

Penerapan Naive Bayes Classifier untuk Analisis sentimen Ulasan Pelanggan pada Frenz Accessories Handphone

Prasinta Hari Nadia¹, Siti Sri Wahyuni², Anggraini Puspita Sari^{3*}

Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur, Surabaya

Email : 22081010019@student.upnjatim.ac.id¹, 22081010034@student.upnjatim.ac.id²,

*Corresponding author email : anggraini.puspita.if@upnjatim.ac.id

Abstrak

Frenz Accessories Handphone adalah sebuah perusahaan yang bergerak di industri penjualan aksesoris HP dengan 200 cabang yang tersebar di pulau Jawa. Frenz sangat menghargai pendapat pelanggan terkait produk dan layanan yang mereka sediakan untuk meningkatkan kepuasan pelanggan dalam menghadapi persaingan industri yang semakin ketat. Namun, data ulasan pelanggan dengan volume yang terus meningkat di platform online seperti Google Maps membutuhkan waktu yang lama untuk mengetahui polaritas ulasan positif atau negatif secara manual. Oleh karena itu, diperlukan model analisis sentimen akurat yang dapat mengklasifikasikan ulasan pelanggan. Penelitian ini menggunakan metode Naive Bayes Classifier karena efisiensi dan kemampuannya yang handal dalam menangani klasifikasi teks dengan volume data yang besar. Algoritma ini sederhana namun efektif, memberikan hasil yang cepat dan akurat dengan komputasi yang relatif rendah. Alur metode ini dimulai dari pengumpulan data, *data understanding*, *preprocessing text*, *data visualization*, *data preparation*, dan *modelling*. Dataset yang digunakan untuk membangun model analisis sentimen adalah data ulasan pelanggan Frenz dari Google Maps sebanyak 1.311 data. Analisis sentimen dalam setiap aspek menghasilkan nilai akurasi sebesar 98% pada aspek Pelayanan, 100% pada aspek Kualitas, dan 82% pada aspek Barang. Hasil klasifikasi analisis sentimen divisualisasikan dalam bentuk dashboard yang dilengkapi dengan filter berdasarkan waktu, aspek, dan sentimen.

Kata kunci: Analisis sentimen, *Naive Bayes Classifier*, *Google Maps*

Abstract

Frenz Mobile Accessories is a company operating in the HP accessories sales industry with 200 branches spread across the island of Java. Frenz really values customer opinions regarding the products and services they provide to increase customer satisfaction in the face of increasingly fierce industry competition. However, the ever-increasing volume of customer review data on online platforms like Google Maps requires a long time to manually determine the polarity of positive or negative reviews. Therefore, an accurate sentiment analysis model is needed that can classify customer reviews. This research uses the Naive Bayes Classifier method because of its efficiency and reliable ability to handle text classification with large data volumes. This algorithm is simple but effective, providing fast and accurate results with relatively low computation. The flow of this method starts from data collection, data understanding, text preprocessing, data visualization, data preparation, and modeling. The dataset used to build a sentiment analysis model is 1,312 Frenz customer review data from Google Maps. Sentiment analysis in each aspect produces an accuracy value of % in the Service aspect, % in the Quality aspect, and % in the Goods aspect. The results of the sentiment analysis classification are visualized in the form of a dashboard equipped with filters based on time, aspect and sentiment.

Keywords: *Sentiment analysis, Naive Bayes Classifier, Google Maps*

PENDAHULUAN

Dalam era telekomunikasi yang semakin berkembang pesat, persaingan di pasar aksesoris *handphone* (HP) adalah salah satu sektor yang semakin hari semakin ketat. Tingginya permintaan pelanggan akan berbagai macam aksesoris, termasuk pelindung layar, *casing*, *charger* nirkabel, dan sebagainya telah memicu peningkatan persaingan di antara merek-merek aksesoris HP seperti Frenz Accessories Handphone. Hal ini mendorong perusahaan untuk terus berinovasi dan menawarkan produk-produk berkualitas tinggi dengan harga yang kompetitif demi memenangkan hati konsumen.

Frenz Accessories Handphone adalah sebuah perusahaan yang bergerak di industri penjualan aksesoris HP dengan 200 cabang yang tersebar di pulau Jawa. Frenz telah berhasil memperoleh tempat di pasar dengan menawarkan berbagai produk aksesoris HP yang inovatif, bergaransi dan berkualitas tinggi kepada pelanggan mereka. Namun, di tengah pesatnya perkembangan teknologi dan selera konsumen yang terus berubah, sentimen dapat menjadi potensi yang besar bagi perusahaan untuk mengetahui umpan balik (feedback) masyarakat terkait merek yang mereka jual (Gunawan, Pratiwi, & Pratama, 2018).

