



ANALISIS SENTIMEN PELANGGAN RESTORAN PIZZA HUT PONTIANAK PADA GOOGLE MAPS MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES CLASSIFIER

Raymond Setiawan^{1*}, Genrawan Hoendarto², Krisyesika³

^{1,3} Bisnis Digital Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Widya Dharma Pontianak,

²Informatika Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Widya Dharma Pontianak, Kalimantan Barat, Indonesia

Correspondence: E-mail: 22430177@widyadharm.ac.id

genrawan@widyadharm.ac.id

krisyesika@widyadharm.ac.id

ABSTRACT

Perkembangan teknologi informasi mendorong perubahan dalam cara bisnis memanfaatkan umpan balik pelanggan. Ulasan pada platform digital seperti Google Maps menjadi sumber penting untuk mengukur kepuasan pelanggan. Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen ulasan pelanggan Pizza Hut di Pontianak menggunakan metode Naïve Bayes. Pendekatan kuantitatif diterapkan pada 1008 data ulasan hasil scraping yang dilabeli menjadi positif dan negatif. Data melalui preprocessing meliputi cleaning, case folding, normalisasi, tokenisasi, stopword removal, dan stemming sebelum klasifikasi dan evaluasi menggunakan confusion matrix. Hasil menunjukkan 77,2% sentimen positif dan 22,8% negatif. Model menghasilkan akurasi 84,65%, precision 90,32%, recall 89,74%, dan error rate 15,35%. Kepuasan dipengaruhi kualitas produk, pelayanan, dan suasana, sedangkan ketidakpuasan terkait aspek operasional seperti waktu layanan. Penelitian ini dapat menjadi dasar pengambilan keputusan berbasis data.

ARTICLE INFO

Article History:

Submitted/Received 21 May 2026

First Revised 22 May 2026

Accepted 26 May 2026

First Available online 27 May 2026

Publication Date 27 May 2026

Keyword:

Analisis Sentimen,
Google Maps,
Naïve Bayes,
Text Mining,
Ulasan Pelanggan Restoran.

1. PENDAHULUAN

Pada era transformasi digital saat ini, perkembangan teknologi informasi dan komunikasi telah mengubah fundamental cara bisnis berinteraksi dengan konsumen (Ausat et al., 2025). Pesatnya adopsi perangkat pintar dan akses internet membuka peluang bagi setiap pemilik bisnis, termasuk dalam industri kuliner seperti Restoran Pizza Hut, untuk memperbarui strategi pemasaran dan operasional mereka secara real-time. Di masa lalu, ulasan pelanggan mungkin hanya didapatkan melalui kotak saran fisik yang terbatas. Namun kini, pelanggan dapat dengan bebas memberikan penilaian, kritik, maupun apresiasi melalui platform digital seperti Google Maps (Atmojo et al., 2025; Wulandari et al., 2024).

Ulasan-ulasan digital ini bukan sekadar kumpulan teks, melainkan cerminan objektif dari tingkat kepuasan pelanggan terhadap berbagai dimensi bisnis, mulai dari kualitas rasa produk, keramahan pelayanan, efisiensi waktu penyajian, hingga kebersihan dan suasana fisik restoran (Mutiara et al., 2020). Bagi pelaku usaha, penilaian tersebut merupakan aset data yang sangat bernilai untuk memahami preferensi konsumen serta mengevaluasi kinerja internal bisnis secara menyeluruh (Aisyah et al., 2025). Pemanfaatan ulasan pelanggan secara optimal memungkinkan manajemen untuk merumuskan strategi bisnis yang lebih tepat sasaran dan kompetitif di tengah ketatnya persaingan usaha makanan (Ismail et al., 2025; Pratamaputra & Keni, 2024; Saniantara et al., 2023).

Volume ulasan yang mencapai ribuan setiap bulannya menjadi tantangan tersendiri untuk dianalisis secara manual. Oleh karena itu, solusi yang ditawarkan adalah penggunaan pembelajaran mesin (Machine Learning) untuk melakukan klasifikasi analisis sentimen secara otomatis. Analisis sentimen memungkinkan opini pelanggan dikategorikan secara efisien ke dalam kelas Positif atau Negatif. Dalam penelitian ini, metode yang dipilih adalah Naïve Bayes Classifier (NBC). Algoritme ini dipilih karena memiliki efisiensi waktu pelatihan yang sangat baik dan kemudahan dalam implementasi teknis. Berbeda dengan metode lain yang mungkin memerlukan sumber daya komputasi tinggi, Naïve Bayes mampu bekerja secara konsisten pada dataset teks dengan asumsi independensi fitur yang kuat, sehingga sangat relevan untuk mengolah ulasan restoran yang seringkali bersifat to-the-point.

Penelitian oleh (Lubis & Setyawan, 2024) yang membuktikan efektivitas Naïve Bayes dalam mengklasifikasikan komentar dengan dataset besar hingga mencapai akurasi 84,83%. Penelitian oleh (Azzahra & Wibowo, 2020) yang menerapkan algoritme ini pada ulasan kuliner di TripAdvisor dan memperoleh tingkat akurasi klasifikasi sentimen yang sangat tinggi sebesar 98,67%. Penelitian oleh (Cahya Kamilla et al., 2024) yang menegaskan pentingnya tahapan text mining seperti stemming dan stopword removal untuk meningkatkan performa Naïve Bayes dalam mengenali persepsi pelanggan. Dominasi sentimen positif dalam ulasan daring dapat menjadi indikator kuat bahwa pelanggan merasa puas terhadap kualitas produk dan layanan yang diberikan, sehingga mencerminkan keberhasilan manajemen dalam memenuhi ekspektasi konsumen (Lestari & Febrianti, 2025). Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini difokuskan pada analisis ulasan pelanggan Restoran Pizza Hut di Pontianak menggunakan algoritma Naïve Bayes. Melalui penelitian ini, diharapkan dapat diperoleh gambaran yang jelas mengenai persepsi pelanggan sehingga hasilnya dapat dimanfaatkan oleh manajemen sebagai dasar pengambilan keputusan berbasis data (data-driven decision making).

