

ANALISIS SENTIMEN PELANGGAN PADA ULASAN GOOGLE MAPS RESTORAN AL-GHIFF STEAK MENGUNAKAN MODEL INDOBERT

Fernando Winantya Atmojo^{*1}, Vihi Atina², Hanifah Permatasari³

^{1,2,3}Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Duta Bangsa Surakarta

email: ^{*1}210101014@mhs.udb.ac.id, ²vihi_atina@udb.ac.id, ³hanifah_permatasari@udb.ac.id

Al Ghiff Steak merupakan salah satu restoran populer di Cirebon yang menerima banyak ulasan dari pelanggan melalui Google Maps. Ulasan tersebut mengandung informasi penting mengenai persepsi pelanggan terhadap kualitas makanan, layanan, dan suasana. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan sentimen dalam ulasan pelanggan secara otomatis ke dalam kategori positif, netral, dan negatif menggunakan pendekatan berbasis IndoBERT. Data dikumpulkan dari Google Maps dan diproses melalui tahapan case folding, normalisasi, penghapusan stopword, tokenisasi, serta pelabelan berdasarkan rating. Model IndoBERT dipilih karena kemampuannya dalam memahami konteks bahasa Indonesia. Hasil evaluasi menunjukkan akurasi sebesar 83,89%, precision 81,99%, recall 83,89%, dan f1-score 82,45%. Pendekatan ini dapat membantu manajemen restoran dalam memahami opini pelanggan secara sistematis dan mendukung pengambilan keputusan berbasis data untuk meningkatkan kualitas layanan.

Kata Kunci: Al Ghiff Steak, Analisis Sentimen, Google Maps, IndoBERT, Ulasan Pelanggan, Pemrosesan Teks, Klasifikasi Sentimen.

I. PENDAHULUAN

Al Ghiff Steak adalah suatu restoran steak yang berada di kota Cirebon. Restoran ini pertama kali didirikan oleh Herman Rachmadi pada tanggal 3 April 2007 yang berlokasi di Trotoar Jalan Siliwangi, di depan SMP 2 Kota Cirebon, Cirebon, Jawa Barat, dan akhirnya membuka cabang di Perumnas (Jalan Ciremai Raya No. 157) dan Linggarjati Kuningan (Area Giffary Valley). Dengan hidangan unggulan seperti Tenderloin Steak Original, Al Ghiff Steak telah sukses menarik minat banyak pelanggan di area Cirebon dan sekitarnya, serta membangun nama baik di kalangan pecinta steak.

Saat ini, review dari pelanggan di Google Maps, menjadi sumber informasi yang sangat berharga bagi konsumen yang akan membuat pilihan. Review ini menggambarkan pengalaman serta pandangan pelanggan mengenai mutu makanan, pelayanan, suasana tempat makan, dan lain-lain. Google Maps menjadi platform populer untuk pelanggan berbagi tanggapan tentang

restoran[1]. Alghiff Steak adalah salah satu restoran yang menerima ulasan di platform ini.

Analisis sentimen menjadi salah satu pendekatan yang efektif dalam mengelompokkan opini konsumen ke dalam tiga kategori utama, yaitu positif, negatif, dan netral. Melalui metode ini, manajemen dapat memperoleh gambaran yang lebih komprehensif mengenai persepsi publik terhadap Al Ghiff Steak, baik dari segi layanan, rasa, maupun harga [2]. Ulasan di Google Maps memiliki pengaruh signifikan terhadap reputasi bisnis di era digital, di mana konsumen cenderung mengandalkan ulasan online sebelum memutuskan kunjungan. Ulasan positif dapat meningkatkan kepercayaan pelanggan baru, sedangkan ulasan negatif berisiko merusak citra restoran jika tidak ditangani dengan baik[3]. Dalam konteks ini, analisis sentimen memungkinkan bisnis kuliner tetap kompetitif dengan menyediakan wawasan real-time yang berguna untuk merespons kebutuhan pelanggan dan menyusun strategi pemasaran berbasis data[4].

Di Al Ghiff Steak, proses analisis ulasan pelanggan masih dilakukan secara manual dan dicatat dalam lembar kerja Excel, tanpa adanya klasifikasi yang sistematis terhadap sentimen pelanggan. Hal ini membuat proses evaluasi menjadi lambat, tidak efisien, dan berpotensi menimbulkan bias subjektif karena bergantung pada penilaian individu. Selain itu, dengan jumlah data ulasan yang mencapai 3.692 review di Google Maps, akan sangat sulit untuk dilakukan analisis secara manual tanpa menghabiskan waktu dan tenaga.

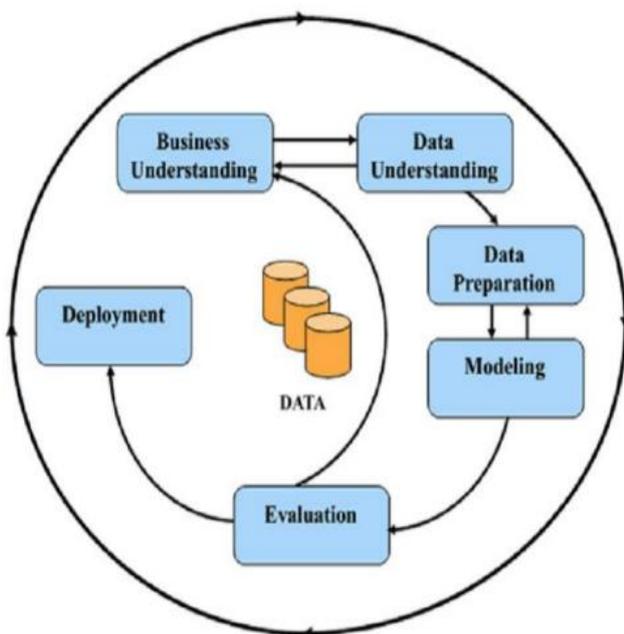
Dengan demikian, dibutuhkan metode analisis sentimen berbasis machine learning untuk mengotomatisasi proses pengelompokan ulasan ke dalam tiga kategori utama: positif, negatif, dan netral[5][6]. Pendekatan ini tidak hanya meningkatkan efisiensi, tetapi juga akurasi dalam memahami persepsi pelanggan secara keseluruhan. Analisis ini membantu manajemen menentukan langkah-langkah yang perlu diambil, seperti memperbaiki rasa makanan, meningkatkan layanan, dan merancang promosi yang lebih sesuai dengan kebutuhan pelanggan. Dengan analisis yang berbasis data, restoran juga dapat lebih cepat merespons keluhan atau apresiasi pelanggan, yang pada akhirnya dapat meningkatkan kepuasan dan loyalitas konsumen[7][8].