Analisis sentimen adalah model untuk mengklasifikasikan atau mengelompokkan data menggunakan pendekatan pembelajaran terawasi dalam pembelajaran mesin (Liu, 2010). Analisis sentimen memiliki alur proses dari penggalian, pengolahan dan pemahaman data teks yang dilakukan secara otomatis untuk menghasilkan informasi berupa sentimen yang tersirat dalam sebuah kalimat. Dalam analisis sentimen, umumnya terdapat minimal dua kelompok sentimen, yaitu sentimen positif dan sentimen negatif. Dalam analisis sentimen, umumnya terdapat minimal dua kelompok sentimen, yaitu sentimen positif dan sentimen negatif

(Saurina, Rahayuningsih, & Retnawati, 2022). Proses pengumpulan dan analisis data ini sangat penting untuk memahami kebutuhan dan umpan balik pengguna. Proses pengumpulan dan analisis data ini sangat penting untuk memahami kebutuhan dan umpan balik pengguna (Sari et al., 2022)..

Frenz memiliki banyak ulasan pelanggan di platform Google Maps untuk berbagai cabangnya yang tersebar di kota-kota seperti Malang, Surabaya, Probolinggo, Denpasar, Blitar, Pasuruan, dan sekitarnya. Banyaknya cabang yang tersebar menyebabkan volume ulasan pelanggan semakin meningkat, sehingga membutuhkan waktu lama untuk menentukan apakah ulasan tersebut positif atau negatif. Perusahaan mungkin lebih tertarik untuk memahami aspek-aspek yang sangat disukai atau sangat tidak disukai oleh pelanggan agar mereka dapat memperkuat keunggulan dan memperbaiki kekurangan. Ulasan netral sering kali dianggap ambigu (Astuti & Astuti, 2022).

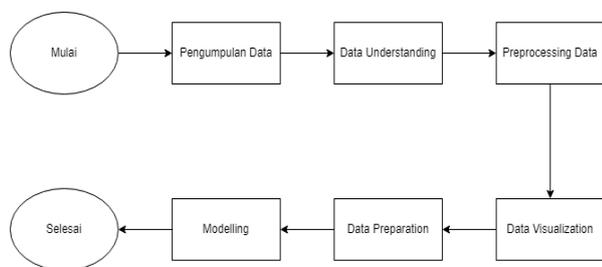
Salah satu pendekatan yang umum digunakan untuk menganalisis sentimen pelanggan adalah menggunakan metode *Naive Bayes Classifier*. *Naive bayes classifier* adalah metode klasifikasi linear yang sangat efisien. Model probabilitas dan klasifikasi *Naive Bayes* didasarkan pada teorema Bayes, dan disebut "*naive*" karena asumsi yang digunakan bahwa fitur-fitur dalam dataset bersifat independen satu sama lain (Muzaki & Witanti, 2021)). Dengan menggunakan metode ini, ulasan pelanggan dapat dikelompokkan secara otomatis ke dalam kategori positif dan negatif sehingga dapat memberikan gambaran yang lebih jelas dan terstruktur mengenai kepuasan produk dan layanan yang diberikan oleh Frenz Accessories Handphone.

Selain itu, analisis sentimen ini juga dapat membantu Frenz dalam mengembangkan strategi pemasaran yang lebih efektif. Dengan pendekatan ini, diharapkan Frenz dapat terus meningkatkan

kepuasan pelanggan dan mempertahankan posisi kompetitifnya di pasar aksesoris HP yang dinamis dan terus berkembang. Implementasi metode ini tidak hanya akan memberikan keuntungan jangka pendek dalam hal efisiensi operasional tetapi juga manfaat jangka panjang dalam hal pengembangan produk, strategi pemasaran, dan pengelolaan hubungan pelanggan.

METODE

Metode yang digunakan adalah metode *Naive Bayes Classifier*. Metode ini memiliki alur yang dimulai dari pengumpulan data, *data understanding*, *preprocessing text*, *data visualization*, *data preparation*, dan *modelling*. Alur metode dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Alur Metode

A. Pengumpulan Data

Metode pengumpulan data merupakan teknik yang digunakan peneliti untuk mengumpulkan data (Dodiet Aditya, 2013). Metode pengumpulan data bersifat independen dan menjadi alat utama dalam menganalisis data (Burhan Bungin, 2017). Data yang dipakai dalam penelitian ini berasal dari ulasan para pelanggan Frenz Accessories Handphone pada platform *Google Maps* di berbagai cabang Frenz dari tahun 2021 sampai 2024.

