

IMPLEMENTASI ALGORITMA NAIVE BAYES PADA ANALISIS SENTIMEN KEPUASAN PELANGGAN BERBASIS WEB PADA RICHEESE FACTORY MONGONSI

Andre Pratama Sembiring, Antoni, Khairuddin Nasution, Zainuddin Nasution

Universitas Islam Sumatera Utara, Medan, Indonesia

Email : pratamasandre89@gmail.com

Informasi	Abstract
Volume : 3 Nomor : 10 Bulan : Oktober Tahun : 2026 E-ISSN : 3062-9624	<i>Richeese Factory Mongonsidi is one of the culinary businesses that actively re-ceives customer feedback through digital media such as Google Reviews. Every day, the volume of textual reviews continues to increase, making it difficult for management to evaluate service quality manually, as the process is time-consuming and prone to subjectivity. This study aims to develop a web-based Decision Sup-port System (DSS) capable of automatically classifying customer reviews into pos-itive and negative sentiment categories. The method applied in this text processing is the Naive Bayes Classifier, a probability-based classification method that is effi-cient in handling large-scale textual data. The system workflow begins with the collection (scraping) of raw reviews from Google Reviews, followed by the text Preprocessing stage, which includes Case Folding, Filtering, Stopword Removal, and Stemming to remove noise from the text data. After the text has been cleaned, the Naive Bayes algorithm calculates the probability of each word to determine the final sentiment label of the document. The analysis results are then visualized through an interactive Dashboard in the Form of graphs and tables containing service strategy recommendations for executive management. This Decision Sup-port System is expected to assist the management of Richeese Factory Mon-gonsidi in identifying customer complaints quickly, accurately, and in real time, thereby supporting efforts to improve service quality.</i> Keywords: Sentiment Analysis, Naive Bayes Classifier, Google Reviews, Decision Support System, Richeese Factory

Abstrak

Richeese Factory Mongonsidi merupakan salah satu bisnis kuliner yang aktif menerima umpan balik pelanggan melalui media digital seperti Google Review. Setiap harinya, volume data ulasan tekstual yang masuk terus bertambah, sehingga pihak manajemen menghadapi kesulitan untuk mengevaluasi kualitas pelayanan secara manual karena membutuhkan waktu lama dan rentan terhadap subjektivitas. Penelitian ini bertujuan untuk membangun Sistem Pendukung Keputusan (SPK) berbasis web yang mampu mengklasifikasikan ulasan pelanggan secara otomatis ke dalam kategori sentimen positif dan negatif. Metode yang diterapkan dalam pem-rosesan teks ini adalah algoritma Naive Bayes Classifier, sebuah metode klasifikasi berbasis Probabilitas yang efisien dalam menangani data tekstual berskala besar. Alur sistem diawali dengan penarikan data (scraping) ulasan mentah dari Google Review, dilanjutkan dengan tahap text Preprocessing yang meliputi Case Folding, filtering, Stopword Removal, dan Stemming guna membersihkan data teks dari de-rau (noise). Setelah teks bersih, algoritma Naive Bayes menghitung nilai Probabili-tas setiap kata untuk menentukan label sentimen

akhir dokumen. Hasil analisis ini kemudian divisualisasikan ke dalam bentuk grafik Dashboard interaktif dan tabel rekomendasi strategi layanan bagi pihak manajemen eksekutif. Sistem pendukung keputusan ini diharapkan dapat membantu manajemen Richeese Factory Mon-gonsidi dalam mengidentifikasi keluhan pelanggan secara cepat, akurat, dan real-time guna meningkatkan kualitas pelayanan.

Kata kunci: Analisis Sentimen, Naïve Bayes Classifier, Google Review, Sistem Pendukung Keputusan, Richeese Factory

A. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi di era digital telah mengubah paradigma interaksi antara pelaku bisnis kuliner dengan konsumennya secara masif. Industri food and beverage (F&B) saat ini dituntut tidak hanya berfokus pada kualitas produk, tetapi juga harus adaptif terhadap dinamika kualitas pelayanan serta efisiensi manajemen umpan balik pelanggan. Salah satu gerai restoran cepat saji yang memiliki intensitas kunjungan tinggi di Kota Medan adalah Richeese Factory Mongonsidi. Setiap harinya, gerai ini menerima beragam opini dari konsumen mengenai cita rasa produk, kecepatan pelayanan pramuniaga, fasilitas kebersihan tempat, hingga efisiensi sistem pemesanan digital. Umpan balik tekstual tersebut merupakan representasi langsung dari tingkat kepuasan pelanggan yang menjadi instrumen krusial dalam menjaga loyalitas konsumen serta keunggulan kompetitif perusahaan di pasar. Kondisi nyata di lapangan menunjukkan bahwa ulasan digital yang di Input secara mandiri oleh konsumen mengandung pola informasi penting yang dapat diekstrak menjadi parameter evaluasi mutakhir bagi manajemen operasional perusahaan (Setiawan, Budiman, & Utami, Jurnal Tekno Kompak, 2022).