Berbagai penelitian telah dilakukan untuk menganalisis sentimen ulasan pelanggan restoran menggunakan metode machine learning dan text mining. Salah satu studi menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) dengan TF-IDF pada 2.496 ulasan dan mencapai akurasi 92%, disertai analisis akar masalah pada aspek pelayanan dan kualitas[9]. Penelitian lain memanfaatkan pendekatan Lexicon-Based dan korelasi Pearson terhadap 269 ulasan di Google Maps, yang menunjukkan 71,75% ulasan bersentimen positif[10]. Sementara itu, pendekatan SVM yang dioptimalkan melalui undersampling dan hyperparameter tuning juga telah digunakan dalam pengolahan ulasan pelanggan, menghasilkan akurasi hingga 94% serta visualisasi melalui dashboard analitik[11].

Penelitian ini memanfaatkan model IndoBERT, yaitu model pembelajaran mendalam yang dirancang khusus untuk bahasa Indonesia. Model ini mampu mengenali konteks bahasa Indonesia dalam berbagai variasi kalimat dan frasa, sehingga sangat handal dalam menganalisis teks. Dengan penerapan IndoBERT, analisis sentimen terhadap ulasan di platform seperti Google Maps dapat dilakukan dengan performa prediksi yang lebih baik dibandingkan algoritma lain dalam tugas analisis sentimen pada data berbahasa Indonesia[12][13][14].

Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola sentimen dalam ulasan pelanggan, apakah cenderung positif, negatif, atau netral, serta memberikan wawasan kepada pemilik restoran mengenai persepsi pelanggan terhadap aspek kualitas pangan dan layanan[15]. Dengan memahami hal ini, Al Ghiff Steak diharapkan dapat terus meningkatkan kualitas dan mempertahankan reputasinya sebagai salah satu restoran steak terbaik pilihan masyarakat.

II. METODE PENELITIAN



Gambar. 1. Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM)

A. Business Understanding

Penelitian ini diawali dengan penelusuran latar belakang permasalahan yang menunjukkan pentingnya analisis sentimen konsumen. Tujuan dari langkah ini adalah merumuskan tujuan penelitian dan arah penyelesaian masalah secara sistematis.

B. Data Understanding

Pada langkah ini, proses pengumpulan data dilakukan dari sumber yang relevan, yaitu ulasan pelanggan di Google Maps. Data yang terkumpul kemudian dianalisis kelayakannya untuk memastikan dapat digunakan dalam proses klasifikasi sentimen.

C. Data Preparation

Setelah data diperoleh, dilakukan tahap persiapan agar data mentah dapat diolah lebih lanjut. Proses ini mencakup pembersihan dan pengolahan data teks sehingga menjadi bentuk terstruktur yang dapat digunakan dalam pelatihan model klasifikasi berbasis Bahasa Indonesia.

D. Modelling

Tahap selanjutnya adalah membangun model klasifikasi sentimen menggunakan algoritma IndoBERT. Model ini dipilih karena kemampuannya memahami konteks bahasa Indonesia, yang penting dalam analisis teks.

E. Evaluasi

Evaluasi model dilakukan dengan menghitung performa klasifikasi dengan confusion matrix. Hasil evaluasi mencakup metrik yang berupa akurasi (1), presisi (2), recall (3), dan F1-score (4) untuk mengukur efektivitas model secara menyeluruh.

Berikut adalah rumus untuk menentukan hasil evaluasi:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

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

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

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (4)$$

F. Deployment

Tahap ini merupakan penerapan model ke dalam sistem operasional. Model diintegrasikan agar dapat digunakan secara nyata, serta dimonitor untuk menjaga konsistensi dan relevansi performanya terhadap data baru.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Business Understanding

Penelitian ini dilatarbelakangi oleh pentingnya menilai reputasi restoran melalui evaluasi otomatis ulasan pelanggan. Restoran terkenal di Cirebon, Al Ghiff Steak, mendapat banyak ulasan publik di Google Maps yang

belum dianalisis secara menyeluruh. Analisis sentimen membantu manajer memahami persepsi pelanggan tentang layanan, makanan, dan suasana. Ini juga membantu mereka membuat keputusan berbasis data yang meningkatkan kualitas dan daya saing.

B. Data Understanding

Data yang digunakan berasal dari ulasan pelanggan Al Ghiff Steak yang dikumpulkan dari tahun 2023 hingga awal 2025 melalui Google Maps. Setiap posting ulasan mengandung teks ulasan, rating, dan waktu unggahan. Tabel 1. Menunjukkan gambaran data yang dikumpulkan melalui metode web scraping yang menggunakan Python. Data mentah yang dikumpulkan secara keseluruhan berjumlah 1.500 baris, terdiri dari berbagai panjang ulasan dan kompleksitas bahasa.