Data diambil dengan metode *scraping* menggunakan website *Google Maps Reviews Scraper* dan disimpan dengan format *csv*. Jumlah data yang berhasil dikumpulkan berjumlah 1.311 data ulasan. Setelah dikumpulkan, data ulasan akan diberikan label positif, netral, atau negatif berdasarkan dari rating bintang. Rating 1 dan 2 diberi label negatif, rating 3 diberi label netral, dan rating 4 dan 5 diberi

label positif. Ulasan juga diberi label aspek pelayanan, barang, atau kualitas.

B. Data Understanding

Data understanding adalah tahapan yang ada di dalam metodologi sains data dan pengembangan *Artificial Intelligence (AI)* untuk mendapatkan pemahaman awal terhadap data yang dibutuhkan dengan tujuan memecahkan masalah bisnis tertentu (Anita Rahayu, 2020). *Data understanding* diawali dengan memahami tipe data dari setiap kolom dataset seperti ulasan(teks), *rating_bintang*(angka desimal), *sentimen*(teks), *aspek*(teks). Kemudian menghitung ukuran data sesuai baris dan kolom dalam dataset. Setelah itu tahap untuk memeriksa data yang hilang.

Dataset ini mengandung sejumlah *missing values* dan data duplikat yang perlu ditangani. Secara umum, Tahap ini mencakup pemahaman terhadap data yang telah dikumpulkan, memberikan informasi tentang jenis data yang terdapat dalam setiap kolom, menunjukkan jumlah baris dan kolom dalam dataset, menyajikan jumlah nilai yang kosong (*null*) perlu dilakukan penghapusan atau pengisian nilai *null* dalam dataset, menyatakan jumlah data duplikat yang perlu dihapus jika tidak dibutuhkan dan memberikan ringkasan statistik dari setiap kolom dalam dataset, seperti rata-rata, standar deviasi, nilai minimum, kuartil, dan nilai maksimum untuk membantu dalam pemahaman karakteristik umum dari data yang ada.

C. Preprocessing Text

Menurut Hexahost (2023), *text preprocessing* adalah sebuah proses yang bertujuan untuk membersihkan, menyederhanakan, dan menstandarisasi data teks yang belum terstruktur agar menjadi lebih mudah dan efektif untuk dianalisis. Proses ini bertujuan untuk menghilangkan atribut yang tidak diperlukan dalam proses klasifikasi nantinya (Rahmawaty, Indrayana, & Pambudi, 2024). Proses pada *text preprocessing* terdiri dari mengubah teks

menjadi huruf kecil, normalisasi untuk mengatasi variasi dalam penulisan, penghapusan kata-kata yang tidak penting (*stopwords*), tokenisasi untuk membagi teks menjadi kata-kata, dan stemming untuk mengonversi kata-kata menjadi bentuk dasarnya.

D. Data Visualization

Menurut Rohmah (2024), *data visualization* adalah proses mengubah informasi dan data menjadi format visual seperti grafik, peta, dan diagram, untuk memudahkan pemahaman, analisis, dan pengambilan keputusan. Visualisasi ditampilkan pada 2 bentuk yaitu *Word Cloud* dan *Count Plot*.

1. Word Cloud

Word cloud adalah representasi visual dari kata-kata yang sering muncul, di mana ukuran setiap kata mencerminkan frekuensi kemunculannya dalam data. Kata-kata yang muncul lebih sering akan ditampilkan dalam ukuran yang lebih besar, sementara kata-kata yang muncul lebih jarang akan ditampilkan dalam ukuran yang lebih kecil (Permadi, 2020). Pada tahap ini terdapat dua *Word Cloud* yaitu kategori sentimen positif dan negatif. *Word Cloud* ini membantu untuk dengan cepat melihat kata-kata kunci atau tema yang dominan dalam setiap kategori sentimen. Misalnya, pada *Word Cloud* sentimen positif, kata-kata seperti "bagus", "ramah", dan "lengkap" mungkin muncul lebih sering, sementara pada *Word Cloud* sentimen negatif, kata-kata seperti "kurang", "rusak", atau "batal" mungkin lebih dominan.

2. Count Plot

Count Plot digunakan untuk merepresentasikan jumlah (*count*) dari pengamatan dalam variabel kategori. Pada tahap ini terdapat 2 *count plot* yaitu berdasarkan sentimen negatif dan positif selanjutnya berdasarkan aspek barang, kualitas dan pelayanan. *Count plot* berdasarkan sentimen positif dan negatif menunjukkan jumlah ulasan yang dikategorikan sebagai sentimen positif dan negatif, sehingga memudahkan untuk

melihat seberapa seimbang atau tidaknya distribusi sentimen dalam dataset. *Count plot* berdasarkan aspek menunjukkan perhitungan ulasan untuk setiap aspek (Pelayanan, Kualitas, Barang). Visualisasi batang dibuat menggunakan *seaborn* untuk menunjukkan jumlah ulasan berdasarkan aspek.

