

PENGUNAAN NAIVE BAYES DALAM MENGANALISIS SENTIMEN ULASAN APLIKASI MCDONALD'S DI INDONESIA

Tri arifqi ¹, Nana Suarna ², Willy Prihartono ³

^{1,2} Teknik Informatika, STMIK IKMI Cirebon

³ Komputerisasi akuntansi, STMIK IKMI Cirebon

Jalan Perjuangan No. 10 B Cirebon, Indonesia

triarifqi2609@gmail.com

ABSTRAK

McDonald's, yang dikenal sebagai MCD di Indonesia, telah secara efektif memanfaatkan aplikasi seluler untuk mempercepat transaksi dan meningkatkan kinerja secara keseluruhan. Namun demikian, kekhawatiran seputar dukungan untuk pelanggaran hak asasi manusia di Palestina telah berdampak signifikan pada sentimen pengguna, terutama di Indonesia di mana nilai perdamaian sangat dihargai. Untuk menyelidiki masalah ini, para peneliti menggunakan algoritma Naive Bayes untuk dengan cermat memeriksa sentimen yang berasal dari 2000 ulasan pengguna McDonald's di Google Play Store. Pemeriksaan ini dilakukan melalui pemanfaatan teknik web capture dan pre-processing teks. Dengan mengalokasikan rasio berbagi data 70:30, model mencapai tingkat akurasi yang mengesankan sebesar 95,2% ketika diterapkan pada data pelatihan, dan 86% ketika diuji pada data baru. Selanjutnya, tingkat presisi ditemukan 54%, tingkat penarikan 58%, dan skor F1 dihitung pada 60% dalam rasio 80:20. Analisis komprehensif mengungkapkan dominasi yang jelas dari opini negatif yang menyumbang 65,1% dari data yang dikumpulkan, khususnya mengenai masalah teknis. Tujuan akhir dari temuan ini adalah untuk membantu pengembang dalam meningkatkan kualitas aplikasi mereka dan memastikan kepuasan pengguna secara keseluruhan. Studi ini berfungsi sebagai demonstrasi aplikasi praktis dari Knowledge Discovery in Databases (KDD) dan teknik Naive Bayes dalam melakukan analisis sentimen pada ulasan McDonald's, sehingga menyajikan potensi kemajuan masa depan dalam keakuratan analisis emosi.

Kata Kunci: *Mcdonalds, naïve bayes, Data mining, confusion matrix, Analisis sentimen*

1. PENDAHULUAN

Di era digital saat ini, aplikasi mobile telah menjadi bagian integral dari kehidupan sehari-hari, termasuk dalam industri retail dan layanan makanan cepat saji. McDonald's, sebagai salah satu pemain utama di industri ini, telah mengembangkan aplikasi mobile untuk memudahkan transaksi pembelian bagi pelanggannya di Indonesia. Aplikasi ini tidak hanya memungkinkan transaksi yang lebih cepat dan praktis, tetapi juga memberikan McDonald's wawasan berharga tentang preferensi dan perilaku pelanggan melalui ulasan dan rating yang diberikan oleh pengguna [1].

Namun, aplikasi ini juga menjadi medium bagi pelanggan untuk menyampaikan ketidakpuasan mereka, termasuk respons terhadap isu-isu sosial yang dianggap berhubungan dengan perusahaan. Belakangan ini, McDonald's di Indonesia dikabarkan mendapat reaksi negatif terkait isu dukungan terhadap pelanggaran hak asasi manusia (HAM) di Palestina, yang telah menjadi topik hangat di media sosial dan berpotensi mempengaruhi sentimen pelanggan terhadap merek tersebut [2][3].

Mengingat pentingnya memahami sentimen pelanggan dalam pengembangan produk dan strategi pemasaran, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen ulasan aplikasi McDonald's di Indonesia menggunakan algoritma Naive Bayes. Algoritma ini dipilih karena kemampuannya dalam klasifikasi teks berdasarkan probabilitas dan statistik yang telah terbukti efektif dalam analisis sentimen.

Penelitian ini akan menggunakan metode Knowledge Discovery in Databases (KDD) untuk mengolah data ulasan yang diperoleh dari Google Play Store. Proses ini meliputi tahapan preprocessing, transformasi data, dan data mining, di mana algoritma Naive Bayes akan diterapkan untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan menjadi positif, negatif, atau netral.

Hasil yang diantisipasi dari penelitian ini siap untuk menawarkan wawasan yang tak ternilai dan mendalam kepada pengembang aplikasi McDonald's, sehingga memfasilitasi peningkatan kualitas layanan dan pengalaman pengguna. Selain itu, upaya penelitian ini memiliki potensi untuk memberikan kontribusi yang signifikan bagi komunitas ilmiah, khususnya dalam kemajuan metodologi yang lebih efektif dan efisien untuk analisis sentimen. Selain itu, temuan penelitian ini dapat sangat penting bagi pembuat kebijakan, karena mereka berusaha memahami konsekuensi sosial yang terkait dengan pemanfaatan aplikasi seluler dalam industri makanan cepat saji.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Studi terdahulu yang dilakukan oleh Moh Khoirul Insan dkk, Menyimpulkan bahwa Metode yang digunakan, algoritma Naive Bayes, menyerahkan imbalan presisi sebanyak 84,52%, ketepatan sebanyak 82,51%, dan recall sebanyak 87,62%. Hasil ini menyinggirkan bahwa algoritma Naive Bayes mampu mengelompokkan geram pandangan tambah baik. Studi model yang dilakukan juga mengabdikan

algoritma Naive Bayes menjelang membicarakan geram pendapat biasa terhadap peservis tertentu, sebagai peservis pengiriman dan peservis penjabaran lainnya sebagai Spotify. Hasil analisis menyinggirkan bahwa algoritma Naive Bayes bertelur bagian dalam terup geram, tambah presisi yang berbagai ragam terpulang ambang penyebab yang dianalisis. Diharapkan imbalan analisis ini menyerahkan petunjuk yang praktis kira dan penjabaran Brimo menjelang mengintensifkan peservis berasaskan pandangan pemakai di Google Play[4].