Beberapa penelitian terdahulu telah menerapkan analisis sentimen menggunakan metode Naïve Bayes pada sektor pariwisata dan layanan digital. Penelitian oleh (Ardhi et al., 2026) menganalisis 1.500 ulasan pengguna aplikasi Traveloka dan menghasilkan akurasi 86,7%, yang menunjukkan bahwa ulasan pengguna dapat dimanfaatkan untuk mengevaluasi kualitas layanan digital. Selanjutnya, (Putra & Ridok, 2025) meneliti ulasan pelanggan hotel dari

Raymond Setiawan, Genrawan Hoendarto, Krisyesika., ANALISIS SENTIMEN PELANGGAN RESTORAN PIZZA HUT PONTIANAK PADA GOOGLE MAPS MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES CLASSIFIER | 3576

platform online travel agent dan memperoleh akurasi 82,4%, yang membuktikan bahwa analisis sentimen membantu meningkatkan kualitas layanan berdasarkan masukan pelanggan. Penelitian oleh (Salsabila et al., 2022) membandingkan metode Naïve Bayes dan Support Vector Machine pada 2.000 data ulasan hotel. Hasilnya, SVM memiliki akurasi lebih tinggi (88,3%) dibanding Naïve Bayes (85,1%), namun Naïve Bayes lebih efisien secara komputasi. Kemudian, (Al et al., 2025) menemukan bahwa dari 1.200 ulasan pengguna, sebanyak 78% termasuk kategori positif dengan akurasi 80,5%, yang menunjukkan tingkat kepuasan pengguna cukup tinggi meskipun masih terdapat beberapa kekurangan layanan. Sementara itu, (Fardeen & Ricky Eka Putra, 2025) memperoleh akurasi 84% dari 500 ulasan hotel, yang menunjukkan bahwa analisis sentimen efektif digunakan sebagai alat evaluasi dalam meningkatkan kualitas pelayanan. Secara keseluruhan, penelitian-penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode Naïve Bayes efektif digunakan dalam klasifikasi sentimen dan dapat membantu dalam memahami kepuasan pengguna serta mendukung pengambilan keputusan untuk peningkatan layanan.

2. METODE

Pada bagian ini akan dijelaskan metode yang digunakan dalam penelitian, mulai dari tahapan pengumpulan data hingga tahap akhir berupa evaluasi.

2.1. Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data ulasan pelanggan Pizza Hut Pontianak yang diperoleh melalui proses scraping pada platform Google Maps. Data yang diperoleh berupa teks ulasan pelanggan tanpa menggunakan rating bintang sebagai acuan sentimen. Jumlah data awal yang berhasil dikumpulkan sebanyak 1079 data ulasan.

2.2 Pelabelan Data

Pelabelan data dilakukan secara manual dengan membagi ulasan ke dalam dua kategori, yaitu sentimen positif dan sentimen negatif. Ulasan yang bersifat netral tidak digunakan dalam penelitian ini sehingga dihapus pada tahap preprocessing. Setelah proses pelabelan dilakukan, jumlah data yang digunakan sebanyak 1008 data ulasan yang terdiri dari 778 sentimen positif dan 230 sentimen negatif.

2.3 Pra-Pemrosesan Data

Pra-pemrosesan data merupakan tahapan penting dalam analisis sentimen karena data teks mentah dari ulasan umumnya masih belum bersih dan tidak terstruktur, sehingga dapat memengaruhi hasil klasifikasi. Tahap ini terdiri dari beberapa proses, yaitu cleaning, case folding, normalization, tokenization, stopword removal, dan stemming. Cleaning dilakukan dengan menghapus karakter non-abjad seperti tanda baca, angka, emoji, dan simbol sehingga teks hanya berisi huruf yang diperlukan. Case folding merupakan proses mengubah seluruh huruf pada teks menjadi huruf kecil agar data memiliki format yang konsisten. Selanjutnya, normalization bertujuan mengubah kata singkatan atau kata tidak baku menjadi bentuk standar sesuai pedoman bahasa atau kamus, serta menghilangkan huruf yang berulang agar variasi kata dapat dikurangi dan akurasi model meningkat. Tahap tokenization dilakukan dengan memecah kalimat menjadi kata-kata individu sehingga mempermudah proses pengolahan data. Stopword removal bertujuan menghilangkan kata-kata umum seperti kata hubung, kata depan, kata ganti, dan kata bantu agar model lebih fokus pada kata yang memiliki makna positif maupun negatif, sehingga noise pada data dapat dikurangi. Setelah

itu, stemming dilakukan dengan menghapus imbuhan seperti awalan, akhiran, maupun sisipan untuk mengubah kata menjadi bentuk dasar sehingga kata-kata dengan makna serupa dapat disederhanakan. Melalui tahapan pra-pemrosesan ini, data yang digunakan menjadi lebih bersih, terstruktur, dan konsisten sehingga dapat meningkatkan efektivitas dan efisiensi proses analisis data.