Tabel 1.
Data Scrapping Dari Goole Maps

name	text	rating
Zanxy	Minta garpu sue emen sampe selesai makan ga dateng	2
sher Man	Rasanya udah beda banget ngga kaya dulu, daging sapinnya ga juice alot bgt	3
Fianouzen	Sendok minuman diganti bisa kali. bibirnya blm pernah kejepit sendok belah ya	3
Rosa Rifatul	Mantuull, setiap ke cirebon psti selalu kesini	5
Siti Saodah	tmptnya Nyaman buat bersantai bersama keluarga	5

C. Data Preparation

Tahap ini mencakup serangkaian proses untuk mengolah data mentah menjadi dataset yang siap digunakan dalam pemodelan. Proses-proses tersebut meliputi pemrosesan data awal, mengubah huruf menjadi kecil (*case folding*), pembersihan teks seperti penghapusan URL, mention (@), hashtag (#), angka, simbol, tanda baca, serta normalisasi spasi berlebih. Selanjutnya dilakukan normalisasi kata menggunakan kamus alay, penghapusan stopword, tokenisasi teks, serta pelabelan data berdasarkan kategori sentimen.

Tahap awal mencakup pengambilan kolom text dan rating sebagai data utama untuk analisis sentimen dan menghapus kolom yang kosong. Struktur kolom tersebut ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2.
Data Kolom Teks Dan Rating

	text	rating
0	Minta garpu sue emen sampe selesai makan ga da...	2
1	Rasanya udah beda banget ngga kaya dulu, dagi...	3
2	Sendok minuman diganti bisa kali..	3
3	Mantuull, setiap ke cirebon psti....	5
4	tmptnya Nyaman buat bersantai...	5

Tahap selanjutnya adalah *case folding*, yaitu tahap untuk mengubah seluruh teks menjadi huruf kecil untuk menyamakan bentuk kata. Hasil dari proses ini ditampilkan pada Tabel 3.

Tabel 3.
Data Kolom Case Folding

text	lower
Minta garpu sue emen sampe selesai makan ga da...	minta garpu sue emen sampe selesai makan ga da...
Rasanya udah beda banget ngga kaya dulu, dagi...	rasanya udah beda banget ngga kaya dulu, dagi...
Sendok minuman diganti bisa kali..	sendok minuman diganti bisa kali..
Mantuull, setiap ke cirebon psti....	mantuull, setiap ke cirebon psti....
tmptnya Nyaman buat bersantai...	tmptnya nyaman buat bersantai...

Setelah dilakukan case folding, tahap berikutnya adalah membersihkan teks. Tahapan ini meliputi penghapusan data dari komponen tidak relevan seperti tautan (URL), simbol '@' dan '#' pada mention dan hashtag, angka, berbagai simbol dan tanda baca, serta normalisasi spasi berlebih. Hasil dari tahap pembersihan ini ditampilkan pada Tabel 4.

Tabel 4.
Data Kolom Text Cleaning

text	Clean_text
Minta garpu sue emen sampe selesai makan ga da...	minta garpu sue emen sampe selesai makan ga da...
Rasanya udah beda banget ngga kaya dulu, dagi...	rasanya udah beda banget ngga kaya dulu dagi...
Sendok minuman diganti bisa kali..	sendok minuman diganti bisa kali..
Mantuull, setiap ke cirebon psti....	mantuull setiap ke cirebon psti....
tmptnya Nyaman buat bersantai...	tmptnya nyaman buat bersantai...

Setelah teks dibersihkan, dilakukan proses normalisasi menggunakan kamus alay untuk mengganti kata-kata tidak baku atau tidak formal dengan padanan kata yang sesuai dalam Bahasa Indonesia. Normalisasi ini bertujuan untuk meningkatkan konsistensi data teks agar dapat diproses lebih akurat oleh model. Hasil dari proses normalisasi ditampilkan pada Tabel 5.

Tabel 5.
Data Kolom Normalized

text	normalize
Minta garpu sue emen sampe selesai makan ga da...	minta garpu sue emen sampe selesai makan ga da...
Rasanya udah beda banget ngga kaya dulu, dagi...	rasanya udah beda banget ngga kaya dulu dagi...
Sendok minuman diganti bisa kali..	sendok minuman diganti bisa kali..
Mantuull, setiap ke cirebon psti....	mantuull setiap ke cirebon psti....
tmptnya Nyaman buat bersantai...	tmptnya nyaman buat bersantai...

Langkah berikutnya adalah menghapus stopword, yakni kata-kata umum yang tidak memberikan kontribusi berarti dalam analisis sentimen, seperti 'dan', 'yang', atau 'adalah'. Kata-kata umum dihapus agar sistem dapat lebih mudah mengenali kata-kata penting yang benar-benar mencerminkan sentimen pengguna. Hasil dari proses penghapusan stopword ini ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6.
Data Kolom *Stopword*

text	stopword
Minta garpu sue emen sampe selesai makan ga da...	minta garpu sue emen sampe selesai makan ga da...
Rasanya udah beda banget ngga kaya dulu, dagi...	rasanya udah beda banget ngga kaya dulu dagi...
Sendok minuman diganti bisa kali..	sendok minuman diganti bisa kali..
Mantuull, setiap ke cirebon psti....	mantuull setiap ke cirebon psti....
tmptnya Nyaman buat bersantai...	tmptnya nyaman buat bersantai...

Setelah *stopword* dihapus, dilakukan proses tokenisasi, yaitu memecah teks menjadi satuan kata atau token. Tokenisasi ini dilakukan menggunakan tokenizer *IndoBERT* untuk menyesuaikan format data dengan kebutuhan model. Hasil tokenisasi memungkinkan model memahami struktur kalimat dalam bentuk yang lebih teratur. Tabel 7 menyajikan hasil dari proses tokenisasi tersebut.

