF pada...	[andranen, hai, kah, saat, ini, pengiriman, OTF, pada, ...]	[andranen, hai, kah, saat, ini, pengiriman, OTF, pada, ...]
1198 @Mikuuu siang kah, maaf ya, kami infokan saat...	Mikuuu siang kah, maaf ya, kami infokan saat...	Mikuuu siang kah, maaf ya, kami infokan saat...	[Mikuuu, siang, kah, maaf, ya, kami, infokan, saat, ...]	[Mikuuu, siang, kah, maaf, ya, kami, infokan, saat, ...]
1199 nek bual ty kenda, meka diler kuru dar sasa ni...	nek bual ty kenda, meka diler kuru dar sasa ni...	nek bual ty kenda, meka diler kuru dar sasa ni...	[nek, bual, ty, kenda, meka, diler, kuru, dar, sasa, ni, ...]	[nek, ty, diler, kuru, dar, sasa, ni, ga, ...]
1200 @Buu, silakan pastikan juga kakak, maatu...	Buu, silakan pastikan juga kakak, maatu...	Buu, silakan pastikan juga kakak, maatu...	[Buu, silakan, pastikan, juga, kakak, maatu, ...]	[Buu, silakan, pastikan, juga, kakak, maatu, ...]

Gambar 7. Hasil *Filtering*

Pada atribut *tokenize* sebelum melakukan *filtering*, informasi mengenai kata-katanya masih tersedia secara menyeluruh. Namun, setelah melalui proses penyaringan atau penghapusan kata-kata umum, dapat diamati pada atribut *filtering/stop removal* bahwa terdapat pengurangan kata-kata tertentu. Sebagai contoh, pada atribut *tokenize* sebelum menjalani tahap *filtering*, terdapat kata-kata seperti "jijauni," "silakan," "pastikan," "juga," "kakak," dan "memiliki". Namun, setelah melalui tahap *filtering*, terdapat perubahan dimana pada atribut *filtering/stop removal*, kata-kata yang bertahan adalah "jijauni," "silakan," "pastikan," "kakak," dan "memiliki". Perbedaan tersebut menunjukkan bahwa sebelum tahap *filtering* pada atribut *tokenize*, kata "juga" ada, sementara setelah *filtering* pada atribut *filtering/stop removal*, kata "juga" telah dihapus.

### 5. Stemming

Dalam tahap ini, dilakukan langkah terakhir dalam proses pra-pemrosesan data, yaitu menjalani proses

transformasi kata-kata yang memiliki afiks menjadi bentuk dasar atau kata dasar. Tindakan ini dimaksudkan untuk menyederhanakan representasi kata-kata dalam teks, menghilangkan variasi morfologis, dan menghasilkan bentuk dasar yang konsisten. Dengan pendekatan ini, data menjadi lebih terstruktur dan siap untuk tahap analisis berikutnya dengan mengurangi kompleksitas linguistik. Melalui tahap ini, teks dapat diolah lebih efisien, mendukung konsistensi, dan memudahkan interpretasi (Sari & Hayuningtyas, 2019).

Hasil dari *stemming* bisa dilihat pada Gambar 8 dibawah ini:

text	cleaning	case folding	tokenize	filtering/stopword removal	stemming_data
0 @ababaga @Carnotomedia Wah, agak susah sih bet...	ababaga Carnotomedia Wah agak susah sih bet...	ababaga carnotomedia wah agak susah sih bet...	[ababaga, carnotomedia, wah, agak, susah, si, bet...]	[ababaga, carnotomedia, susah, si, kaku, c...	[ababaga, carnotomedia, susah, si, kaku, c...
1 Hai @gremwang ready karta jalan pabel Adu...	hai gremwang ready karta jalan pabel Adu...	hai gremwang ready karta jalan pabel Adu...	[hai, gremwang, ready, karta, jalan, pabel, Adu, ...]	[hai, gremwang, ready, karta, jalan, pabel, Adu, ...]	[hai, gremwang, ready, karta, jalan, pabel, Adu, ...]
2 @Bucuu, ya meka kura kantonya tuh ada tipe ada...	Bucuu meka kura kantonya tuh ada tipe ada...	Bucuu meka kura kantonya tuh ada tipe ada...	[Bucuu, meka, kura, kantonya, tuh, ada, tipe, ada, ...]	[Bucuu, meka, kura, kantonya, tuh, ada, tipe, ada, ...]	[Bucuu, meka, kura, kantonya, tuh, ada, tipe, ada, ...]
3 Ponggana provider Tr ya gence ke apakan I...	Ponggana provider Tr ya gence ke apakan I...	Ponggana provider Tr ya gence ke apakan I...	[Ponggana, provider, Tr, ya, gence, ke, apakan, I, ...]	[Ponggana, provider, Tr, ya, gence, ke, apakan, I, ...]	[Ponggana, provider, Tr, ya, gence, ke, apakan, I, ...]
4 @andranen hai, kah, saat ini pengiriman OTF pada...	andranen hai, kah, saat ini pengiriman OTF pada...	andranen hai, kah, saat ini pengiriman OTF pada...	[andranen, hai, kah, saat, ini, pengiriman, OTF, pada, ...]	[andranen, hai, kah, saat, ini, pengiriman, OTF, pada, ...]	[andranen, hai, kah, saat, ini, pengiriman, OTF, pada, ...]
1198 @Mikuuu siang kah, maaf ya, kami infokan saat...	Mikuuu siang kah, maaf ya, kami infokan saat...	Mikuuu siang kah, maaf ya, kami infokan saat...	[Mikuuu, siang, kah, maaf, ya, kami, infokan, saat, ...]	[Mikuuu, siang, kah, maaf, ya, kami, infokan, saat, ...]	[Mikuuu, siang, kah, maaf, ya, kami, infokan, saat, ...]
1199 nek bual ty kenda, meka diler kuru dar sasa ni...	nek bual ty kenda, meka diler kuru dar sasa ni...	nek bual ty kenda, meka diler kuru dar sasa ni...	[nek, bual, ty, kenda, meka, diler, kuru, dar, sasa, ni, ...]	[nek, ty, diler, kuru, dar, sasa, ni, ga, ...]	[nek, ty, diler, kuru, dar, sasa, ni, ga, ...]
1200 @Buu, silakan pastikan juga kakak, maatu...	Buu, silakan pastikan juga kakak, maatu...	Buu, silakan pastikan juga kakak, maatu...	[Buu, silakan, pastikan, juga, kakak, maatu, ...]	[Buu, silakan, pastikan, juga, kakak, maatu, ...]	[Buu, silakan, pastikan, juga, kakak, maatu, ...]

Gambar 8. Hasil *Stemming*

Pada atribut *filtering/stop removal*, terlihat adanya kata-kata dengan imbuhan tertentu, namun setelah melalui tahap *stemming*, imbuhan tersebut dihilangkan, dan kata-kata tersebut diwakili oleh bentuk dasarnya.

Sebagai contoh, pada atribut *filtering/stop removal*, terdapat kata-kata seperti "pengiriman," "infokan," "diisi," dan "kantannya." Namun, setelah melewati tahap *stemming*, terlihat perubahan kata pada atribut *stemming\_data* menjadi "kirim," "info," "isi," dan "kantin," di mana kata-kata tersebut direpresentasikan dalam bentuk dasarnya setelah proses *stemming*.

### Labeling Sentimen

Pada penelitian ini, proses pelabelan sentimen dilakukan dengan menggunakan alat pemrosesan bahasa alami *TextBlob* melalui *platform Google Collaboratory*. Teknologi *TextBlob*

diaplikasikan untuk mengelompokkan data *review* pengguna Tri ke dalam dua kelas sentimen, yang ditentukan oleh nilai polaritas. Secara spesifik, sentimen dikategorikan sebagai positif apabila nilai polaritas lebih besar dari 0, dan sebagai sentimen negatif apabila nilai polaritas kurang dari 0.