2.4. Algoritma Naïve Bayes Classifier

Metode ini menghitung probabilitas berdasarkan Teorema Bayes dengan asumsi independensi antar fitur. Persamaan yang digunakan ditunjukkan oleh Persamaan (1).

$$P(H|X) = \frac{(P(X|H)P(H))}{(P(X))} \quad (1)$$

X = Data ulasan dengan kelas yang belum diketahui.

H = Hipotesis bahwa data X termasuk dalam kelas spesifik (Positif/Negatif).

P(H|X) = Probabilitas posterior (peluang kelas muncul setelah diberikan data).

P(H) = Probabilitas prior (peluang awal dari sebuah kelas).

P(X|H) = Probabilitas kemunculan data pada kelas yang diberikan.

P(X) = Probabilitas prior dari prediktor.

2.5. Evaluasi Performa

Evaluasi model dilakukan untuk mengukur kemampuan model dalam melakukan prediksi menggunakan metode Confusion Matrix. Metode ini digunakan untuk membandingkan hasil prediksi model dengan kondisi sebenarnya yang terjadi pada data. Dalam proses evaluasi terdapat empat komponen utama, yaitu:

- True Positive (TP): Kondisi ketika model memberikan prediksi benar dan hasil sebenarnya juga benar.
- True Negative (TN): Kondisi ketika model memberikan prediksi salah dan hasil sebenarnya memang salah.
- False Positive (FP): Kondisi ketika model memprediksi benar, tetapi hasil sebenarnya salah.
- False Negative (FN): Kondisi ketika model memprediksi salah, padahal hasil sebenarnya benar.

Kinerja model dinilai menggunakan metrik dari Confusion Matrix sebagai berikut:

- Akurasi (Accuracy), mengukur sejauh mana model benar dalam mengklasifikasi ulasan. Persamaan yang digunakan ditunjukkan pada Persamaan (2).

$$Accuracy = \frac{(TP+TN)}{(TP+TN+FP+FN)} \quad (2)$$

- Presisi (Precision), mengukur ketepatan antara hasil prediksi positif dengan data aktual positif. Persamaan yang digunakan ditunjukkan pada Persamaan (3).

$$Precision = \frac{(TP)}{(TP+FP)} \quad (3)$$

- Recall, mengukur keberhasilan model dalam mengidentifikasi seluruh data positif yang ada. Persamaan yang digunakan ditunjukkan pada Persamaan (4).

$$Recall = \frac{(TP)}{(TP+FN)} \quad (4)$$

d. Classification Error, mengukur tingkat kesalahan klasifikasi. Persamaan yang digunakan ditunjukkan pada Persamaan (5).

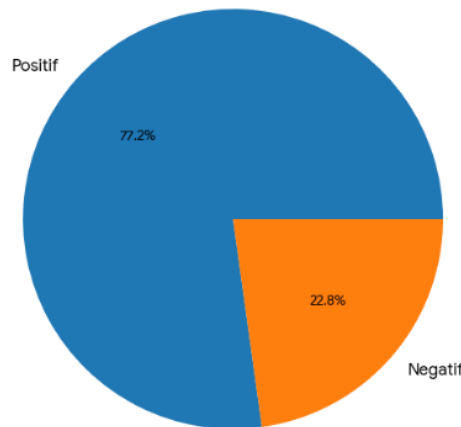
$$Error = \frac{(FP+FN)}{(TP+TN+FN+FP)} \tag{5}$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Pelabelan Data

Pada tahap ini dilakukan proses web scrapping pada ulasan Pizza Hut Pontianak melalui Google Maps. Data awal yang dihasilkan dari scrapping adalah 1079 data ulasan yang selanjutnya akan dilakukan prapemrosesan data. Pada tahap ini dilakukan proses prapemrosesan data untuk meningkatkan kualitas dataset sebelum digunakan dalam proses analisis. Salah satu langkah yang dilakukan adalah menghapus data ulasan yang kosong, duplikat, netral atau tidak relevan dengan tujuan penelitian. Proses ini bertujuan untuk memastikan bahwa data yang digunakan benar-benar representatif dan dapat memberikan hasil analisis yang lebih akurat. Dengan menghilangkan data yang tidak relevan, diharapkan model klasifikasi dapat bekerja lebih optimal dalam mengidentifikasi sentimen ulasan pelanggan. Berdasarkan hasil yang didapatkan sebanyak 1008 ulasan dengan data sentimen positif sebanyak 778 dan data sentimen negatif sebanyak 230.

Distribusi Sentimen Ulasan Pelanggan Pizza Hut Pontianak



Gambar 1. Persentase Ulasan Pelanggan

Gambar 1 menunjukkan persentase ulasan pelanggan yang telah dilabeli dengan hasil 77,2% merupakan sentiment positif, sedangkan 22,8% merupakan sentiment negative. Pelabelan sentimen positif dan sentimen negatif dilakukan secara manual, untuk menghindari ambiguitas dari pengguna ketika memberikan rating pada ulasan. Pada Tabel 1 menunjukkan sampel hasil pelabelan manual yang telah dilakukan.

Tabel 1. Hasil Pelabelan Manual

Ulasan	Label
Parkirnya luas pemesanan tergantung antrian.. BTW semua memuaskan	Positif

Pelayannya ramah n makanannya enak. Anak2 jg bs ikut membuat pizza	Positif
Lumayan manyun hari ini, lebih 30 menit nungguin tak datang2 pesanan kita.	Negatif
pernah kelupaan pesanan, nunggu sampai 1 jam.	Negatif

3.2. Text Processing

Setelah melakukan pelabelan, dilakukan beberapa tahap untuk menghasilkan data yang dapat digunakan untuk melakukan pemrosesan.