E. Data Preparation

Menurut Laraswati (2022), *data preparation* atau *data preprocessing* adalah proses mengumpulkan, menggabungkan, menyusun, dan mengatur data sehingga bisa dipakai dalam aplikasi *business intelligence* (BI), analitik, dan visualisasi data. *Data preparation* menggunakan *library pandas, numpy, matplotlib, imblearn, dan scikit-learn*. Data dibagi menjadi 4 bagian yaitu data secara keseluruhan, data berdasarkan aspek pelayanan, data berdasarkan aspek barang, dan data berdasarkan aspek kualitas. Setiap bagian akan dibagi menjadi data latih dan data uji dimana 85% adalah data latih dan 15% adalah data uji untuk menguji model. Setelah itu, menggunakan *countvectorizer* dari *library scikit-learn* dan menyesuaikannya dengan data latih. *Countvectorizer* digunakan untuk menghitung jumlah setiap kata yang muncul pada dataset. Langkah selanjutnya adalah *oversampling* data menggunakan metode *smote*. Fungsi dari *oversampling* adalah agar data menjadi seimbang dan membantu untuk meningkatkan performa program untuk mengenali pola dari kelas yang memiliki data lebih sedikit.

F. Modelling

Modelling mengacu pada tahap di mana model yang sudah terlatih dinilai untuk mengevaluasi seberapa baik kinerjanya dalam menjalankan tugas yang ditugaskan (Kaka et al., 2023). Dalam tahap *Modelling*, model *Naive Bayes Multinomial* digunakan untuk klasifikasi sentimen berdasarkan ulasan pelanggan. Model ini dilatih menggunakan data latih yang telah di-*oversampling* untuk menangani ketidakseimbangan kelas. Setelah

pelatihan, model dievaluasi menggunakan data uji untuk mengukur akurasi. Laporan klasifikasinya mencakup sentimen negatif dan positif, dengan *precision*, *recall*, dan *f1-score* yang masing-masing menggambarkan performa model untuk setiap kelas sentimen.

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengumpulan Data

Jumlah data yang berhasil dikumpulkan melalui ulasan pada *Google Maps* berjumlah 1.311 data ulasan. Ulasan kemudian diberi label aspek apakah yang diulas adalah pelayanan, barang, atau kualitas Berikut adalah sample data dari dataset yang telah dikumpulkan dan diberikan label. Sample dari dataset dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Sample Data

Ulasan	Rating_bintang	Sentimen	Aspek
"Mantap segala jenis casing HP cahrger HP tripod dll lumayan lengkap dan murah banget di sini"	5	positif	barang
"Konter warna pink Beli vocer kuota 5gb 25k dikasih yg 2,5gb Konter penipu gk jujur Wajahnya cantik tidak dengan akhlaknya"	1	negatif	pelayanan
"Ini saya beli hf bluetooth 50rb tapi kualitas suaranya jelek sekali apa bisa di tukar tambah?"	2	negatif	kualitas

B. Data Understanding

Selanjutnya adalah tahapan *data understanding*. Langkah ini diawali dengan memahami tipe data dari setiap kolom dataset seperti ulasan (teks), *rating_bintang*(angka desimal), sentimen(teks), aspek(teks). Ukuran data menunjukkan terdapat 1311 baris dan kolom dalam dataset. Setelah itu tahap untuk

memeriksa data yang hilang dan ditemukan 189 jumlah ulasan hilang, 1 *rating_bintang* hilang, 203 jumlah aspek hilang dan 0 sentimen hilang.

dataset ini juga mengandung sejumlah *missing values* dan data duplikat yang perlu ditangani. jadi penghapusan data yang hilang dan sebanyak 153 baris data duplikat adalah langkah krusial dalam pra-pemrosesan data untuk meningkatkan kualitas hasil analisis.

deskripsi statistik dari data yang telah diolah pada tahap ini menunjukkan bahwa mayoritas ulasan memberikan rating bintang tinggi dengan rata rata 4.75 rating. untuk ulasan terdapat 954 ulasan dengan 925 ulasan unik. ulasan yang paling sering muncul adalah "Bagus" dan aspek yang paling sering muncul adalah aspek pelayanan sebanyak 531 kali. hal ini menandakan bahwa pelayanan adalah area utama yang menjadi perhatian pelanggan. Jumlah data masing-masing sentimen dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2. Jumlah Data

Dataset	Positif	Netral	Negatif	Total
Jumlah Data	1239	28	44	1311

C. Preprocessing Text

Preprocessing text memiliki beberapa tahap. tahap pertama adalah case folding, normalisasi, penghapusan stopword, stemming, dan terakhir tokenisasi. Selain itu, text processing juga melibatkan langkah-langkah seperti pembersihan data dari nilai kosong atau duplikat, serta konversi kategori sentimen menjadi nilai biner untuk keperluan analisis. Melalui proses ini, data teks dapat diubah menjadi format yang lebih terstruktur dan mudah dipahami oleh algoritma pemrosesan bahasa alami (*Natural Language Processing/NLP*) atau metode analisis data lainnya.