Penelitian sebelumnya oleh Anggi Puji Astuti dkk, menyimpulkan bahwa analisis opini benar-benar tepat, maka penelitian ini membahas tentang analisis review pengguna mobile banking BRImo melalui metode klasifikasi teks. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membandingkan kinerja algoritma Support Vector Machine (SVM) dan Naive Bayes dalam klasifikasi evaluasi aplikasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma SVM lebih baik dalam mengklasifikasikan review aplikasi BRImo dengan akurat. Studi ini merupakan kontribusi penting untuk memahami pandangan pengguna terhadap aplikasi mobile banking dan menunjukkan bahwa metode klasifikasi teks dapat efektif dalam menganalisis ulasan pengguna. Referensi penelitian mencakup beberapa penelitian lain yang menggunakan metode klasifikasi teks untuk analisis sentimen, yang menunjukkan bahwa pendekatan ini signifikan dan penting untuk memahami persepsi pengguna terhadap berbagai aplikasi dan layanan[5].

Kajian yang serupa penelitian sebelumnya oleh Nanda Fibriyanti Arminda dkk, Menyimpulkan bahwa Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengumpulkan informasi positif atau negatif mengenai penilaian pengguna aplikasi BRImo di Google Play store melalui analisis opini. Hasil analisis menunjukkan bahwa dari 1011 data review, 670 dianggap negatif dan 341 positif, menunjukkan bahwa perasaan negatif adalah yang paling umum. Kata-kata seperti "app", "brimo", "gagal", "input", "sulit" dan "registry" sering terlihat dalam ulasan negatif, mengacu pada keluhan pengguna tentang masalah dalam menggunakan aplikasi BRImo. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memberikan informasi evaluasi kinerja BRImo berdasarkan rating pengguna untuk meningkatkan kualitas layanan yang ada[6].

2.2. Analisis Sentimen

Analisis sentimen adalah teknik yang sering digunakan dalam penelitian untuk memahami persepsi publik terhadap berbagai topik, seperti produk, layanan, atau kebijakan, dan digunakan untuk mengekstrak, memahami, dan menganalisis opini subjektif dari data teks. Sebagai contoh, analisis sentimen digunakan dalam penelitian yang dilakukan oleh peneliti di Indonesia untuk memahami pendapat publik tentang PT PAL Indonesia, sebuah perusahaan negara yang bergerak dalam industri pembuatan kapal.

Penelitian ini menggunakan teknik Naive Bayes, yang menunjukkan tingkat akurasi sebesar 84,08 persen [7].

2.3. Naive Bayes

Algoritma Naive Bayes, metode klasifikasi yang berakar pada prinsip-prinsip probabilitas dan statistik, didasarkan pada asumsi bahwa setiap fitur individu yang ada dalam kumpulan data berkontribusi pada hasil klasifikasi dengan cara yang sepenuhnya independen, sehingga beroperasi di bawah premis independensi fitur. Menggunakan rumus:

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

Keterangan:

X : Data dengan class yang belum diketahui

H : Hipotesis data X yang merupakan suatu class spesifik

P(H|X) : Probabilitas hipotesis H berdasarkan kondisi X (posteriori probabilitas)

P(H) : Probabilitas hipotesis H (prior probabilitas)

P(X|H) : Probabilitas X berdasarkan kondisi pada hipotesis H

P(X) : Probabilitas X

Dalam ranah analisis sentimen, algoritma Naive Bayes telah banyak digunakan dalam banyak penelitian, menunjukkan kemanjurannya dan menghasilkan hasil yang terpuji. Sebagai contoh, dalam penyelidikan alternatif yang menempatkan penekanan khusus pada mengukur sentimen terhadap vaksin COVID-19 dalam batas-batas Filipina, para peneliti menggunakan algoritma Naive Bayes untuk secara efektif mengkategorikan tweet yang ditulis dalam bahasa Inggris dan Filipina, sehingga membedakan polaritas setiap tweet sebagai positif, netral, atau negatif. Hasil yang diperoleh tidak kurang mengesankan, karena mereka menunjukkan tingkat akurasi yang luar biasa sebesar 81,77%, sehingga melampaui kinerja studi analisis sentimen lainnya yang menggunakan data Twitter yang bersumber dari Filipina [8].