1. *Cleaning*, proses ini dilakukan untuk menghapus karakter non-abjad seperti tanda baca, angka, emoji, dan simbol dari ulasan pengguna.

Tabel 2. Proses Cleaning

Sebelum Cleaning	Setelah Cleaning
Parkirnya luas pemesanan tergantung antrian.. BTW semua memuaskan	Parkirnya luas pemesanan tergantung antrian BTW semua memuaskan
Pelayannya ramah n makanannya enak. Anak2 jg bs ikut membuat pizza	Pelayannya ramah n makanannya enak Anak jg bs ikut membuat pizza
Sebelum Cleaning	Setelah Cleaning
Lumayan manyun hari ini, lebih 30 menit nungguin tak datang pesanan kita.	Lumayan manyun hari ini lebih menit nungguin tak datang pesanan kita
pernah kelupaan pesanan, nunggu sampai 1 jam.	pernah kelupaan pesanan nunggu sampai jam

Proses *cleaning* pada **Tabel 2** menunjukkan penghapusan tanda baca dan karakter tidak penting sehingga teks menjadi lebih bersih.

2. *Case Folding*, proses ini dilakukan untuk mengubah semua ulasan huruf besar menjadi huruf kecil.

Tabel 3. Proses Case Folding

Sebelum Case Folding	Setelah Case Folding
Parkirnya luas pemesanan tergantung antrian BTW semua memuaskan	parkirnya luas pemesanan tergantung antrian btw semua memuaskan
Pelayannya ramah n makanannya enak Anak jg bs ikut membuat pizza	pelayannya ramah n makanannya enak anak jg bs ikut membuat pizza
Lumayan manyun hari ini lebih menit nungguin tak datang pesanan kita	lumayan manyun hari ini lebih menit nungguin tak datang pesanan kita
pernah kelupaan pesanan nunggu sampai jam	pernah kelupaan pesanan nunggu sampai jam
Sebelum Case Folding	Setelah Case Folding

Pada **Tabel 3** dilakukan *case folding* untuk mengubah seluruh huruf menjadi lowercase agar konsisten.

3. *Normalization*, proses ini adalah tahapan yang dilakukan untuk mengonversi kata tidak baku dan singkatan ke dalam bentuk yang sesuai dengan standar bahasa, serta

menghilangkan pengulangan huruf yang tidak diperlukan. Proses ini bertujuan untuk meningkatkan konsistensi data dengan mengurangi variasi bentuk kata.

Tabel 4. Proses Normalization

Sebelum Normalization	Setelah Normalization
parkirnya luas pemesanan tergantung antrian btw semua memuaskan	parkirnya luas pemesanan tergantung antrian by the way semua memuaskan
pelayannya ramah n makanannya enak anak jg bs ikut membuat pizza	pelayannya ramah dan makanannya enak anak juga bisa ikut membuat pizza
lumayan manyun hari ini lebih menit nungguin tak datang pesanan kita	lumayan manyun hari ini lebih menit nungguin tak datang pesanan kita
pernah kelupaan pesanan nunggu sampai jam	pernah kelupaan pesanan nunggu sampai jam

Proses *normalization* pada **Tabel 4** bertujuan mengubah kata tidak baku menjadi bentuk standar.

4. *Tokenization*, adalah tahap yang dilakukan untuk memisahkan kalimat menjadi kata-kata individu (token), sehingga memudahkan dalam proses ekstraksi fitur dan analisis data teks.

Tabel 5. Proses Tokenization

Sebelum Tokenization	Setelah Tokenization
parkirnya luas pemesanan tergantung antrian by the way semua memuaskan	"parkir" "nya" "luas" "pemesanan" "tergantung" "antrian" "by" "the" "way" "semua" "memuaskan"
pelayannya ramah dan makanannya enak anak juga bisa ikut membuat pizza	'pelayan" "nya" "ramah" "dan" "makanan" "nya" "enak" "anak" "juga" "bisa" "ikut" "membuat" "pizza"
lumayan manyun hari ini lebih menit nungguin tak datang pesanan kita	"lumayan" "manyun" "hari" "ini" "lebih" "menit" "nungguin" "tak" "dating" "pesanan" "kita"
pernah kelupaan pesanan nunggu sampai jam	"pernah" "kelupaan" "pesanan" "nunggu" "sampai" "jam"

Tahap *tokenization* pada **Tabel 5** memecah kalimat menjadi unit kata.

5. *Stopword*, merupakan proses untuk menghapus kata-kata yang tidak memiliki makna signifikan, seperti kata penghubung, kata depan, kata ganti, dan kata bantu dalam kalimat ulasan. Tahapan ini bertujuan agar model lebih fokus pada kata-kata yang mengandung informasi penting terkait sentimen, sehingga dapat mengurangi *noise* dalam data.

Tabel 6. Proses Stopword Removal

Sebelum Stopword	Setelah Stopword
"parkir" "nya" "luas" "pemesanan" "tergantung" "antrian" "by" "the" "way" "semua" "memuaskan"	"parkir" "luas" "pemesanan" "tergantung" "antrian" "memuaskan"
'pelayan" "nya" "ramah" "dan" "makanan" "nya" "enak" "anak" "juga" "bisa" "ikut" "membuat" "pizza"	'pelayan" "ramah" "makanan" "enak" "anak" "ikut" "membuat" "pizza"
"lumayan" "manyun" "hari" "ini" "lebih" "menit" "nungguin" "tak" "dating" "pesanan" "kita"	"lumayan" "manyun" "nungguin" "pesanan"

"pernah" "kelupaan" "pesanan" "nunggu" "sampai" "jam"	"kelupaan" "pesanan" "nunggu"
--	-------------------------------

Stopword removal pada **Tabel 6** untuk menghilangkan kata yang tidak memiliki makna signifikan.