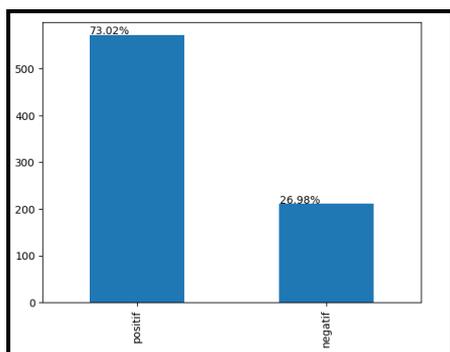
Guna menjalankan tugas pelabelan sentimen pada Google Collaboratory diperlukan menginstall paket *TextBlob* terlebih dahulu, kemudian setelah melakukan penginstallan paket *TextBlob*, barulah bisa melakukan pelabelan sentimen.

Hasil dari pelabelan sentimen dengan menggunakan *TextBlob* bisa dilihat pada Gambar 9 dibawah ini:

	stemming_data	sentiment_score	sentiment
0	afaaaajaa careindonesia susah sih kalo coba st...	0.000000	negatif
1	hai girinkwangi ready kuota paket axis amp tri...	0.200000	positif
2	bucinui meja kursi kantin tuh tipe meja kursi ...	0.000000	positif
3	guna provider tri yuk gercep aplikasi linkaja ...	0.136364	positif
4	iandanean hai kak kirim otp laman httpstcoocnja...	-0.100000	negatif

Gambar 9. Hasil *Labeling* dengan *TextBlob*

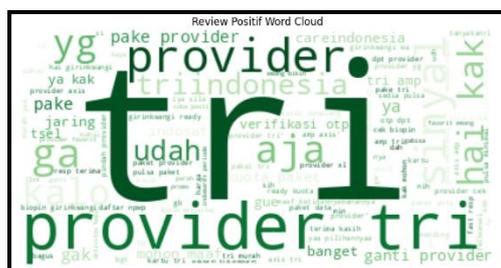
Kemudian output dari proses pelabelan sentimen menggunakan *TextBlob* divisualisasikan melalui suatu grafik batang dengan persentase masing-masing kategori sentimennya. Hasil dari visualisasi dengan menggunakan grafik batang beserta persentase nya bisa dilihat pada Gambar 10 dibawah ini:



Gambar 10. Visualisasi Hasil *Labeling*

Selanjutnya, *review* yang mencakup sentimen positif dan negatif akan diilustrasikan melalui *WordCloud*, yang memvisualisasikan variasi kata dalam setiap *review*.

*Review* yang bersifat positif akan direpresentasikan dalam bentuk *WordCloud*, di mana akan tampak berbagai kata yang muncul dalam *review* tersebut, hasil dari proses tersebut bisa dilihat pada Gambar 11 dibawah ini:



Gambar 11. *WordCloud* Review Positif

*Review* yang bersifat negatif juga akan direpresentasikan dalam bentuk *WordCloud*, di mana akan tampak berbagai kata yang muncul dalam *review* tersebut, hasil dari proses tersebut bisa dilihat pada Gambar 12 dibawah ini:



Gambar 12. *WordCloud* Review Negatif

### Pembagian Data

Pada tahap ini, dilakukan pemisahan data dengan rasio 60% untuk data pelatihan dan 40% untuk data uji.

Alasan penggunaan perbandingan 60% untuk data pelatihan dan 40% untuk data uji adalah karena telah dilakukan percobaan dengan rasio yang berbeda, namun hanya perbandingan tersebut yang menghasilkan tingkat akurasi tertinggi. Oleh karena itu, peneliti memutuskan untuk mengadopsi perbandingan 60% untuk data pelatihan dan 40% untuk data uji sebagai pilihan yang optimal. Hasilnya, terdapat 469 data untuk pelatihan dan 313 data untuk pengujian.

### Ekstraksi Fitur

Dalam konteks penelitian ini, tahap ekstraksi fitur dilaksanakan dengan menerapkan metode TF-IDF, singkatan dari *Term Frequency-Inverse Document Frequency*. Pendekatan ini dirancang untuk menilai seberapa besar kontribusi sebuah kata terhadap makna suatu dokumen dalam rangkaian data. Dengan penerapan TF-IDF, kata-kata yang sering muncul dalam satu dokumen tetapi jarang terdapat dalam dokumen-dokumen lainnya diberikan bobot yang lebih tinggi. Hal ini bertujuan untuk meningkatkan kebermaknaan dan ciri unik dari masing-masing dokumen. Proses ekstraksi fitur ini memiliki tujuan untuk menciptakan representasi numerik dari teks, yang nantinya dapat dimanfaatkan dalam tahapan klasifikasi dan analisis lebih lanjut.