Tabel 7.
Data Kolom *Tokenized*

text	Tokenized
Minta garpu sue emen sampe selesai makan ga da...	["minta", "garpu", "sue", "emen", "sampe", "selesai", "makan", "ga", "da", "..."]
Rasanya udah beda banget ngga kaya dulu, dagi...	["rasanya", "udah", "beda", "banget", "ngga", "kaya", "dulu", "dagi", "..."]
Sendok minuman diganti bisa kali..	["sendok", "minuman", "diganti", "bisa", "kali", "..."]
Mantuull, setiap ke cirebon psti....	["mantuull", "setiap", "ke", "cirebon", "psti...."]
tmptnya Nyaman buat bersantai...	["tmptnya", "nyaman", "buat", "bersantai", "..."]

Tahap berikutnya adalah pelabelan sentimen berdasarkan nilai rating dari pengguna. Dalam penelitian ini, rating dengan nilai 1 dan 2 dikategorikan sebagai sentimen negatif, nilai 3 sebagai netral, dan nilai 4 hingga 5 sebagai sentimen positif. Proses ini menghasilkan label numerik yang akan digunakan dalam pelatihan model. Tabel 8 menyajikan representasi dari hasil proses pelabelan yang telah dilakukan.

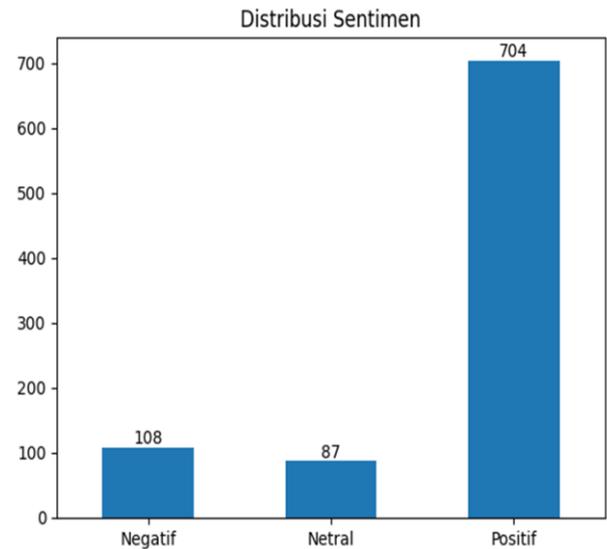
Tabel 8.
Data Kolom *Tokenized*

text	Rating	Label	Sentimen
Minta garpu sue emen sampe selesai makan ga da...	2	0	Negatif
Rasanya udah beda banget ngga kaya dulu, dagi...	3	1	Netral
Sendok minuman diganti bisa kali..	3	1	Netral
Mantuull, setiap ke cirebon psti....	5	2	Positif
tmptnya Nyaman buat bersantai...	5	2	Positif

Setelah seluruh tahapan *praproses* selesai dilakukan, data telah mengalami transformasi mulai dari huruf kecil (*case folding*), pembersihan karakter tidak relevan, normalisasi kata menggunakan kamus *alay*, penghapusan *stopword*, hingga tokenisasi. Setiap ulasan pelanggan kini telah direpresentasikan dalam bentuk teks bersih dan token yang siap digunakan untuk pelatihan model. Selain itu, setiap entri juga telah diberi label numerik

berdasarkan nilai rating, serta disertai keterangan kategori sentimen (negatif, netral, atau positif).

Setelah dilakukan *pre-processing*, visualisasi digunakan untuk menganalisis karakteristik data berdasarkan sentimen. Gambar 2 menunjukkan distribusi sentimen bahwa sentimen *Positif* mendominasi jumlah ulasan.