2.4. Machine Learning dan Python

Machine learning adalah cabang dari kecerdasan buatan yang memungkinkan komputer untuk belajar dari data dan membuat prediksi atau keputusan tanpa diprogram secara eksplisit. Python adalah bahasa pemrograman yang populer dalam bidang machine learning karena sintaksnya yang mudah dibaca, dukungan luas untuk perpustakaan ilmiah dan numerik, dan kemampuannya untuk bekerja dengan data dalam skala besar. Sebagai contoh, dalam penelitian yang dilakukan oleh peneliti di Indonesia, metode machine learning digunakan untuk memprediksi kondisi kritis anak di ruangan intensif, dan hasilnya menunjukkan bahwa penggunaan machine learning dalam memberikan prediksi suatu kondisi kritis pasien lebih akurat dibandingkan metode konvensional [9].

2.5. McDonald's Di Indonesia

McDonald's adalah salah satu restoran cepat saji yang sangat digemari di Indonesia. Menurut penelitian yang dilakukan oleh Iskandar dan Widiyanesti (2020), kepuasan pelanggan pada industri restoran cepat saji dapat diukur melalui kualitas pelayanan, kualitas makanan, serta rasio nilai harga. Dalam penelitian tersebut, mereka menemukan bahwa kepuasan pelanggan memiliki pengaruh yang positif dan signifikan terhadap niat perilaku pelanggan McDonald's di Indonesia [10].

2.6. Confusion Matrix

Teknik confusion matrix yaitu teknik yang digunakan untuk mengevaluasi klasifikasi model untuk memperkirakan objek yang benar atau salah. Rumus yang digunakan untuk menghitung confusion matrix multiclass (terdiri lebih dari 2 dataset) tentunya berbeda dengan rumus confusion matrix 2 kelas. Perhitungan confusion matrix dilakukan dengan mencari nilai True Positive (TP), False Positive (FP), True Negative (TN) dan False Negative (FN) untuk setiap kelas (negatif, netral, positif) untuk lebih lengkapnya bisa dilihat pada tabel 1.

Table 1. Confusion Matrix

Kelas	Prediksi Negatif	Prediksi Netral	Prediksi Positif
Kelas Negatif	TN	FNt	FP
Kelas Netral	FN	TNt	FP
Kelas Positif	FN	FNt	TP

Keterangan:

- True Positive (TP), merupakan nilai kelas yang diprediksi bernilai positif dan faktanya positif.
- False Positive (FP), merupakan nilai kelas yang diprediksi bernilai positif dan faktanya negatif atau netral.
- True Negative (TN), merupakan nilai kelas yang diprediksi bernilai negatif dan faktanya negatif.
- False Negative (FN), merupakan nilai kelas yang diprediksi bernilai negatif dan faktanya positif atau netral.
- True Neutral (TNt) merupakan nilai kelas yang diprediksi bernilai netral dan faktanya netral.
- False neutral (FNt) merupakan nilai yang kelas yang diprediksi bernilai netral dan faktanya positif dan negatif.

Menggunakan confusion matrix untuk pengujian menghasilkan perhitungan empat hasil, yang meliputi:

- Akurasi: Nilai akurasi merupakan presentase dari suatu kelas terprediksi dengan benar oleh model yang sudah dibuat, berikut rumus untuk menghitung akurasi:

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{(TP+TN+FP+FN)} \times 100\% \quad (1)$$

- Presisi: Nilai presisi adalah tingkat ketepatan antara informasi yang diminta oleh pengguna yang diminta dengan jawaban yang diberikan oleh sistem, berikut rumus untuk menghitung presisi:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

- Recall: Nilai Recall adalah persentase sebuah program memprediksi sebuah data ke bukan kelas aktualnya, recall biasa disebut juga dengan sensitifitas, berikut rumus untuk menghitung Recall:

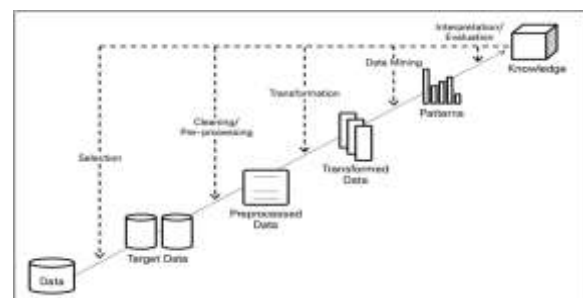
$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

- F1-score: Nilai F1-Score merupakan salah satu perhitungan evaluasi dalam informasi yang mengkombinasikan recall dan presisi. Nilai F1-Score menunjukkan perbandingan rata-rata recall dan presisi yang dibobotkan, berikut rumus untuk menghitung F1-score:

$$F1 = 2 \times \frac{precision \times recall}{precision + recall} \quad (4)$$

3. METODE PENELITIAN

Analisis sentimen menggunakan teknik Naive Bayes dan pendekatan deskriptif kuantitatif dapat dioptimalkan dengan mengintegrasikan proses Knowledge Discovery in Databases (KDD). Proses KDD ini melibatkan serangkaian langkah yang dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Metode Penelitian

3.1. Pengumpulan Data

Pada tahap ini, data yang digunakan untuk analisis sentimen diambil dari berbagai sumber, termasuk data komentar dan ulasan pengguna McDonalds dari platform resmi Google Play Store. Peneliti dapat mengakses data ini dengan menggunakan web scrapping atau API bahasa pemrograman Python.