1. Case Folding

Tahap pertama adalah *case folding*. tahap ini mengubah semua teks ulasan

menjadi huruf kecil semua. tahap ini bertujuan agar dapat menghilangkan perbedaan antara huruf kecil dan besar yang dapat mempengaruhi analisis data. sebagai contoh, kata “HP” dan “hp” dianggap sama setelah proses *case folding*, sehingga membantu dalam konsistensi pengolahan teks. Hasil dari *case folding* dapat dilihat pada tabel 3.

Tabel 3. Case Folding

Sebelum Case Folding	Setelah Case Folding
Mantap segala jenis casing HP cahrger HP tripot dll lumayan lengkap dan murah banget di sini	mantap segala jenis casing hp cahrger hp tripot dll lumayan lengkap dan murah banget di sini

2. Normalisasi

Pada tahap ini, kata tidak baku atau kata yang memiliki kesalahan penulisan yang terdapat pada teks ulasan akan diubah menjadi kata baku yang sesuai dengan KBBI. Misalnya, kata "cahrger" diubah menjadi "charger" dan "mantab" diubah menjadi "mantap". Normalisasi ini penting untuk memastikan bahwa semua kata memiliki ejaan yang konsisten dan benar. Hasil normalisasi dapat dilihat pada tabel 4.

Tabel 4. Normalisasi

Sebelum Normalisasi	Setelah Normalisasi
mantap segala jenis casing hp cahrger hp tripot dll lumayan lengkap dan murah banget di sini	mantap segala jenis casing hp charger hp tripot dll lumayan lengkap dan murah banget di sini

3. Penghapusan Stopword

Pada tahap ini menggunakan *library* sastrawi, kata-kata yang tidak memiliki makna atau tidak berkontribusi dalam pemahaman teks akan dihilangkan dari teks ulasan. Kata yang biasanya dihilangkan adalah kata penghubung seperti "dan", "yang", "untuk", dan lain-lain. Menghilangkan *stopwords* membantu

meningkatkan efisiensi dan fokus analisis pada kata-kata yang lebih bermakna. Hasil penghapusan *stopword* dapat dilihat pada tabel 5

Tabel 5. Penghapusan Stopword

Sebelum Penghapusan	Setelah Penghapusan
mantap segala jenis casing hp charger hp tripot dll lumayan lengkap dan murah banget di sini	mantap segala jenis casing hp charger hp tripod lumayan lengkap murah banget sini

4. Stemming

Langkah selanjutnya adalah *stemming*, yaitu mengubah setiap kata menjadi bentuk dasarnya. Proses *stemming* ini dilakukan dengan menggunakan *library* Sastrawi, yang mengubah kata-kata seperti "pelayanan" menjadi "layan" dan "membeli" menjadi "beli". *Stemming* bertujuan untuk mengkonsolidasikan berbagai bentuk kata yang berbeda ke dalam bentuk dasar yang sama, sehingga analisis menjadi lebih sederhana dan konsisten. Hasil *stemming* dapat dilihat pada tabel 6.

Tabel 6. Stemming

Sebelum Stemming	Setelah Stemming
pelayanan bagus barang lengkap termurah	layan bagus barang lengkap murah

5. Tokenisasi

Setelah penghapusan *stopwords*, dilakukan proses tokenisasi. Tokenisasi adalah proses memisahkan kalimat menjadi kata-kata individu. Sebagai contoh, kalimat "pelayanan cepat sangat ramah barang lengkap" akan diubah menjadi ["pelayanan", "cepat", "sangat", "ramah", "barang", "lengkap"]. Tokenisasi memungkinkan analisis kata per kata, yang penting untuk langkah-langkah pemrosesan teks selanjutnya. Hasil tokenisasi dapat dilihat pada tabel 7

Tabel 7. Tokenisasi

Sebelum Tokenisasi	Setelah Tokenisasi
mantap segala jenis casing hp charger hp tripod lumayan lengkap murah banget sini	[Mantap, segala, jenis, casing, hp, charger, hp, tripod, lumayan, lengkap, murah, banget, sini]

6. Menghapus Nilai Netral dan Baris yang Null

Setelah semua tahap preprocessing selesai, langkah terakhir adalah membersihkan data dari baris yang memiliki nilai null dan menghapus ulasan dengan sentimen netral. Baris dengan nilai null dihapus untuk memastikan tidak ada data yang hilang atau tidak lengkap yang dapat mempengaruhi analisis. Selain itu, ulasan dengan sentimen netral dihapus untuk lebih fokus pada ulasan dengan sentimen positif dan negatif, yang lebih relevan untuk analisis sentimen.