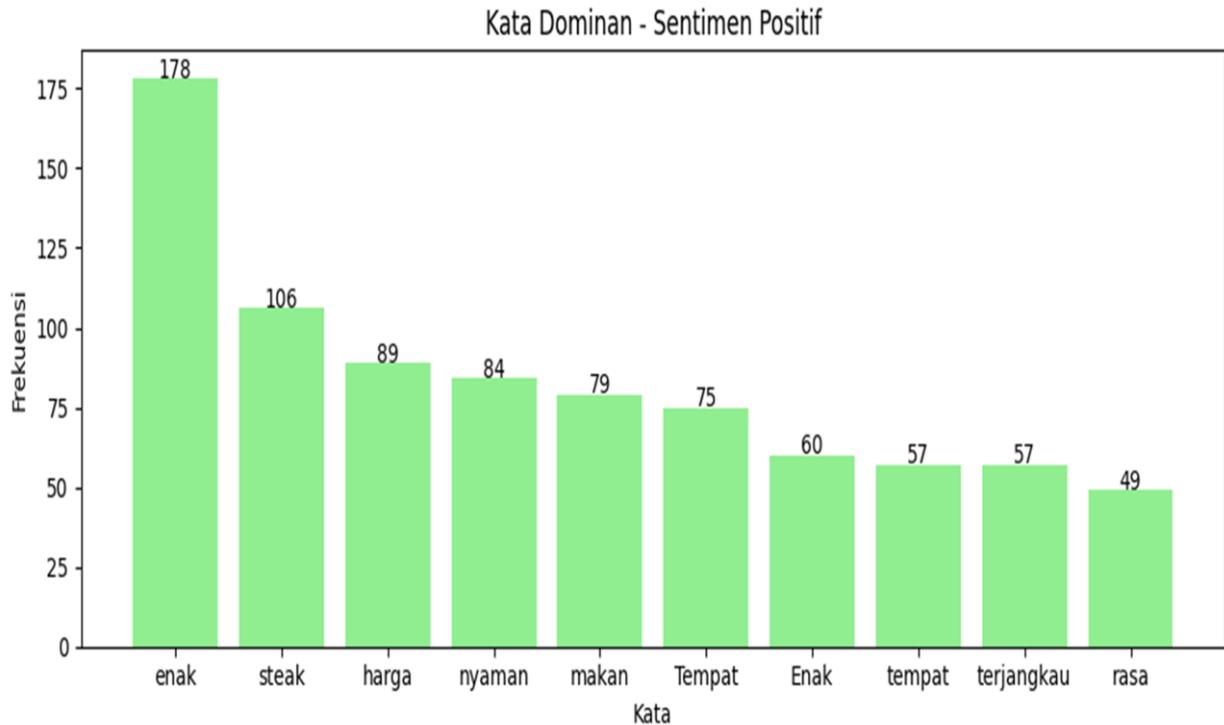
Gambar. 2. Distribusi Sentimen

Wordcloud pada Gambar 3 menampilkan kata-kata paling sering muncul di tiap kategori, seperti "pelayanan" dan "makanan" pada Negatif, "harga" dan "kurang" pada Netral, serta "enak", "steak", dan "nyaman" pada Positif.



Gambar. 3. Wordcloud

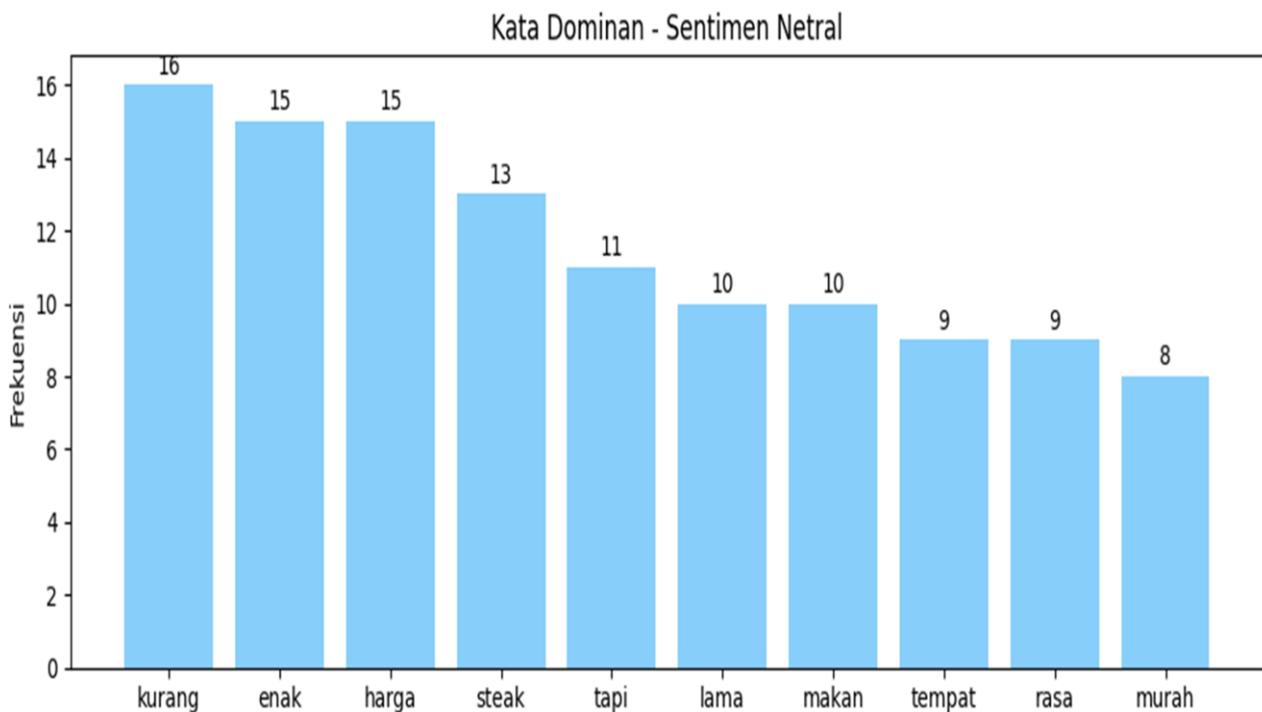
Setelah melakukan visualisasi menggunakan wordcloud, maka dilanjutkan visualisasi analisis dengan grafik frekuensi sepuluh kata teratas, yang merepresentasikan fokus utama dalam ulasan sebelum masuk ke tahap pemodelan.



Gambar. 4. Kata yang sering muncul pada sentimen positif

Gambar 4 menunjukkan kata dominan pada ulasan dengan sentimen positif. Kata yang paling sering muncul adalah “enak”, diikuti “steak” dan “harga”. Hal ini menandakan bahwa pelanggan merasa puas terutama