3.2. Preprocessing

Preprocessing data, merupakan bagian penting dari analisis sentimen, melibatkan sejumlah proses untuk mempersiapkan dan membersihkan data. Proses ini dimulai dengan data *filtering* untuk menghilangkan informasi yang tidak penting atau mengganggu. Selain itu, *case folding* digunakan untuk mengubah semua huruf dalam teks menjadi huruf kecil atau besar, sehingga mudah diproses.

Tokenisasi adalah proses berikutnya, yang membagi teks menjadi kata-kata atau tag khusus yang dapat diproses lebih lanjut. Selanjutnya, *stopword removal* dan *stemming* dilakukan untuk menghilangkan kata-kata umum yang tidak memberikan informasi penting untuk analisis sentimen, seperti "dan", "atau", "dari", dll., dan untuk mengurangi variasi kata yang sama, kata-kata diubah ke bentuk dasarnya (root word).

Labeling kemudian terjadi, di mana data diberi label atau poin emosional sesuai dengan konteksnya. Ini dapat menjadi ulasan positif, negatif, atau netral berdasarkan jumlah bintang yang diberikan pengguna. Terakhir, data dibagi menjadi dua bagian. Yang pertama adalah data pelatihan, yang digunakan untuk melatih model Naive Bayes, dan yang kedua adalah data pengujian, yang digunakan untuk menguji kinerja model setelah dilatih.

3.3. Transformasi

Dalam analisis sentimen, transformasi data melibatkan konversi data teks ke format yang dapat diproses oleh algoritma pembelajaran mesin. Pembobotan TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) adalah salah satu teknik yang digunakan. Teknik ini menentukan seberapa penting suatu kata dalam dokumen yang merupakan bagian dari kumpulan dokumen atau corpus. TF-IDF memberikan prioritas lebih tinggi untuk kata-kata yang sering muncul dalam dokumen tertentu tetapi jarang muncul di dokumen lain dalam corpus. Dengan demikian, kata-kata yang menarik dan informatif diberi prioritas lebih tinggi.

3.4. Data Mining

Data mining adalah proses mengekstrak pola atau pengetahuan yang berguna dari kumpulan data besar. Dalam konteks analisis sentimen, data mining biasanya melibatkan penggunaan algoritma machine learning untuk mengklasifikasikan teks berdasarkan sentimen yang mereka ekspresikan. Algoritma Naive Bayes adalah salah satu algoritma yang sering digunakan dalam analisis sentimen. Algoritma ini bekerja dengan menghitung probabilitas bahwa suatu dokumen atau teks termasuk dalam kategori tertentu (misalnya, positif, negatif, atau netral) berdasarkan kata-kata yang ada di dalamnya. Algoritma ini dikenal efektif dalam klasifikasi teks dan telah digunakan secara luas dalam berbagai aplikasi analisis sentimen.

3.5. Evaluasi

Evaluasi dalam konteks analisis sentimen adalah proses mengukur seberapa baik model machine learning dapat mengklasifikasikan data berdasarkan sentimen yang terkandung di dalamnya. Ini dilakukan dengan membandingkan prediksi yang dibuat oleh model terhadap nilai sebenarnya yang diketahui dari set data pengujian. Metrik evaluasi yang digunakan antara lain yaitu, akurasi, presisi, recall, dan F1 Score. Evaluasi ini penting untuk menentukan kualitas dan keandalan model dalam menganalisis sentimen, serta untuk mengidentifikasi area yang memerlukan perbaikan.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Memuat hasil, Pengujian dan pembahasan yang telah dilakukan.

4.1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dari tanggal 1 November 2023 hingga 15 Desember 2023. Proses ini melibatkan beberapa langkah penting:

4.1.1. Seleksi Data

Sebelum melakukan proses pengambilan data (scrapping) dari ulasan di Google Play Store, peneliti melakukan seleksi data. Tujuan dari seleksi data ini adalah untuk menentukan kriteria data yang relevan dan tepat yang akan dipilih, sesuai dengan persyaratan spesifik analisis sentimen. Beberapa faktor yang dipertimbangkan dalam seleksi data ini antara lain:

- Objek aplikasi: Studi ini melakukan analisis komprehensif dari data ulasan yang diekstrak dari aplikasi McDonald's, yang diidentifikasi dengan nama paket khususnya 'com.Mcdonalds.mobileapp'.
- Bahasa ulasan: Penelitian ini menetapkan bahwa bahasa Indonesia (lang='id') harus digunakan, sehingga memungkinkan pengumpulan ulasan dalam bahasa Indonesia.
- Jumlah data: Penelitian ini menetapkan bahwa total 2000 ulasan harus diperoleh. Angka ini dipilih untuk mendapatkan dataset yang cukup representatif untuk tujuan analisis sentimen.
- Pengurutan data: Penyortiran data dilakukan berdasarkan relevansi ulasan dengan topik aplikasi McDonald's (sort=sort.most_relevant).