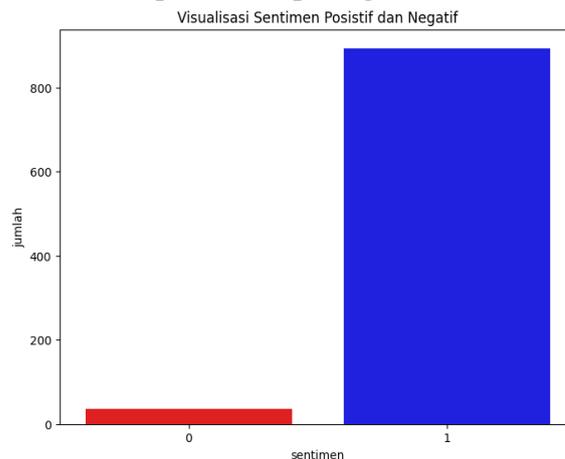
D. Data Visualization

Tahap data visualization bertujuan untuk memberikan visualisasi berupa diagram dari jumlah data berdasarkan sentimen, jumlah data berdasarkan aspek dan visualisasi *wordcloud* dari sentimen negatif dan positif. *Wordcloud* sendiri berfungsi untuk memberikan visualisasi frekuensi kata dalam sebuah teks. Kata-kata yang sering muncul akan ditampilkan lebih besar dari kata-kata yang lain.

1. Jumlah data berdasarkan sentimen

Jumlah ulasan berdasarkan sentimen dihitung menggunakan *value_counts*, menunjukkan bahwa ada 893 ulasan positif dan 36 ulasan negatif. ini menunjukkan bahwa mayoritas ulasan memiliki sentimen positif. visualisasi jumlah ulasan positif dan negatif dibuat menggunakan *countplot* dengan warna biru yang menggambarkan sentimen positif dan warna merah untuk sentimen negatif. Plot ini memperkuat temuan bahwa ulasan positif jauh lebih banyak dibandingkan ulasan negatif, dengan batang biru (positif) lebih dominan daripada batang merah

(negatif). Diagram jumlah data berdasarkan sentimen dapat dilihat pada gambar



Gambar 2. Visualisasi Banyak Ulasan Berdasarkan Sentimen

2. Jumlah data berdasarkan aspek

Jumlah ulasan dihitung untuk setiap aspek (Pelayanan, Kualitas, Barang). Visualisasi batang dibuat menggunakan *seaborn* untuk menunjukkan jumlah ulasan berdasarkan aspek. *Bar plot* ini menampilkan distribusi ulasan positif dan negatif untuk setiap aspek secara visual. Selain itu, *pie chart* dibuat untuk menggambarkan persentase ulasan berdasarkan aspek. *Pie chart* ini memberikan pandangan proporsional tentang distribusi ulasan per aspek dalam dataset. Dari visualisasi, kita dapat melihat bahwa aspek Pelayanan mendominasi jumlah ulasan, diikuti oleh Kualitas dan Barang. Hal ini menunjukkan bahwa pengguna cenderung lebih banyak memberikan ulasan tentang pengalaman pelayanan daripada kualitas produk atau barang itu sendiri. Implikasinya, pemilik bisnis atau penyedia layanan dapat fokus untuk meningkatkan atau mempertahankan kualitas pelayanan mereka, karena hal ini tampaknya menjadi fokus utama dari pengguna. Diagram jumlah data berdasarkan sentimen dapat dilihat pada gambar 3.

Selanjutnya aspek barang dengan akurasi lebih rendah (0,825). disini model kesulitan dalam mengklasifikasikan ulasan negatif. Laporan klasifikasi untuk aspek barang dapat dilihat pada gambar 6.

Akurasi Model untuk Aspek Barang: 0.8235294117647058
Laporan Klasifikasi untuk Aspek Barang:

	precision	recall	f1-score	support
negatif	0.00	0.00	0.00	2
positif	0.88	0.93	0.90	30
micro avg	0.85	0.88	0.86	32
macro avg	0.44	0.47	0.45	32
weighted avg	0.82	0.88	0.85	32

Gambar 6. Laporan Klasifikasi Aspek Barang

Dan terakhir aspek kualitas dengan akurasi sempurna yaitu (1,0) menunjukkan semua ulasan positif diklasifikasikan dengan benar. Laporan klasifikasi untuk aspek kualitas dapat dilihat pada gambar 7.