Hasil dari ekstraksi untuk data latih dapat dilihat pada Gambar 13 dibawah ini:

```

Hasil ekstraksi fitur TF-IDF untuk data latih:
0  aaaichaa abad abambara abcdefvcking abis acak ad adaa adala \
1  0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
2  0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
3  0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
4  0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0

admin ... yq yt yuk yulioadicandra yurishaff yutub zkywhma \
0  0.0 ... 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
1  0.0 ... 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
2  0.0 ... 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
3  0.0 ... 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
4  0.0 ... 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0

zonaba zonajajan zonauang
0  0.0 0.0 0.000000
1  0.0 0.0 0.000000
2  0.0 0.0 0.000000
3  0.0 0.0 0.125044
4  0.0 0.0 0.134540
    
```

Gambar 13. Hasil Ekstraksi Fitur data Latih

Pada baris pertama:

- Tabel ini menggambarkan representasi TF-IDF untuk setiap kata atau istilah yang ada dalam dataset training.
- Setiap kolom merepresentasikan satu kata atau istilah yang bersifat unik.
- Nilai-nilai di setiap sel mencerminkan bobot TF-IDF untuk kata tertentu dalam dokumen khusus.

Sebagai contoh, pada baris pertama, kata "aaaichaa" tidak muncul (TF-IDF=0.0), begitu juga kata "abad" (TF-IDF=0.0), dan seterusnya.

Pada baris kedua:

- Penggunaan "0.0" mengindikasikan bahwa kata tersebut tidak muncul dalam dokumen tersebut.

Misalnya, kata "aaaichaa" tidak tampak dalam dokumen kedua, dan seterusnya.

Dan hasil dari ekstraksi untuk data uji dapat dilihat pada Gambar 14 dibawah ini :

```

Hasil ekstraksi fitur TF-IDF untuk data uji:
0  aaaichaa abad abambara abcdefvcking abis acak ad adaa adala \
1  0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.000000 0.0
2  0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.652991 0.0
3  0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.000000 0.0
4  0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.000000 0.0

admin ... yq yt yuk yulioadicandra yurishaff yutub zkywhma \
0  0.0 ... 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
1  0.0 ... 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
2  0.0 ... 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
3  0.0 ... 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
4  0.0 ... 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0

zonaba zonajajan zonauang
0  0.0 0.0 0.000000
1  0.0 0.0 0.000000
2  0.0 0.0 0.000000
3  0.0 0.0 0.125044
4  0.0 0.0 0.134540
    
```

Gambar 14. Hasil Ekstraksi Fitur Data Uji

Pada baris pertama:

- Mirip dengan data latih, ini adalah representasi TF-IDF untuk kata-kata dalam dataset uji.
- Kata-kata yang tidak muncul dalam dokumen diberikan nilai 0.0.

Pada baris kedua:

Contohnya, pada dokumen pertama, kata "aaaichaa" tidak muncul (TF-IDF=0.0), sementara kata "adaa" memiliki nilai TF-IDF yang tidak nol

(0.652991), menandakan bobot kata tersebut dalam dokumen tersebut.

### Penerapan Algoritma *Naïve Bayes* dan Evaluasi Model

Pada langkah penerapan algoritma *Naïve Bayes* dan evaluasi model, dilakukan serangkaian tindakan signifikan dengan tujuan mengukur kinerja model klasifikasi. Pertama-tama, model *Naïve Bayes* diperkenalkan menggunakan kelas *MultinomialNB* dari *library scikit-learn*. Proses berikutnya melibatkan pelatihan model dengan menggunakan data latih, yang direpresentasikan oleh matriks TF-IDF dari data latih ( $X_{train\_tfidf}$ ) dan label data latih ( $y_{train}$ ).