6. *Stemming*, merupakan proses untuk mengubah kata menjadi bentuk dasarnya dengan cara menghilangkan imbuhan seperti awalan, akhiran, dan sisipan. Proses ini bertujuan untuk menyatukan berbagai bentuk kata yang memiliki makna serupa agar menjadi lebih konsisten dalam proses analisis.

Tabel 7. Proses Stemming

Sebelum Stemming	Setelah Stemming
"parkir" "luas" "pemesanan" "tergantung" "antrian" "memuaskan"	"parkir" "luas" "pesan" "gantung" "antri" "puas"
"pelayan" "ramah" "makanan" "anak" "anak" "ikut" "membuat" "pizza"	"layan" "ramah" "makan" "anak" "anak" "ikut" "buat" "pizza"
"lumayan" "manyun" "nungguin" "pesanan"	"lumayan" "manyun" "tunggu" "pesan"
"kelupaan" "pesanan" "nunggu"	"lupa" "pesan" "tunggu"

Stemming pada **Tabel 7** mengubah kata menjadi bentuk dasar agar lebih seragam.

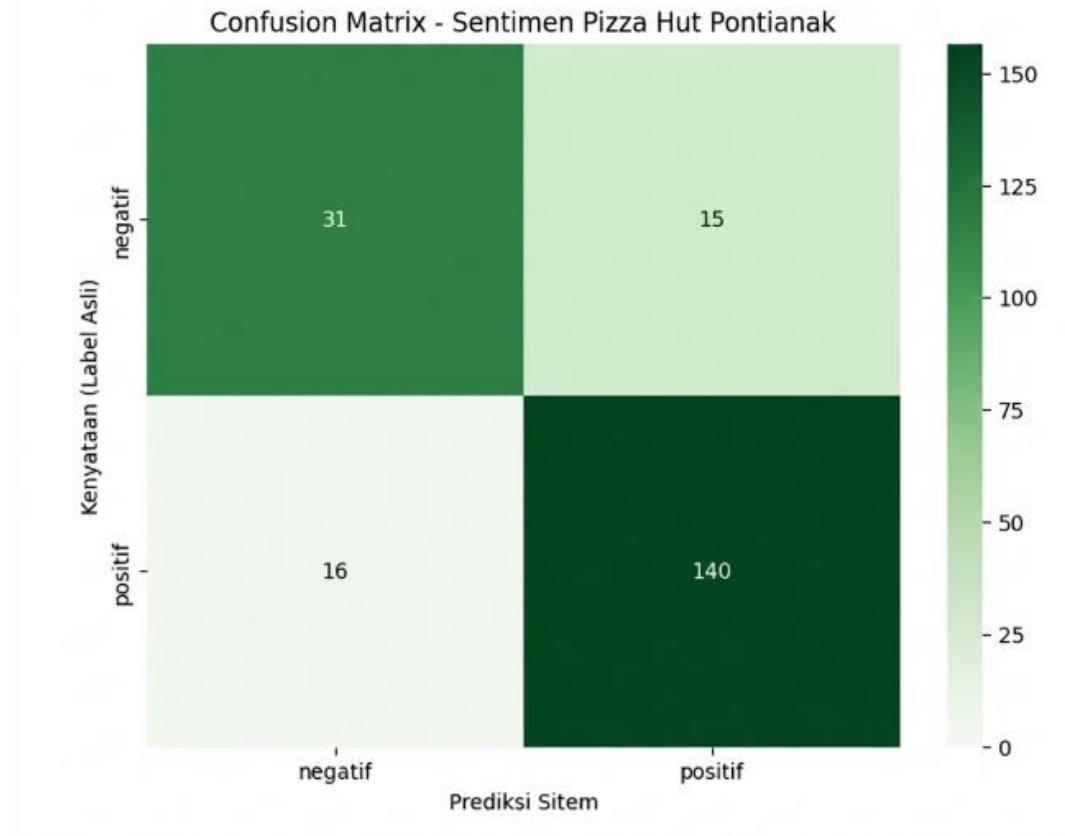
3.3. Pembagian Dataset

Pada tahap ini, data yang telah melalui proses preprocessing selanjutnya dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih (training data) dan data uji (testing data). Pembagian dataset dilakukan dengan rasio 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji. Dari total 1008 data ulasan, yang terdiri dari 778 data sentimen positif dan 230 data sentimen negatif, diperoleh sebanyak 806 data sebagai data latih dan 202 data sebagai data uji.

Data latih digunakan untuk membangun model klasifikasi menggunakan algoritma Naïve Bayes, sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi performa model dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pelanggan. Evaluasi model dilakukan menggunakan confusion matrix untuk memperoleh nilai accuracy, precision, recall, dan error rate. Hasil evaluasi ini digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam mengklasifikasikan data secara akurat.

3.4. Hasil Evaluasi Model

Performa algoritma Naïve Bayes dan SVM diuji menggunakan confusion matrix untuk mendapatkan hasil accuracy, precision, recall, dan f1-score yang optimal.



Gambar 2. Confusion Matrix Model Naïve Bayes

Gambar 2 menunjukkan hasil pengujian pada model Naïve Bayes yang menghasilkan empat kombinasi klasifikasi untuk menentukan algoritma dengan kinerja yang lebih baik pada penelitian ini dengan menggunakan 202 data ulasan.