Akurasi Model untuk Aspek Kualitas: 1.0
Laporan Klasifikasi untuk Aspek Kualitas :

	precision	recall	f1-score	support
positif	1.00	1.00	1.00	14
accuracy			1.00	14
macro avg	1.00	1.00	1.00	14
weighted avg	1.00	1.00	1.00	14

Gambar 7. Laporan Klasifikasi untuk Aspek Kualitas

Analisis model keseluruhan mencapai akurasi (0,957) namun terlihat ada kesulitan dalam mengklasifikasi ulasan negatif dengan baik. hal ini bisa dilihat dari *precision dan recall* yang rendah untuk kelas negatif. Laporan klasifikasi untuk data secara keseluruhan dapat dilihat pada gambar 8.

Akurasi Model Naive Bayes: 0.9571428571428572
Laporan Klasifikasi :

	precision	recall	f1-score	support
negatif	0.20	0.33	0.25	3
positif	0.99	0.97	0.98	137
accuracy			0.96	140
macro avg	0.59	0.65	0.61	140
weighted avg	0.97	0.96	0.96	140

Gambar 8. Laporan Klasifikasi Keseluruhan Data

Sesudah mengetahui tingkat akurasi dari model, langkah selanjutnya adalah mencari penyebab mengapa tingkat akurasi yang diberikan oleh model tidak mencapai 100%. Dari tabel berikut dapat diketahui faktor errornya adalah ulasan yang salah diklasifikasikan oleh model, label asli dari data tersebut, dan label yang diprediksi oleh model. Dari tabel ini, kita dapat mengamati beberapa ulasan yang salah diklasifikasikan oleh model.

Contoh dari ulasan yang diklasifikasikan oleh model adalah ulasan singkat seperti "essip", "bagus", dan "siip" serta ulasan yang lebih panjang seperti "toko bagus lumayan lengkap pas beli pegawai belum datang". Model kesulitan mengklasifikasikan ulasan singkat mungkin karena konteksnya kurang jelas. Label asli menunjukkan bahwa beberapa ulasan sebenarnya memiliki sentimen positif (1) tetapi model memberikan prediksi bahwa ulasan tersebut memiliki nilai negatif, seperti "essip", "lengkap kalau mau khusus pakai plus plus", dan "siip". Sebaliknya, ada ulasan yang sebenarnya negatif (0) tetapi model memberikan prediksi positif, seperti "bagus" dan "toko bagus lumayan lengkap pas beli pegawai belum datang".

Tabel 9. Missclassified Data

Data	True Labels	Predicted Labels
605	1	0
931	1	0
876	0	1
484	0	1
666	1	0
514	1	0

Secara keseluruhan, meskipun model *Naive Bayes* menunjukkan kinerja yang baik terutama dalam mengklasifikasikan ulasan positif, masih terdapat ruang untuk perbaikan terutama dalam mengklasifikasikan ulasan negatif

dan netral. Penambahan data, fitur yang lebih baik, atau penggunaan teknik penyeimbangan kelas mungkin diperlukan untuk meningkatkan kinerja model lebih lanjut.

SIMPULAN (PENUTUP)

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, data ulasan pelanggan dikumpulkan dari platform *google maps* dengan teknik *web scraping* dan berhasil mendapatkan 1.311 data. Selanjutnya data diolah dengan tahap *data understanding*, *text preprocessing*, *data visualization*, *text preparation*, *modelling* dan *testing* sehingga penulis berhasil mengembangkan model analisis sentimen dengan metode *naive bayes classifier* yang mampu mengklasifikasi ulasan pelanggan kedalam kategori positif maupun negative serta aspek aspeknya.

Dari penelitian ini, didapatkan akurasi model *naive bayes* bervariasi pada masing-masing aspek. Aspek pelayanan dengan akurasi 98%, aspek barang 82% dan aspek kualitas 100%. Model keseluruhan memiliki akurasi 95%, namun terdapat kesulitan dalam mengklasifikasi ulasan negatif dengan benar, terlihat dari *precision* dan *recall* yang rendah untuk kelas negatif. Penyebab ketidakakuratan ini adalah ulasan singkat yang kurang jelas konteksnya dan ada beberapa ulasan panjang yang terkesan ambigu. Perbaikan lebih lanjut yang dapat dilakukan untuk penelitian selanjutnya adalah dengan menambah jumlah data dan menggunakan teknik penyeimbangan kelas untuk meningkatkan performa model untuk mengklasifikasikan ulasan negatif.