Setelah proses pelatihan, model diterapkan pada data uji dengan menggunakan matriks TF-IDF dari data uji ( $X_{test\_tfidf}$ ). Hasil prediksi tersebut kemudian menjadi dasar untuk mengevaluasi kinerja model, melibatkan sejumlah metrik yang relevan, termasuk akurasi (*accuracy*), matriks kebingungan (*confusion matrix*), dan laporan klasifikasi (*classification report*).

Akurasi berfungsi sebagai indikator sejauh mana model dapat mengklasifikasikan data uji secara tepat. Matriks kebingungan memberikan gambaran tentang jumlah prediksi yang benar dan yang salah untuk setiap kelas. Di samping itu, laporan klasifikasi memberikan informasi terperinci mengenai *precision*, *recall*, dan *f1-score* untuk setiap kelas sentimen.

Langkah terakhir adalah mencetak hasil evaluasi tersebut, memberikan pemahaman yang komprehensif mengenai kinerja model *Naïve Bayes* dalam mengklasifikasikan sentimen pada dataset yang digunakan. Melalui implementasi ini, dapat diperoleh wawasan mendalam mengenai keandalan model dalam memprediksi sentimen dari data uji.

Hasil dari penerapan algoritma *Naïve Bayes* dan evaluasi model bisa dilihat pada Gambar 15 berikut ini:

Accuracy: 0.7859424920127795				
Confusion Matrix:				
Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
negatif	1.00	0.14	0.25	78
positif	0.78	1.00	0.88	235
accuracy			0.79	313
macro avg	0.89	0.57	0.56	313
weighted avg	0.83	0.79	0.72	313

Gambar 15. Hasil Penerapan algoritma *Naïve Bayes* dan Evaluasi Model

Penjelasannya sebagai berikut:

- Akurasi (*Accuracy*): 78.59%

Akurasi mencapai 78.59%, yang mengindikasikan seberapa baik model dapat memprediksi dengan benar secara keseluruhan.

- *Confusion Matrix*:

[[ 11 67]

[ 0 235]]

*True Positive* (TP): 235

*True Negative* (TN): 11

*False Positive* (FP): 67

*False Negative* (FN): 0

*Confusion matrix* memberikan gambaran tentang seberapa baik model dapat mengklasifikasikan instance ke dalam kategori positif dan negatif.

- Laporan Klasifikasi (*Classification Report*):

Laporan klasifikasi bisa dilihat pada Tabel 4.1 di bawah ini:

Table 1. Laporan Klasifikasi

	<i>precisio</i>	<i>recal</i>	<i>F1-</i>	<i>suppo</i>
--	-----------------	--------------	------------	--------------

	<i>n</i>	<i>l</i>	<i>score</i>	<i>rt</i>
Negatif	1.00	0.14	0.25	78
Positif	0.78	1.00	0.88	235
Accuracy			0.79	313
macro avg	0.89	0.57	0.56	313
weighted avg	0.83	0.79	0.72	313

### Precisi (Precision):

- Untuk kategori negatif: 1.00 (semua *instance* yang diprediksi sebagai negatif benar-benar negatif).
- Untuk kategori positif: 0.78 (sebanyak 78% dari *instance* yang diprediksi positif benar-benar positif).

### Recall (Sensitivitas):

- Untuk kategori negatif: 0.14 (hanya sebanyak 14% dari *instance* negatif yang terdeteksi dengan benar).
- Untuk kategori positif: 1.00 (semua *instance* positif yang terdeteksi dengan benar).