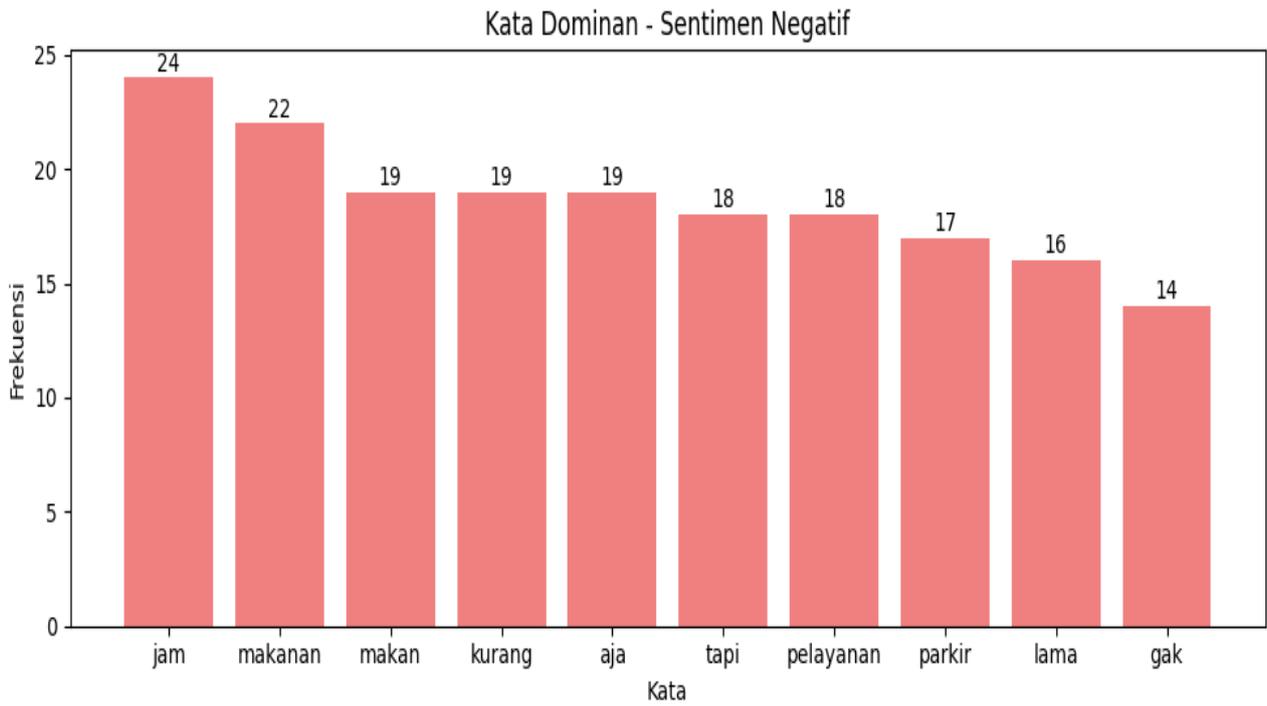
karena rasa makanan yang enak, menu utama yang sesuai, serta harga yang dianggap sepadan. Kenyamanan tempat juga turut menjadi faktor penting yang memperkuat pengalaman positif.



Gambar. 5. Kata yang sering muncul pada sentimen netral

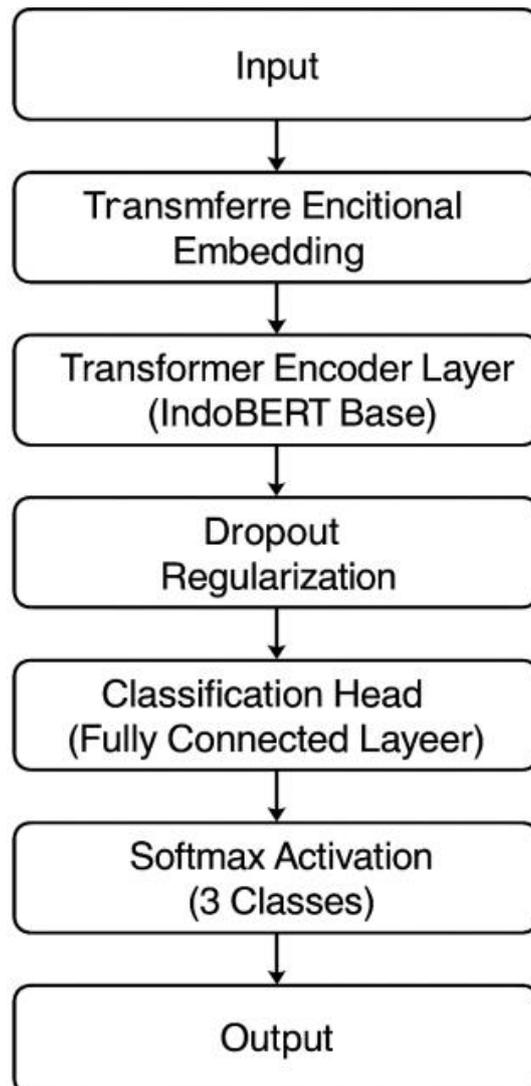
Gambar 6 menggambarkan kata dominan pada ulasan dengan sentimen negatif. Kata yang dominan adalah “jam”, “makanan”, dan “pelayanan”. Hal ini menunjukkan bahwa keluhan pelanggan paling banyak

terkait lamanya waktu penyajian, kualitas makanan yang tidak konsisten, serta masalah pelayanan dan fasilitas seperti parkir.



Gambar. 6 Kata yang sering muncul pada sentimen negatif

D. Modelling



Gambar. 7. Proses Modelling Indobert

Pada Gambar 7 menunjukkan alur kerja model IndoBERT yang digunakan untuk klasifikasi sentimen. Teks yang sudah diproses terlebih dahulu dimasukkan ke dalam model dan diubah menjadi representasi vektor melalui embedding. Selanjutnya, data diproses oleh lapisan encoder IndoBERT untuk memahami konteks kalimat. Hasil representasi tersebut kemudian dilalui oleh dropout untuk mencegah overfitting, dan diteruskan ke lapisan klasifikasi. Pada tahap akhir, fungsi softmax digunakan untuk menentukan probabilitas dari tiga kelas sentimen, dan sistem menghasilkan output berupa prediksi sentimen.

Setelah proses pelatihan model IndoBERT dilakukan selama enam epoch, diperoleh hasil yang menunjukkan peningkatan kinerja model terhadap data validasi. Tabel 9 menyajikan metrik performa berupa nilai loss pada data pelatihan (train loss) dan validasi (validation loss), serta akurasi validasi. Pada epoch pertama, train loss berada di angka 0.4403 dengan akurasi validasi 80.00% dan val loss 0.6701. Secara umum, nilai loss pada data pelatihan menunjukkan tren penurunan dari epoch ke-1 hingga ke-3, dengan nilai terendah tercapai pada epoch ke-3 sebesar 0.2453.