Analisis ini memberikan manfaat yang signifikan bagi Frenz Accessories Handphone dalam memahami *feedback* pelanggan secara lebih efisien dan dapat diandalkan. Implementasi dashboard visualisasi membantu dalam menganalisis sentimen ulasan pelanggan dengan lebih mudah, memungkinkan Frenz Accessories Handphone untuk merespon umpan balik pelanggan secara tepat waktu dan meningkatkan kualitas produk serta layanan mereka.

DAFTAR PUSTAKA

Aditya, D. (2013). *Data dan Metode Pengumpulan Data*. Surakarta: Jurusan Akupunktur Poltekkes

Kemenkes Surakarta.

Astuti, T., & Astuti, Y. (2022). Analisis Sentimen Review Produk Skincare Dengan Naïve Bayes Classifier Berbasis Particle Swarm Optimization (PSO). *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 6(4), 1806-1815.

Bungin, B. (2017). *Penelitian Kualitatif: Komunikasi, Ekonomi, Kebijakan Publik, dan Ilmu Sosial Lainnya*. Jakarta: Kencana.

Gunawan, B., Pratiwi, H. S., & Pratama, E. E. (2018). Sistem Analisis Sentimen pada Ulasan Produk Menggunakan Metode Naive Bayes. *Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika*, 4(2), 113. Retrieved from <https://jurnal.untan.ac.id/index.php/jepin/article/view/27526>.

Hexahost. (2023). Text preprocessing: Apa itu, mengapa penting, dan bagaimana melakukannya? Admin Hexahost. Retrieved June 19, 2024, from <https://hexahost.id/pengertian-text-preprocessing/>.

Kaka, O., Putra Tanggu Mara, A. A., & Rato, K. W. (2023). Analisis sentimen dampak perkembangan teknologi informasi dan komunikasi terhadap kemajuan belajar siswa SMK Rada Pamba dengan metode Naive Bayes. *Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi (JIKOMSI)*, 6(3), 191-199. Retrieved from <https://ejournal.sisfokomtek.org/index.php/jikom>.

Laraswati, B. D. (2022). Data preparation atau data preprocessing adalah proses mengumpulkan, menggabungkan, menyusun, dan mengatur data sehingga bisa dipakai dalam aplikasi business intelligence (BI), analitik, dan visualisasi data. *Algoritma*. Retrieved June 19, 2024, from <https://blog.algoritma.com/data-preparation/>.

Liu, B. (2010). *Handbook of Natural Language Processing, Chapter Sentiment Analysis and Analysis*, 2nd

- Edition. Chapman & Hall / CRC Press.
- Muzaki, A., & Witanti, A. (2021). Sentiment analysis of the community in the Twitter to the 2020 election in pandemic COVID-19 by method Naïve Bayes Classifier. *Jurnal Teknik Informatika (JUTIF)*, 2(2), 101-107. <https://doi.org/10.20884/1.jutif.2021.2.2.51>.
- Permadi, V. A. (2020). Analisis sentimen menggunakan algoritma Naive Bayes terhadap review restoran di Singapura. *Jurnal Buana Informatika*, 11(2), 141. Retrieved from <https://ojs.uajy.ac.id/index.php/jbi/article/view/3769>.
- Rahayu, A. (2022). Data understanding. Retrieved May 2024, from <https://binus.ac.id/malang/2022/03/data-understanding/>.
- Rahmawaty, R. N., Indrayana, D., & Pambudi, A. (2024). Penerapan metode Naïve Bayes dan Cosine Similarity dalam analisis sentimen terhadap platform film ilegal di media sosial X (Twitter). *JAMASTIKA*, 3(1), 221.
- Rohmah, M. (2024, March 21). Data visualization: Pengertian, fungsi & manfaatnya. Dibimbing. Retrieved June 19, 2024, from <https://dibimbing.id/blog/detail/pengertian-data-visualization-fungsi-manfaatnya>.
- Sari, A., Prasetya, D. A., Al Haromainy, M. M., Aditiawan, F. P., Sihananto, A. N., & SJ Saputra, W. (2022). Analisis Faktor Kesuksesan Penggunaan eBelajar Menggunakan Metode Hot-Fit di STIKI Malang. *Prosiding Seminar Nasional Sains Data*, 2(1), 92-102. Retrieved from <https://prosiding-senada.upnjatim.ac.id/index.php/senada/article/view/54>.
- Saurina, N., Rahayuningsih, T., & Retnawati, L. (2022). Analisis Sentimen Ulasan Pelanggan Batik Ecoprint Menggunakan Naïve Bayes dan KNN Classifier. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 9(2), 1532-1542. Retrieved from <https://jurnal.mdp.ac.id/index.php/jatisi/article/view/1483>.