### F1-Score:

- Untuk kategori negatif: 0.25
- Untuk kategori positif: 0.88

### Penghitungan Tingkat Kepuasan Pengguna

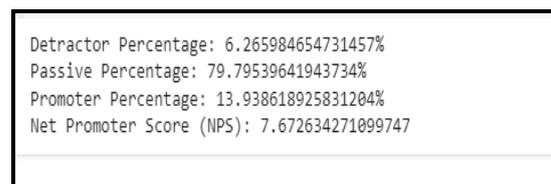
Dalam penelitian ini, evaluasi kepuasan pengguna terhadap layanan yang disediakan oleh penyedia Tri diukur melalui pendekatan *Net Promoter Score* (NPS). NPS merupakan metode untuk menilai tingkat loyalitas pelanggan dengan skala penilaian 0-10. Skor NPS terbagi dalam tiga kategori utama, yaitu *promoter* (9-10), *passive* (7-8), dan *detractor* (0-6). Perhitungan NPS dilakukan sesuai dengan rumus yang telah ditetapkan untuk memberikan gambaran yang lebih mendalam mengenai persepsi dan loyalitas pengguna terhadap layanan Tri.

$$NPS = \% Promoter - \% Detractor$$

Dalam penelitian ini, kategori NPS disesuaikan dengan kelas sentimen, yaitu:

- *Promoter*: *Review* pengguna Tri yang memiliki sentimen positif
- *Passive*: *Review* pengguna Tri yang memiliki sentimen netral
- *Detractor*: *Review* pengguna Tri yang memiliki sentimen negatif

Hasil dari penghitungan tingkat kepuasan Pelanggan *provider* Tri dengan menggunakan metode NPS bisa dilihat pada Gambar 16 di bawah:



Gambar 16. Hasil Penghitungan Tingkat Kepuasan Pelanggan

- Persentase Kelompok *Detractor*
  - Persentase pelanggan yang tergolong sebagai "*detractor*" yaitu pelanggan yang memberikan penilaian rendah dan mungkin mengalami pengalaman yang kurang memuaskan.
  - Dalam konteks hasil tersebut, 6.27% dari keseluruhan responden termasuk dalam kelompok *detractor*.
- Persentase Kelompok *Passive*:
  - Persentase pelanggan yang tergolong sebagai "*passive*" yaitu pelanggan yang memberikan penilaian netral dan kemungkinan tidak menunjukkan keterlibatan atau komitmen yang kuat terhadap produk atau layanan.
  - Dalam hasil tersebut, 79.80% dari seluruh responden terkategori sebagai kelompok *passive*.
- Persentase *Promoter*:
  - Bagian persentase pelanggan yang dapat dikategorikan sebagai "*promoter*" yaitu pelanggan yang

memberikan penilaian tinggi dan cenderung merekomendasikan produk atau layanan kepada pihak lain.

- Dalam hasil tersebut, sekitar 13.94% dari seluruh responden tergolong dalam kategori *promoter*.
- **Score Net Promoter(NPS):**
  - NPS dihitung dengan mengurangi proporsi pelanggan yang termasuk dalam kategori *detractor* dari proporsi pelanggan yang termasuk dalam kategori *promoter*.
  - Dalam ilustrasi ini, NPS menghasilkan nilai sebesar 7.67, yang merepresentasikan nilai *netto* antara persentase Pelanggan *promoter* dan Pelanggan *detractor*.
  - Nilai positif pada NPS menandakan bahwa andil pelanggan yang cenderung menjadi *promoter* lebih besar daripada yang menjadi *detractor*, menggambarkan tingkat kepuasan dan loyalitas yang relatif tinggi.

### **Evaluasi Kualitas Layanan Berdasarkan Analisis Sentimen dan Tingkat Kepuasan Pengguna**

Evaluasi terhadap kualitas pelayanan yang disediakan oleh penyedia layanan Tri dilakukan melalui analisis sentimen yang tercermin dalam ulasan para pelanggan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sekitar 73.02% dari ulasan tersebut bersifat positif, mencerminkan dominasi persepsi positif dari sebagian besar pelanggan terhadap layanan yang diberikan. Penerapan Metode *Net Promoter Score* (NPS) kemudian dilakukan dengan maksud memberikan pemahaman yang lebih mendalam terkait tingkat kepuasan dan kesetiaan pelanggan. Hasil identifikasi