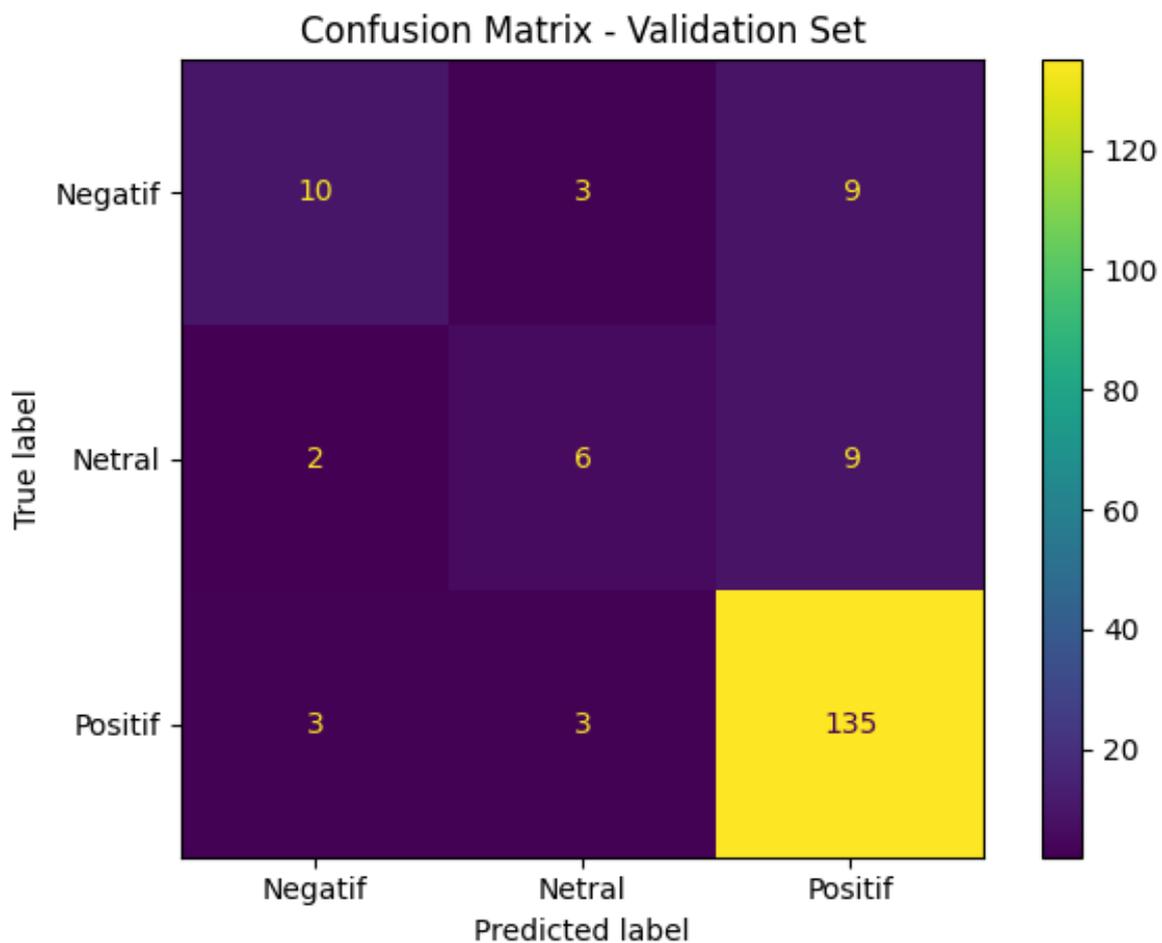
Tabel 9.
Hasil Training per Epoch

Epoch	Loss (train)	Accuracy (val)	Loss (val)
1	0.4403	0.800000	0.670091
2	0.3904	0.811111	0.536540
3	0.2453	0.827778	0.648843
4	0.2305	0.800000	0.889880
5	0.3782	0.794444	0.903996
6	0.2851	0.838889	0.885377

Selain itu, akurasi validasi terus meningkat dan mencapai nilai tertinggi pada epoch ke-6 yaitu 83.89%, dengan train loss 90.2851 dan val loss 0.8854. Meskipun val loss mengalami sedikit fluktuasi, tren akurasi validasi tetap positif. Hasil ini memperlihatkan bahwa model mampu mengenali pola sentimen dalam data ulasan pelanggan dengan tingkat akurasi yang semakin baik.

E. Evaluasi

Evaluasi terhadap model klasifikasi sentimen Menampilkan performa unggul dalam kategori sentimen Positif, dengan precision mencapai 0,88, recall 0,96, dan f1-score sebesar 0,92. Akurasi model secara keseluruhan mencapai 83,89%, sementara precision dan recall tertimbang masing-masing berada pada angka 81,99% dan 83,89%. Nilai f1-score tertimbang sebesar 82,45% menunjukkan konsistensi model dalam menghasilkan prediksi yang akurat dan seimbang terhadap data validasi yang diuji.