4.1.2. Scrapping Data

Proses pengambilan data menggunakan teknik scrapping web melibatkan eksekusi skrip python di Google Colab. Ini melibatkan pemasangan berbagai pustaka, yaitu google-play-scraper, pandas, dan Numpy, yang memainkan peran penting dalam memfasilitasi pengambilan dan manipulasi data. Setelah proses instalasi selesai, data ulasan dikumpulkan menggunakan fungsi reviews() yang disediakan oleh library google_play_scraper. Fungsi ini digunakan untuk mengambil data review dari Google Play Store untuk aplikasi tertentu. Dengan memanggil fungsi reviews() dengan parameter-

parameter yang ditentukan, peneliti dapat mengumpulkan data review untuk analisis dan pemrosesan lebih lanjut. Hasil data yang telah dikumpulkan dapat dilihat pada Gambar 2.

	username	at	score	✓
1148	Michael Aditya	2021-11-15 12:14:30	5	
1149	Asep Saepudin	2022-01-02 00:10:56	5	
814	Pengguna Google	2019-10-20 10:34:01	5	
1148	Pengguna Google	2020-03-04 13:00:06	5	
397	Pengguna Google	2020-03-05 15:10:51	5	
398	Said Mahfud	2023-11-11 02:55:32	5	
399	IPWAGYH IPWAGYH	2023-11-13 12:07:12	5	
1147	Pengguna Google	2019-09-20 03:15:50	5	
402	Pengguna Google	2019-10-16 00:12:22	5	
1147	Pengguna Google	2019-08-15 10:00:54	5	

constant

1148 Tanyak promo menarik dengan harga yang murah

1149 Bersih dan selalu konsisten

814 Bagus lgitt,ngmshwa kantong" mahasiswa.tp lebih....

1148 Sangat puas dengan pelayanan....

397 Aplikasinya bagus banget... promo-nya sangat me....

398 Ini aplikasi MUI yang bisa beli apapun di MUI

399 Sangat membantu aplikasinya saya suka

1147 enak banget promo buat anak muda cocok lgi

401 Suka banget sama aplikasi ini ,karena promonya ...

1147 sdalah adalah salah satu mmu yg saya sukai d....

Gambar 2. Hasil Pengumpulan Data

4.2. Preprocessing

Preprocessing melibatkan beberapa langkah penting untuk membersihkan dan menyiapkan dataset sebelum melakukan analisis lebih lanjut. Langkah-langkah yang dilakukan dalam penentuan parameter meliputi:

4.2.1. Filtering Data

Proses ini melibatkan membersihkan data yang ingin diolah dan memberikan parameter berdasarkan analisis. Beberapa langkah yang dilakukan dalam proses filtering data meliputi:

- Menghapus URL, sebutan, dan tagar
- Menghapus kata-kata yang tidak relevan
- Mengubah huruf asli menjadi huruf kecil

4.2.2. Case Folding

Proses ini mengubah huruf lengkap dalam teks menjadi format huruf kecil atau kecil. Hal ini dilakukan dengan maksud untuk memungkinkan kata-kata yang pada dasarnya identik tetapi disusun dalam huruf besar atau huruf kecil dianggap setara selama proses analisis data.

4.2.3. Tokenization

Proses ini mengubah teks atau informasi yang rumit menjadi entitas kecil. Tokenisasi dilakukan dengan mengubah teks menjadi token menggunakan fungsi ``split()``.

4.2.4. Stopword Removal

Proses ini menghilangkan kata-kata stopwords dalam teks tertentu. Kata-kata stopwords bisa ditandai dengan kurangnya nilai semantik atau kontribusinya yang dapat diabaikan terhadap analisis teks.

4.2.5. Stemming

Proses ini mengubah kata-kata menjadi bentuk dasar atau akar kata. Dalam bahasa Indonesia, kata-

kata sering menunjukkan variasi dengan akhiran atau awalan yang berbeda. Melalui penerapan stemming, variasi kata yang tidak perlu dapat diminimalkan, dan kata-kata yang berbagi akar yang sama dapat digabungkan untuk menghasilkan representasi yang lebih ringkas.

Context	Source	Normalized Source
<p>yang akan dapat secara lebih detail dan akurat mengenai kondisi kesehatan dan secara lebih akurat lagi mengenai data kesehatan di provinsi kabupaten kota dan kecamatan</p>	<p>tersebut yang kemudian akan dapat secara lebih detail dan akurat mengenai kondisi kesehatan dan secara lebih akurat lagi mengenai data kesehatan di provinsi kabupaten kota dan kecamatan</p>	<p>tersebut yang kemudian akan dapat secara lebih detail dan akurat mengenai kondisi kesehatan dan secara lebih akurat lagi mengenai data kesehatan di provinsi kabupaten kota dan kecamatan</p>
<p>di rumah-rumah penduduk yang akan kemudian dapat secara lebih detail dan akurat lagi mengenai data kesehatan dan secara lebih akurat lagi mengenai data kesehatan di provinsi kabupaten kota dan kecamatan</p>	<p>tersebut yang kemudian akan dapat secara lebih detail dan akurat mengenai kondisi kesehatan dan secara lebih akurat lagi mengenai data kesehatan di provinsi kabupaten kota dan kecamatan</p>	<p>tersebut yang kemudian akan dapat secara lebih detail dan akurat mengenai kondisi kesehatan dan secara lebih akurat lagi mengenai data kesehatan di provinsi kabupaten kota dan kecamatan</p>
<p>tersebut yang akan dapat secara lebih detail dan akurat lagi mengenai data kesehatan dan secara lebih akurat lagi mengenai data kesehatan di provinsi kabupaten kota dan kecamatan</p>	<p>tersebut yang akan dapat secara lebih detail dan akurat mengenai kondisi kesehatan dan secara lebih akurat lagi mengenai data kesehatan di provinsi kabupaten kota dan kecamatan</p>	<p>tersebut yang akan dapat secara lebih detail dan akurat mengenai kondisi kesehatan dan secara lebih akurat lagi mengenai data kesehatan di provinsi kabupaten kota dan kecamatan</p>
<p>yang di kabupaten kota dan kecamatan</p>	<p>tersebut yang akan dapat secara lebih detail dan akurat mengenai kondisi kesehatan dan secara lebih akurat lagi mengenai data kesehatan di provinsi kabupaten kota dan kecamatan</p>	<p>tersebut yang akan dapat secara lebih detail dan akurat mengenai kondisi kesehatan dan secara lebih akurat lagi mengenai data kesehatan di provinsi kabupaten kota dan kecamatan</p>
<p>yang di kabupaten kota dan kecamatan</p>	<p>tersebut yang akan dapat secara lebih detail dan akurat mengenai kondisi kesehatan dan secara lebih akurat lagi mengenai data kesehatan di provinsi kabupaten kota dan kecamatan</p>	<p>tersebut yang akan dapat secara lebih detail dan akurat mengenai kondisi kesehatan dan secara lebih akurat lagi mengenai data kesehatan di provinsi kabupaten kota dan kecamatan</p>