mengungkapkan tiga kategori utama, yaitu *detractor* (6.27%), *passive* (79.80%), dan *promoter* (13.94%). Distribusi persentase ini mencerminkan penilaian yang umumnya positif dari pelanggan terhadap layanan Tri. Skor NPS mencapai angka 7.67, menjadi indikator utama terkait tingkat kepuasan dan kesetiaan pelanggan. Angka ini mencerminkan keunggulan dalam pelayanan, dengan jumlah pelanggan yang termasuk dalam kategori *promoter* lebih banyak daripada *detractor*. Ini menunjukkan bahwa mayoritas pelanggan menyampaikan pandangan positif terhadap layanan Tri, mencirikan tingkat kepuasan dan kesetiaan yang signifikan. Berdasarkan temuan ini, penyedia layanan Tri dapat merancang strategi lebih lanjut untuk mempertahankan dan meningkatkan kualitas pelayanannya, dengan fokus pada aspek-aspek yang mendorong peningkatan kepuasan dan kesetiaan pelanggan.

### **SIMPULAN**

Berdasarkan penelitian yang dilakukan, dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Penelitian ini menggambarkan secara komprehensif proses analisis sentimen pada data *review* pengguna Tri menggunakan algoritma klasifikasi *Naive Bayes*, melibatkan langkah-langkah mulai dari pengumpulan data, *preprocessing*, *labeling* sentimen, pembagian data, ekstraksi fitur, hingga implementasi model dan evaluasi.
2. Nilai Net Promoter Score (NPS) menyajikan pemahaman menyeluruh mengenai tingkat kepuasan pengguna Tri terhadap layanan. Informasi ini dapat menjadi landasan untuk merancang rekomendasi perbaikan atau strategi pemeliharaan kualitas layanan dengan maksud

meningkatkan kepuasan pelanggan secara menyeluruh.

3. Berdasarkan analisis sentimen dan tingkat kepuasan pengguna, menunjukkan hasil yang memuaskan. Sejumlah besar, yakni 73.02%, dari ulasan yang bersifat positif mencerminkan pandangan baik pelanggan terhadap layanan yang diberikan oleh Tri. Melalui implementasi Net Promoter Score (NPS), persebaran antara 6.27% detractor, 79.80% passive, dan 13.94% promoter menunjukkan dominasi pelanggan yang merasa puas. Dengan skor NPS sebesar 7.67, layanan tersebut menandakan keunggulan, dengan mayoritas pelanggan masuk dalam kategori promoter. Temuan ini dapat menjadi landasan bagi penyedia layanan Tri untuk merumuskan strategi perbaikan dan pemeliharaan kualitas layanan, dengan tujuan meningkatkan kepuasan dan loyalitas pelanggan.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Dengan tulus dan penuh rasa syukur, penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih kepada kampus STMIK IKMI Cirebon, orang tua, rekan-rekan, dan juga kepada pemberi dana kip yang telah memberikan dukungan luar biasa selama perjalanan ini.

Kepada STMIK IKMI Cirebon, terima kasih atas fasilitas, ilmu, dan dukungan yang telah diberikan selama saya menjalani masa studi. Kampus ini telah menjadi tempat berharga yang membantu saya tumbuh dan berkembang.

Kepada orang tua, terima kasih atas doa, dukungan moral, dan cinta tanpa batas. Semua pencapaian ini tidak mungkin terwujud tanpa bimbingan dan dorongan dari kalian.

Kepada rekan-rekan, terima kasih atas kerjasama, dukungan, dan momen-momen berharga yang telah kita lewati bersama. Kebersamaan ini menjadi salah

satu faktor penentu kebahagiaan selama perjalanan ini.

Terakhir, kepada pemberi dana kip, terima kasih atas kesempatan yang diberikan. Dana ini telah sangat membantu dan memberikan peluang bagi saya untuk mengejar impian akademis dan mencapai tujuan-tujuan yang telah ditetapkan.