Gambar. 8. Confusion Matrix

Tabel 10.
Classification Report

	precision	recall	F1-score	support
Negatif	0.67	0.45	0.54	22
Netral	0.50	0.45	0.41	17
Positif	0.88	0.96	0.92	141
accuracy			0.84	180
macro avg	0.68	0.59	0.62	180
weighted avg	0.82	0.84	0.82	180

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil menerapkan model IndoBERT untuk analisis sentimen pada ulasan pelanggan Al Ghiff Steak, berdasarkan hasil evaluasi, model menunjukkan performa yang cukup baik. Model menghasilkan akurasi sebesar 83,89%, precision 81,99%, recall 83,89%, dan f1-score 82,45%, yang menandakan kemampuannya dalam mengenali dan mengklasifikasikan sentimen secara konsisten. Hasil ini memiliki signifikansi praktis karena dapat membantu pemilik usaha memahami kecenderungan opini pelanggan secara lebih cepat dan terstruktur. Selain itu, pendekatan ini membuka peluang untuk otomatisasi pemantauan ulasan pelanggan di berbagai platform digital. Ke depannya, model dapat dikembangkan lebih lanjut dengan menambahkan variasi data dari sumber lain, memperhatikan proporsi data antar kategori sentimen, serta mengintegrasikan fitur penjelas hasil agar lebih mudah diinterpretasikan oleh pengguna non-teknis.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. Shin, S. Ryu, Y. Kim, and D. Kim, "Analysis on Review Data of Restaurants in Google Maps through Text Mining: Focusing on Sentiment Analysis," *J. Multimed. Inf. Syst.*, vol. 9, no. 1, pp. 61–68, 2022, doi: 10.33851/jmis.2022.9.1.61.
- [2] N. Cahyono and Anggista Oktavia Praneswara, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi TikTok Shop Seller Center di Google Playstore Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 12, no. 6, pp. 3925–3940, 2023, doi: 10.33022/ijcs.v12i6.3473.
- [3] R. F. Abdillah and A. N. Pramesti, "DAMPAK RATING DAN ULASAN KONSUMEN TERHADAP KEPUTUSAN," no. November, pp. 1480–1494, 2024.
- [4] B. Erik Sibarani, S. Setiawan, T. Hadi, T. Williams, and T. Mkhize, "Penggunaan Data Analistik dalam Strategi Pemasaran untuk Mempertahankan Loyalitas Pelanggan," vol. 3, no. 1, pp. 30–39, 2024, [Online]. Available: <https://doi.org/10.33050/mentari.v3i1>
- [5] R. E. Putra, "Perbandingan Analisis Sentimen Untuk Prediksi Kepuasan Pelanggan Kedai Kopi Di Kofind Menggunakan Algoritma SVM Dan Naive Bayes," vol. 06, pp. 1039–1048, 2025.
- [6] N. P. Setiawati, N. Nurmalitasari, and V. Atina, "Analisis Sentimen Aplikasi Tiktok Tokopedia Seller Center dengan Pendekatan Machine Learning: SVM, CNN, Naive," *Smart Comp Jurnalnya Orang Pint. Komput.*, vol. 14, no. 1, pp. 32–42, 2025, doi: 10.30591/smartcomp.v14i1.7189.
- [7] Y. Yuliana and A. Ardansyah, "Analisis Strategi Pemasaran Untuk Meningkatkan Penjualan Minuman Kedai Kopi Square di Kota Bandar Lampung," *SINOMIKA J. Publ. Ilm. Bid. Ekon. dan Akunt.*, vol. 1, no. 3, pp. 309–320, 2022, doi: 10.54443/sinomika.v1i3.265.
- [8] M. A. Hermawan, A. Faqih, G. Dwilestari, T. Informatika, and S. Informasi, "IMPLEMENTASI AKURASI MODEL NAIVE BAYES MENGGUNAKAN SMOTE DALAM ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA APLIKASI BRIMO," vol. 13, no. 1, 2025.
- [9] S. A. Budiman, N. Y. Setiawan, and D. W. Brata, "Analisis Sentimen Ulasan Pelanggan Kober Mie Setan menggunakan Algoritma Support Vector Machine," ... *Teknol. Inf. dan Ilmu ...*, vol. 7, no. 2, pp. 544–553, 2023, [Online]. Available: <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/12247%0Ahttp://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/download/12247/5570>
- [10] S. Wulandari, S. Wulandari, and D. Novita, "Prosiding Seminar Nasional Sains Analisis Sentimen Fitur Ulasan di Google Maps Pada Restoran Dapur Ingkung," vol. 5, no. 1, pp. 176–186, 2024.
- [11] A. Nofandi, N. Y. Setiawan, and D. W. Brata, "Analisis sentimen ulasan pelanggan dengan Metode Support Vector Machine (SVM) untuk peningkatan kualitas layanan pada Restoran Warung Wareg," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 1, pp. 458–466, 2023, [Online]. Available: <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/12218>
- [12] M. Saifurridho, M. Martanto, and U. Hayati, "Analisis Algoritma K-Nearest Neighbor terhadap Sentimen Pengguna Aplikasi Shopee," *J. Inform. Terpadu*, vol. 10, no. 1, pp. 21–26, 2024, doi: 10.54914/jit.v10i1.1054.
- [13] K. Cindy Pradhisa and R. Fajriyah, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna E-commerce di Google Play Store Menggunakan Metode IndoBERT," *Technol. Sci.*, vol. 6, no. 1, pp. 92–104, 2024, doi: 10.47065/bits.v6i1.5247.
- [14] B. Setiadi, E. Purwanto, and H. Permatasari, "Optimisasi Klasifikasi Sentimen Pada Review Hotel Bahasa Inggris Dengan Model Roberta Twitter," *SINTECH (Science Inf. Technol. J.)*, vol. 7, no. 2, pp. 70–79, 2024, doi: 10.31598/sintechjournal.v7i2.1547.
- [15] W. Parasati, F. Abdurrachman Bachtiar, and N. Y. Setiawan, "Analisis Sentimen Berbasis Aspek pada Ulasan Pelanggan Restoran Bakso President Malang dengan Metode Naive Bayes Classifier," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 4, no. 4, pp. 1–10, 2020, [Online]. Available: <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/7134>