1. True Positive, model memprediksi sebanyak 140 data komentar positif dengan benar.
2. False Negative, model memprediksi sebanyak 16 data komentar positif tetapi diprediksi negatif.
3. True Negative, model berhasil memprediksi 31 ulasan negatif dengan benar.
4. False Positive, model memprediksi sebanyak 15 data komentar negatif tetapi diprediksi positif.

Model Naïve Bayes Classifier menunjukkan performa yang ditunjukkan pada Tabel 8.

Tabel 8. Model Naïve Bayes Classifier

Accuracy (%)	Precision (%)	Recall (%)	Error Rate (%)
84,65	90,32	89,74	15,35

Berdasarkan hasil pengujian menggunakan algoritma Naïve Bayes, pada Tabel 2 diperoleh nilai *Accuracy* sebesar 84,65% dengan *Error Rate* sebesar 15,35%. Nilai *Precision* sebesar 90,32% yang lebih tinggi dibandingkan nilai *Recall* sebesar 89,74% menunjukkan bahwa model memiliki ketepatan yang sangat tinggi dalam memprediksi ulasan positif. Secara keseluruhan, performa ini mengindikasikan bahwa Naïve Bayes cukup *robust* untuk klasifikasi teks ulasan dalam konteks industri kuliner di Pizza Hut Pontianak.

Dominasi sentimen positif (77,2%) menunjukkan bahwa pengalaman pelanggan secara umum berada pada tingkat kepuasan yang tinggi. Dalam perspektif perilaku pelanggan, hal

ini mencerminkan terpenuhinya ekspektasi pelanggan terhadap layanan yang diberikan. Dalam konteks ini:

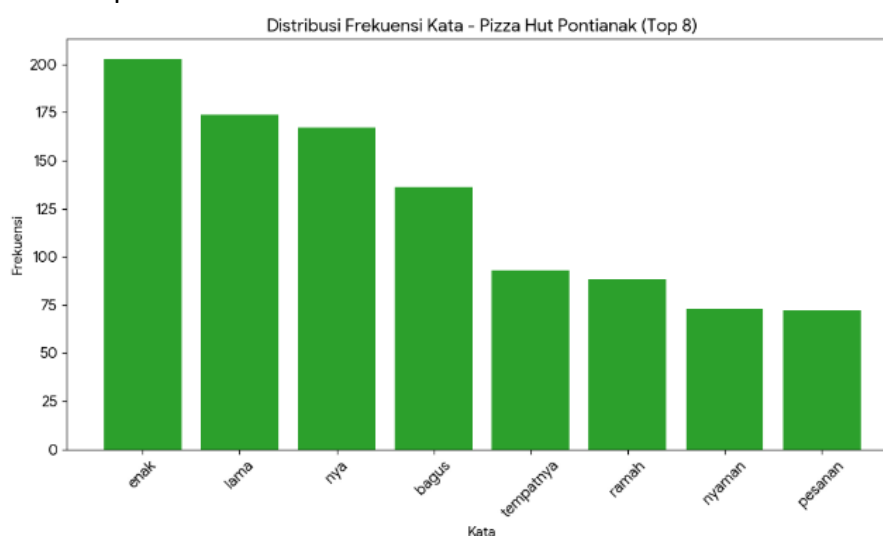
1. Kualitas rasa makanan menjadi faktor utama pembentuk kepuasan, sebagaimana tercermin dari tingginya frekuensi kata "enak".
2. Interaksi pelayanan berperan dalam membentuk pengalaman emosional pelanggan melalui sikap staf yang dinilai "ramah".
3. Lingkungan fisik restoran mendukung persepsi kenyamanan pelanggan melalui suasana yang "nyaman" dan "bagus".

Sebaliknya, sentimen negatif (22,8%) menunjukkan adanya gap antara ekspektasi dan realitas layanan, terutama pada aspek kecepatan pelayanan yang tercermin dari keluhan terkait waktu yang "lama". Performa model dengan akurasi 84,65% menunjukkan bahwa Naïve Bayes sangat relevan digunakan dalam klasifikasi teks, khususnya untuk dataset dengan karakteristik jumlah data menengah (1.008 ulasan), teks pendek, dan variasi bahasa yang tidak terlalu kompleks. Tingginya nilai *Recall* (89,74%) menunjukkan bahwa model memiliki sensitivitas yang baik dalam mendeteksi sentimen positif. Meskipun terdapat distribusi data yang tidak seimbang (*class imbalance*), model tetap mampu menjaga keseimbangan antara presisi dan sensitivitasnya.

Kesalahan klasifikasi (15,35%) dianalisis lebih lanjut dan ditemukan beberapa penyebab utama:

1. Ambiguitas Bahasa. Kalimat yang mengandung makna ganda atau peralihan sentimen dalam satu ulasan sulit diklasifikasikan secara akurat.
2. Sarkasme dan Ironi. Model cenderung kesulitan memahami konteks implisit seperti sindiran halus dari pelanggan.
3. Penggunaan Bahasa Tidak Baku. Variasi bahasa lokal Pontianak dan penggunaan slang memengaruhi interpretasi probabilitas model.
4. Keterbatasan Representasi Fitur. Model berbasis unigram tidak mempertimbangkan urutan atau konteks antar kata secara mendalam.

Analisis ini menunjukkan bahwa meskipun performa model sudah berada pada kategori sangat baik, masih terdapat ruang untuk pengembangan di masa depan melalui pendekatan fitur yang lebih kompleks.