Gambar 3. Hasil *Preprocessing*

4.2.6. Labeling

Proses ini digunakan untuk mengkategorikan sentimen sebagai negatif, positif, atau netral. Fungsi `label_sentiment()` digunakan untuk menentukan label sentimen berdasarkan skor yang diberikan.

[illegible]

Gambar 4. Hasil *Labeling*

4.2.7. Splitting data

Splitting data adalah proses membagi kumpulan data menjadi dua subset, yaitu data pelatihan dan data uji. Tujuannya adalah untuk mencegah overfitting pada model. Overfitting terjadi ketika model terlalu rumit dan mampu menghafal setiap detail rumit dalam data yang terlatih, sehingga menghambat kemampuan untuk menggeneralisasi ketika menemukan data baru. Dengan memisahkan kumpulan data menjadi data pelatihan dan pengujian, model dapat dilatih pada yang pertama dan dievaluasi pada yang terakhir untuk menilai kinerja mereka pada data yang sebelumnya tidak terlihat. Proses splitting data dapat membantu meningkatkan kualitas model dan memastikan kemampuan model untuk menggeneralisasi pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Tabel 1. Pembagian Data

No.	DATA LATIH	DATA UJI
1	80%	20%
2	70%	30%
3	60%	40%
4	50%	50%

Setelah tahap preprocessing selesai, data dapat diorganisir lebih baik dan siap untuk analisis lebih lanjut.

4.3. Transformasi

Transformasi data mengacu pada proses konversi data dari bentuk tekstual ke format numerikal yang lebih cocok untuk analisis atau penggunaan selanjutnya. Dalam konteks spesifik aplikasi analisis sentimen untuk McDonalds, transformasi dilakukan dengan menggunakan TF-IDFVectorizer. TFI-IDFVectorizer berfungsi untuk mengekstraksi fitur kata/ngram dan menentukan frekuensi kemunculannya, sementara secara bersamaan menghitung TF-IDF pada data yang telah dilatih. Prosedur rumit ini dijalankan dengan memanggil metode `fit_transform()`. Proses transformasi data difasilitasi melalui penggunaan perintah bahasa python, sehingga memungkinkan pengguna untuk secara langsung memvisualisasikan hasil transformasi melalui gambar. Pemanfaatan metode TF-IDF sangat penting untuk melakukan pembobotan kata pada data teks. Hasil transformasi yang dihasilkan selanjutnya dapat dimanfaatkan dalam ranah analisis sentimen, khususnya pada data yang telah dilatih.



Gambar 5. Hasil Transformasi

4.4. Data Mining

Data mining merupakan proses analitis data besar yang terdiri dari beberapa tahapan, dimulai dari pengumpulan data yang relevan yaitu ulasan pengguna McDonald's, dilanjutkan pembersihan dan persiapan data dengan menghilangkan data yang tidak relevan dan noise, kemudian transformasi data teks menjadi fitur yang dapat digunakan model Naive Bayes melalui tokenisasi dan vektorisasi. Setelah itu, model Naive Bayes dipilih dan diterapkan karena kemampuannya menangani banyak fitur tekstual dan melakukan klasifikasi dengan cepat. Model dilatih dengan data latih agar dapat mengidentifikasi pola dalam data yang mewakili sentimen positif, negatif dan netral. Kemudian model dievaluasi dengan data uji untuk mengukur performa.

MODEL 1	KELAS NEGATIF PREDIKSI	KELAS PREDIKSI NETRAL	KELAS POSITIF PREDIKSI
KELAS NEGATIF	1044	0	2
KELAS NETRAL	39	46	11
KELAS POSITIF	17	0	441

Gambar 6. confusion matrix data latih

Dari confusion matrix, berbagai metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score dapat

dihitung untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi.

Tabel 2. Hasil Pelatihan Model

NO	MODEL	AKURASI
1	Model Pertama	0.949
2	Model Kedua	0.952
3	Model Ketiga	0.944
4	Model Keempat	0.946

Berdasarkan tabel 2 pemerolehan model akurasi data latih adalah pada Model Kedua mencapai akurasi tertinggi 95,2% pada data terlatih menggunakan model Naive Bayes. Ini menunjukkan bahwa algoritma Naive Bayes, dengan pipeline preprocessing dan ekstraksi fitur, berhasil mengklasifikasikan sentimen ulasan McDonalds pada data terlatih dengan tingkat akurasi yang tinggi. Keakuratan model Naive Bayes pada data pelatihan menunjukkan bahwa model tersebut secara efektif mengidentifikasi dan memetakan pola dalam data, memungkinkan prediksi sentimen yang akurat.