Semua ucapan terima kasih ini saya sampaikan dengan tulus dan penuh rasa terima kasih. Semoga dukungan ini menjadi berkah dan dapat terus memotivasi dalam menghadapi setiap perjuangan yang akan datang. Terima kasih.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Abdul Gofur. (2019). Pengaruh Kualitas Pelayanan Dan Harga Terhadap. *Jurnal Riset Manajemen Dan Bisnis (JRMB) Fakultas Ekonomi UNIAT*, 4(1), 37–44.
- Badjrie, S. H., Pratiwi, O. N., & Anggana, H. D. (2021). Analisis Sentimen Review Customer Terhadap Produk Indihome Dan First Media Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network Review Analysis Sentiment Customer Product Indihome And First Media Using Convolutional Neural Network. *E-Proceeding of Engineering*, 8(5), 9049–9061.
- Baehre, S., Dwyer, M. O., Malley, L. O., & Lee, N. (2021). The use of Net Promoter Score ( NPS ) to predict sales growth: insights from an empirical investigation. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 2007.
- Darwis, D., Siskawati, N., & Abidin, Z. (2021). Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk Analisis Sentimen Review Data Twitter Bmkg Nasional. *Jurnal Tekno Kompak*. <https://ejurnal.teknokrat.ac.id/index.php/teknokompak/article/view/744>

- Hudha, M., Supriyati, E., & Listyorini, T. (2022). Analisis Sentimen Pengguna Youtube Terhadap Tayangan #Matanajwamentiterawan Dengan Metode Naive Bayes Sentiment Analysis Of User Comments On Youtube Video #Matanajwamentiterawan With Naive Bayes Classifier Method. *JIKO (Jurnal Informatika Dan Komputer)*, 5(1), 1–6. <https://doi.org/10.33387/jiko>
- Normawati, D., & Prayogi, S. A. (2021). Implementasi Naive Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter. *Jurnal Sains & Informatika*, 5(September), 697–711.
- Razak, I. (2019). Pengaruh Kualitas Produk terhadap. *Jurnal Manajemen Bisnis Krisnadwipayana*, 7(2), 7–8.
- Rizkia, S., Setiawan, E. B., & ... (2019). Analisis Sentimen Kepuasan Pelanggan Terhadap Internet Provider Indihome di Twitter Menggunakan Metode Decision Tree dan Pembobotan TF-IDF. *EProceedings ...*, *e-Proceedi*. <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/10703>
- Sari, R., & Hayuningtyas, R. Y. (2019). Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk Analisis Sentimen Pada Wisata TMII Berbasis Website. *Indonesian Journal on Software ...*. <https://ejournal.bsi.ac.id/ejurnal/index.php/khatulistiwa/issue/archive/index.php/ijse/article/view/6957>
- Sugiarta, I. K. A., Dewi, P. A. C., & Utami, N. W. (2023). Analisa Sentimen Mahasiswa Terhadap Layanan Stmik Primakara Menggunakan Algoritma Naive Bayes Dan K-Nearest Neighbor. *JINTEKS (Jurnal Informatika Teknologi Dan Sains*, 5(3), 364–372.
- Suwarsito, & Aliya, S. (2020). Kualitas Layanan dan Kepuasan Serta Pengaruhnya Terhadap Loyalitas Pelanggan. *Jurnal Media Wahana Ekonomika*, 17(1), 82. <https://doi.org/10.31851/jmwe.v17i1.3978>
- Triasis, G. C., Arisandi, D., & Sutrisno, T. (n.d.). Analisis kepuasan penggunaan aplikasi shopee menggunakan algoritma naive bayes. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Sistem Informasi*, 3–6.
- Watratan, A. F., B, A. P., Moeis, D., Informasi, S., & Makassar, S. P. (2020). Implementasi Algoritma Naive Bayes Untuk Memprediksi Tingkat Penyebaran Covid-19 Di Indonesia. *Journal of Applied Computer Science And Technology*, 1(1), 7–14.
- Wildan, H. (2023, 1 Februari). Peran Teknologi Informasi dalam Era Digital: Mendorong Inovasi dan Transformasi. Kompasiana. <https://www.kompasiana.com/hisyamwildan79/649a763b4addee2e1d14fb12/peran-teknologi-informasi-dalam-era-digital-mendorong-inovasi-dan-transformasi>
- Kamaliah, A. (2023, November 16). Pengguna Tri Naik 1,4 Kali Lipat, 90% Anak Muda dan Buat Gaming. Detik.com. <https://inet.detik.com/telecommunication/d-5192993/pengguna-tri-naik-1-4-kali-lipat-90-anak-muda-dan-buat-gaming>