Gambar 3. Analisis Frekuensi Kata

Gambar 3 menunjukkan analisis distribusi frekuensi kata dan diketahui bahwa aspek kualitas rasa merupakan faktor utama yang memengaruhi persepsi konsumen.

1. kata 'enak' muncul sebagai kata yang paling dominan sebanyak 203 kali.
2. Namun, hasil analisis juga mengidentifikasi adanya perhatian khusus pelanggan terhadap durasi pelayanan, yang direpresentasikan oleh kemunculan kata 'lama' sebanyak 174 kali sebagai frekuensi tertinggi kedua.
3. Indikator kepuasan terhadap fasilitas dan sumber daya manusia menunjukkan tren positif melalui kata-kata seperti 'bagus' (136), 'tempatnyanya' (93), 'ramah' (88), dan 'nyaman' (73) yang sering muncul dalam ulasan pelanggan. Secara keseluruhan, temuan ini menggambarkan bahwa meskipun pelanggan merasa puas dengan kelezatan produk dan kenyamanan lingkungan restoran, efisiensi waktu dalam penanganan 'pesanan' (72) tetap menjadi variabel krusial yang menentukan penilaian akhir sentimen konsumen di lokasi tersebut.

Hal ini menunjukkan bahwa dimensi utama kepuasan pelanggan terletak pada:

1. Kualitas citarasa (*taste quality*)
2. Kualitas pelayanan (*service quality*)
3. Atmosfer restoran (*physical environment*)

Sedangkan ketidakpuasan pelanggan lebih banyak dipicu oleh aspek operasional, khususnya efisiensi layanan. Hasil penelitian ini memiliki implikasi strategis yang signifikan bagi manajemen restoran:

1. Penguatan *Value Proposition*. Dominasi sentimen positif harus dimanfaatkan sebagai bahan promosi (*social proof*) dan peningkatan *brand positioning*.
2. Perbaikan Operasional. Keluhan terkait waktu layanan menunjukkan perlunya optimalisasi *workflow* dapur serta peningkatan jumlah staf pada jam sibuk.
3. Implementasi *Data-Driven Decision Making*. Analisis sentimen dapat dijadikan sistem monitoring kepuasan pelanggan dan *early warning system* terhadap penurunan kualitas layanan
4. Strategi *Customer Experience*. Fokus pada pengalaman pelanggan, bukan hanya produk, tetapi juga interaksi dan suasana.

Hasil penelitian ini konsisten dengan penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa:

1. Naïve Bayes efektif dalam klasifikasi sentimen teks
2. Sentimen positif cenderung mendominasi ulasan kuliner
3. Faktor utama kepuasan pelanggan adalah kualitas produk dan pelayanan

Dengan demikian, penelitian ini memperkuat validitas penggunaan Naïve Bayes dalam konteks analisis ulasan pelanggan restoran.

Penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan:

1. Tidak mempertimbangkan konteks kalimat (*context-aware analysis*)
2. Belum menggunakan teknik *word embedding*
3. Terbatas pada klasifikasi biner (positif dan negatif)
4. Belum mengintegrasikan data multi-platform (Tiktok, Instagram)

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis terhadap 1.008 ulasan pelanggan Pizza Hut Pontianak, dapat disimpulkan bahwa tingkat kepuasan pelanggan tergolong tinggi yang dibuktikan dengan

dominasi sentimen positif sebesar 77,2% (778 ulasan) berbanding sentimen negatif sebesar 22,8% (230 ulasan). Kepuasan tersebut secara signifikan dipengaruhi oleh kualitas citarasa makanan yang direpresentasikan oleh tingginya frekuensi kata "enak", serta didukung oleh faktor pelayanan yang ramah dan kenyamanan lingkungan fisik restoran. Sebaliknya, sentimen negatif umumnya dipicu oleh isu operasional terkait efisiensi waktu pelayanan yang tercermin dari keluhan pelanggan mengenai durasi tunggu yang lama. Dari sisi teknis, implementasi algoritma Naïve Bayes menunjukkan performa yang cukup tangguh (robust) dengan nilai akurasi sebesar 84,65%. Meskipun model memiliki ketepatan prediksi yang sangat baik dengan nilai precision 90,32% dan recall 89,74%, masih terdapat error rate sebesar 15,35% yang disebabkan oleh ambiguitas bahasa, penggunaan dialek lokal atau slang Pontianak, serta keterbatasan model unigram dalam menginterpretasikan konteks kalimat yang mengandung sarkasme secara mendalam. Berdasarkan temuan penelitian tersebut, disarankan bagi manajemen Pizza Hut Pontianak untuk melakukan optimalisasi alur kerja operasional guna meminimalisir waktu tunggu pesanan, mengingat aspek durasi pelayanan merupakan sumber utama munculnya sentimen negatif. Selain itu, hasil analisis ini dapat dimanfaatkan oleh pihak restoran sebagai sistem pemantauan kepuasan pelanggan berbasis data secara berkala.