Model yang berkinerja terbaik pada data pelatihan dapat digunakan untuk klasifikasi sentimen pada data pengujian. Namun, penting untuk dicatat bahwa kinerja pada data pelatihan tidak selalu mencerminkan kinerja pada data pengujian. Oleh karena itu, sangat penting untuk melakukan pengujian lebih lanjut pada data uji untuk menilai kemampuan model untuk menggeneralisasi dan memprediksi data baru yang tidak terlihat. Setelah semua proses selesai nilai akurasi prediksi data latih pada data uji bisa dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Prediksi Data Uji

NO	MODEL	AKURASI
1	Model Pertama	0.86
2	Model Kedua	0.841
3	Model Ketiga	0.627
4	Model Keempat	0.631

Berdasarkan data yang disajikan pada Tabel 3, terbukti bahwa model Naive Bayes mencapai tingkat akurasi tertinggi, mencapai 86%, ketika diuji. Hasil ini secara khusus diperoleh oleh Model Pertama. Namun, penting untuk dicatat bahwa nilai akurasi ini relatif lebih rendah daripada akurasi tertinggi yang dicapai oleh model selama pelatihan, yaitu 95,2%. Penurunan akurasi menyiratkan bahwa model Naive Bayes menghadapi kesulitan dalam menerapkan pola yang dipelajari dari data pelatihan secara efektif ke data uji. Oleh karena itu, perlu perhatian lebih lanjut untuk meningkatkan kinerjanya saat diuji.

Berdasarkan beberapa kali percobaan yang dilakukan, dapat dilihat pada Table 3 nilai akurasi paling tinggi terdapat pada model pertama, maka akan dilakukan evaluasi lebih lanjut pada model tersebut.

4.5. Evaluasi

Confusion matrix digunakan dalam evaluasi model klasifikasi untuk menampilkan performa model pada serangkaian data uji di mana nilai sebenarnya

diketahui. Matrix ini berisi informasi tentang klasifikasi yang benar (disebut true) dan klasifikasi yang salah (disebut false). Biasanya, confusion matrix berbentuk tabel 3x3 untuk masalah klasifikasi biner, yang terdiri dari empat sel: true positive, false negative, false positive, dan true negative.

Dalam konteks model klasifikasi, nilai-nilai dalam confusion matrix memiliki arti sebagai berikut:

- True Positive (TP): Jumlah sampel positif yang diprediksi dengan benar.
- True Negative (TN): Jumlah sampel negatif yang diprediksi dengan benar.
- False Positive (FP): Jumlah sampel negatif yang salah diprediksi sebagai positif.
- False Negative (FN): Jumlah sampel positif yang salah diprediksi sebagai negatif.

Dari confusion matrix, berbagai metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score dapat dihitung untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi.

Tabel 4. Confusion Matrix

Kelas	Prediksi Negatif	Prediksi Netral	Prediksi Positif
Negatif	253	0	0
Netral	26	0	0
Positif	30	0	91

Tabel 4 menunjukkan confusion matrix untuk model klasifikasi. Berikut adalah perhitungan metrik evaluasi menggunakan rumus:

$$Akurasi = \frac{253+0+91}{253+0+91+26+0+0+30} \times 100 \quad (1)$$

$$= 0.86 = 86\%$$

$$Precision = \frac{81.87\%+0\%+100\%}{3} = 54,5\% \quad (2)$$

$$Recall = \frac{100\%+0\%+75.20\%}{3} = 58\% \quad (3)$$

$$F1 - Score = 2x \frac{95.11\%+0\%+85.84\%}{3} \quad (4)$$

$$= 60.31\%$$

Berdasarkan perhitungan di atas dapat kita ketahui untuk rata rata dari setiap kelasnya kelasnya berdasarkan Tabel 5.

Tabel 5 Hasil Akurasi Model Pertama

Model	Akurasi	Presisi	Recall	F1-Score
Model Pertama	86%	54%	58%	60%

Berdasarkan Tabel 5 dapat diketahui secara detail dengan penjelasan berdasarkan yang di peroleh

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Algoritma Naive Bayes menunjukkan kemampuan terpuji untuk secara efektif mengklasifikasikan sentimen yang diungkapkan

dalam ulasan pengguna McDonalds, mencapai tingkat akurasi hingga 86% ketika diuji terhadap data pengujian. Namun demikian, perlu dicatat bahwa tingkat akurasi ini kurang dari tingkat akurasi yang diamati dalam data terlatih, yang mencapai 95,2% yang mengesankan. Perbedaan ini menunjukkan bahwa model Naive Bayes masih menghadapi tantangan dalam hal membuat generalisasi. Selanjutnya, berbagai presisi, ingatan, dan skor F1 yang diamati di kelas sentimen yang berbeda menunjukkan ketidakseimbangan kinerja dalam model Naive Bayes. Melihat lebih dekat, model Naive Bayes menghasilkan tingkat akurasi 86%, disertai dengan tingkat presisi 54%, tingkat recall 58%, dan F1-score 60%.

Angka-angka numerik ini menjelaskan fakta bahwa, meskipun memiliki tingkat presisi yang cukup tinggi, model Naive Bayes akan mendapat manfaat dari peningkatan lebih lanjut dalam hal akurasi. Nilai ingatan yang tinggi menandakan kapasitas model untuk secara akurat mengidentifikasi sebagian besar kasus positif, sementara skor F1 yang tidak seimbang dapat menunjukkan distribusi yang tidak merata antara positif palsu dan negatif palsu. Akibatnya, menjadi jelas bahwa evaluasi dan penyempurnaan tambahan diperlukan untuk mengoptimalkan kinerja model Naive Bayes.

Berdasarkan temuan penelitian ini, beberapa saran muncul untuk penelitian dan pengembangan di masa depan. Salah satu rekomendasi tersebut melibatkan peningkatan teknik pengambilan sampel data untuk mencapai distribusi kelas yang lebih seimbang dalam data pelatihan dan pengujian. Ini memiliki potensi untuk meningkatkan kinerja model klasifikasi. Jalan lain yang layak dijelajahi adalah bereksperimen dengan metode alternatif klasifikasi sentimen, seperti Mesin Vektor Dukungan (SVM), Regresi Logistik, atau pembelajaran mendalam, dan kemudian membandingkan hasil dengan yang diperoleh menggunakan model Naive Bayes. Optimalisasi parameter dan pengayaan data mewakili strategi tambahan yang dapat dikejar untuk meningkatkan kinerja pendekatan Naive Bayes dalam konteks klasifikasi sentimen.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Y. A. V. Gunawan, N. A. S. Er, I. B. M. Mahendra, I. M. Widiartha, I. G. N. A. C. Putra, And I. G. A. G. A. Kadyanan, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Transportasi Online Menggunakan Multinomial Naïve Bayes Dan Query Expansion Ranking," *Jeliku (Jurnal Elektron. Ilmu Komput. Udayana)*, Vol. 11, No. 1, P. 121, 2022, Doi: 10.24843/Jlk.2022.V11.I01.P13.
- [2] N. L. W. S. R. Ginantra, C. P. Yanti, G. D. Prasetya, I. B. G. Sarasvananda, And I. K. A. G. Wiguna, "Analisis Sentimen Ulasan Villa Di Ubud Menggunakan Metode Naive Bayes, Decision Tree, Dan K-Nn," *J. Nas. Pendidik.*

- Tek. Inform.*, Vol. 11, No. 3, Pp. 205–215, 2022, Doi: 10.23887/Janapati.V11i3.49450.
- [3] B. Z. Ramadhan, R. I. Adam, And I. Maulana, “Analisis Sentimen Ulasan Pada Aplikasi E-Commerce Dengan Menggunakan Algoritma Naïve Bayes,” *J. Appl. Informatics Comput.*, Vol. 6, No. 2, Pp. 220–225, 2022, Doi: 10.30871/Jaic.V6i2.4725.
- [4] M. K. K. Insan, U. Hayati, And O. Nurdiawan, “Analisis Sentimen Aplikasi Brimo Pada Ulasan Pengguna Di Google Play Menggunakan Algoritma Naive Bayes,” *Jati (Jurnal Mhs. ...)*, Vol. 7, No. 1, Pp. 478–483, 2023.
- [5] A. P. Astuti, S. Alam, And I. Jaelani, “Komparasi Algoritma Support Vector Machine Dengan Naive Bayes Untuk Analisis Sentimen Pada Aplikasi Brimo,” *J. Bangkit Indones.*, 2022.
- [6] N. F. Armina, N. Sulistiyowati, And ..., “Implementasi Algoritma Multinomial Naive Bayes Pada Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Pengguna Aplikasi Brimo,” *Jati (Jurnal Mhs. ...)*, 2023.
- [7] F. S. Pattiiha And H. Hendry, “Perbandingan Metode K-Nn, Naïve Bayes, Decision Tree Untuk Analisis Sentimen Tweet Twitter Terkait Opini Terhadap Pt Pal Indonesia,” *Jurikom (Jurnal Ris. Komputer)*, Vol. 9, No. 2, P. 506, 2022, Doi: 10.30865/Jurikom.V9i2.4016.
- [8] C. Villavicencio, J. J. Macrohon, X. A. Inbaraj, J. H. Jeng, And J. G. Hsieh, “Twitter Sentiment Analysis Towards Covid-19 Vaccines In The Philippines Using Naïve Bayes,” *Inf.*, Vol. 12, No. 5, 2021, Doi: 10.3390/Info12050204.
- [9] D. Anggraini And L. O. A. Rahman, “Prediksi Kondisi Kritis Anak Di Ruang Intensif Melalui Machine Learning: Tinjauan Literatur,” *J. Keperawatan Abdurrah*, Vol. 5, No. 2, Pp. 62–72, 2021, Doi: 10.36341/Jka.V5i2.2191.
- [10] F. M. Iskandar And S. Widiyanesti, “Pengaruh Service Performance Terhadap Customer Satisfaction Dan Dampaknya Pada Behavioral Intention Pelanggan Mcdonald’s Di Indonesia,” *E-Proceeding Manag.*, Vol. 7, No. 1, Pp. 475–489, 2020.