7. REFERENSI

- Aisyah, N., Subhan, E. S., Ramadhan, R., Tinggi, S., Ekonomi, I., & Dompuy, Y. (2025). *Pengaruh Strategi Pemasaran Dan Kepuasan Pelanggan Terhadap Keputusan Pembelian Pada Umkm Kuliner Bakso Mawar Di Kabupaten Dompuy*. <https://jurnal.stie.asia.ac.id/index.php/jubis>
- Al, Lutfani T. K., Astuti, R., Prihartono, W., & Hamonangan, R. (2025). Penerapan Naive Bayes Untuk Analisis Sentimen Pada Ulasan Pelanggan Di Lazada: Studi Kasus Toko Mawar Collection. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 13(2). <https://doi.org/10.23960/jitet.v13i2.6391>
- Ardhi, I. M. F., Herman, H., & Hayati, L. N. (2026). Analisis Sentimen Review Aplikasi Traveloka Di Google Play Store Menggunakan Metode Naïve Bayes. *Linier: Literatur Informatika Dan Komputer*, 2(4), 545–552. <https://doi.org/10.33096/linier.v2i4.3339>
- Atmojo, F. W., Atina, V., & Permatasari, H. (2025). Analisis Sentimen Pelanggan Pada Ulasan Google Maps Restoran Al-Ghiff Steak Menggunakan Model Indobert. *Simtek : Jurnal Sistem Informasi Dan Teknik Komputer*, 10(2), 336–343. <https://doi.org/10.51876/simtek.v10i2.1602>
- Ausat, A. M. A., Suparwata, D. O., & Risdwiyanto, A. (2025). Optimalisasi Digital Competence Sebagai Strategi Adaptasi Dinamis Wirausahawan Dalam Menghadapi Disrupsi Pasar Di Era Digital. *Jurnal Minfo Polgan*, 14(1), 173–182. <https://doi.org/10.33395/jmp.v14i1.14674>
- Azzahra, S. A., & Wibowo, A. (2020). Analisis Sentimen Multi-Aspek Berbasis Konversi Ikon Emosi Dengan Algoritme Naïve Bayes Untuk Ulasan Wisata Kuliner Pada Web Tripadvisor. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 7(4), 737. <https://doi.org/10.25126/jtiik.2020731907>

- Raymond Setiawan, Genrawan Hoendarto, Krisyesika., ANALISIS SENTIMEN PELANGGAN RESTORAN PIZZA HUT PONTIANAK PADA GOOGLE MAPS MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES CLASSIFIER | 3586
Cahaya Kamilla, A., Priyani, N., Priskila, R., & Handrianus Pranatawijaya, V. (2024). Analisis Sentimen Film Agak Laen Dengan Kecerdasan Buatan: Text Mining Metode Naïve Bayes Classifier. *Jati (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(3), 2923–2928. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i3.9587>
- Fardeen, A. K. M., & Ricky Eka Putra. (2025). Perbandingan Analisis Sentimen Untuk Prediksi Kepuasan Pelanggan Kedai Kopi Di Kofind Menggunakan Algoritma Svm Dan Naive Bayes. *Journal Of Informatics And Computer Science (Jinacs)*, 6(04), 1039–1048. <https://doi.org/10.26740/jinacs.v6n04.p1039-1048>
- Ismail, Y. L., Aditya Kusuma, C., Kunci, K., Pelanggan Online, T., Pelanggan Online, P., & Pembelian, K. (2025). Strategi Konsumen Era Digital: Dampak Review Dan Rating Terhadap Pembelian Produk Somethinc. *Jambura*, 8(2). www.compas.co.id
- Lestari, S., & Febrianti, S. (2025). *Malcom: Indonesian Journal Of Machine Learning And Computer Science Sentiment Analysis Of Shopee Product Reviews On The Instagram Application Using The K-Nearest Neighbors Algorithm Analisis Sentimen Ulasan Produk Shopee Di Aplikasi Instagram Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbors*. 5, 1172–1180. <https://doi.org/10.57152/malcom.v5i4.1595>
- Lubis, A. Y., & Setyawan, M. Y. H. (2024). Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Pospay Menggunakan Algoritma Support Vector Machine Dan Naive Bayes. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis*, 6(3), 514–521. <https://doi.org/10.47233/jteksis.v6i3.1310>
- Mutiara, S., Hamid, R. S., & Suardi, A. (2020). Pengaruh Kualitas Layanan Persepsi Harga Dan Cita Rasa Terhadap Kepuasan Konsumen. *Jesya (Jurnal Ekonomi & Ekonomi Syariah)*, 4(1), 411–427. <https://doi.org/10.36778/jesya.v4i1.300>
- Pratamaputra, D., & Keni, K. (2024). Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Kesetiaan Pelanggan Restoran Cepat Saji Di Jakarta: Kepuasan Pelanggan Sebagai Variabel Mediasi. *Jurnal Muara Ilmu Ekonomi Dan Bisnis*, 8(1), 114–128. <https://doi.org/10.24912/jmie.v8i1.29103>
- Putra, P. F., & Ridok, A. (2025). *Perbandingan Metode Indobert Dengan Cnn Untuk Analisis Sentimen Berbasis Aspek Terhadap Ulasan Pelanggan (Studi Kasus : Hotel Indonesia Kempinski Jakarta Pada Website Travel Agent Tiket.Com)* (Vol. 9, Number 1). <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- Salsabila, S. M., Alim Murtopo, A., & Fadhilah, N. (2022). Analisis Sentimen Pelanggan Tokopedia Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier. *Jurnal Minfo Polgan*, 11(2), 30–35. <https://doi.org/10.33395/jmp.v11i2.11640>
- Saniantara, P. P., Made, N., & Widiastini, A. (2023). *Strategi Meningkatkan Kepuasan Pelanggan Restoran Di Era Pandemi Di Hotel The Laguna Nusa Dua Bali* (Vol. 6). <http://travel.kompas.com>
- Wulandari, S., Novita, D., & Nurfidah. (2024). Analisis Sentimen Fitur Ulasan Di Google Maps Pada Restoran Dapur Inkgung . *Prosiding Seminar Nasional Sains*.