Tingginya volume data ulasan tekstual tidak terstruktur (unstructured text data) yang masuk secara konstan setiap hari menimbulkan hambatan baru bagi pihak manajemen Richeese Factory Mongonsidi. Manajemen menghadapi kendala besar dalam melakukan ekstraksi, pengelompokkan, dan penafsiran secara cepat untuk memisahkan mana ulasan yang bernilai positif (puas) dan mana ulasan yang bernilai negatif (kritik atau komplain). Padahal, keterlambatan dalam merespon ulasan negatif, terutama yang berkaitan dengan keluhan pelayanan krusial di area gerai, dapat berdampak buruk terhadap reputasi jangka panjang restoran. Analisis sentimen hadir sebagai solusi komputasi yang sangat efektif untuk mengubah opini tekstual berskala besar yang semula acak menjadi informasi terstruktur berupa kelas sentimen positif dan negatif guna menyokong efisiensi monitoring manajemen (Ramdhani & Handayani, Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak, 2023).

Dalam bidang komputasi klasifikasi teks, salah satu algoritma pembelajaran mesin (machine learning) yang terbukti sangat efektif, efisien, dan memiliki kecepatan pemrosesan tinggi untuk diimplementasikan ke dalam sistem adalah Naive Bayes Classifier. Algoritma Naive Bayes Classifier bekerja dengan menerapkan Teorema Bayes dan memiliki keunggulan komputasi pada kesederhanaan strukturnya serta kebutuhan data latih yang relatif minimal, namun mampu menghasilkan tingkat akurasi yang optimal untuk klasifikasi dokumen teks (Pratama, Rahayu, & Nugroho, Jurnal Sistem Informasi, 2024).

Selain keakuratan dalam melakukan pelabelan sentimen kepuasan, aspek kecepatan penyampaian informasi kepada pihak manajemen gerai melalui halaman Dashboard Administrator juga menjadi faktor penentu. Dashboard Admin pada umumnya masih mengharuskan pengguna melakukan muat ulang (refresh) halaman browser secara manual untuk melihat data terbaru, yang dinilai kurang efisien untuk pemantauan operasional yang membutuhkan respon cepat. Oleh karena itu, diperlukan mekanisme sinkronisasi data asinkron (asynchronous data synchronization) memanfaatkan JavaScript Fetch API pada sistem web yang dibangun, sehingga Dashboard Admin dapat meninjau basis data secara berkala dan otomatis memperbarui tampilan visual (auto-refresh) hanya ketika ulasan baru terdeteksi masuk dari konsumen. Integrasi visualisasi data real-time berbasis web sangat penting untuk memangkas latensi penyajian informasi operasional langsung kepada para pengambil keputusan (Wijaya & Hidayat, Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer, 2022).

Guna memudahkan konsumen di gerai dalam mengakses sistem formulir ulasan digital, teknologi QR Code (Quick Response Code) diterapkan sebagai jembatan nirkabel lokal yang menghubungkan smartphone pelanggan langsung ke server lokal tanpa hambatan. Pemanfaatan QR Code yang diintegrasikan dengan jaringan lokal terdistribusi mampu meningkatkan partisipasi pengguna dalam memberikan data umpan balik secara instan dan efisien (Fitriani, Jurnal Ilmiah Komputasi, 2025).

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan, penelitian ini merumuskan permasalahan mengenai bagaimana mengimplementasikan algoritma Naive Bayes Classifier ke dalam sistem analisis sentimen kepuasan pelanggan Richeese Factory Mongonsidi berbasis web serta bagaimana hasil analisis pemantauan aliran data ulasan yang dinamis (real-time monitoring) pada halaman Dashboard Admin menggunakan teknologi server-side polling. Agar penelitian lebih terarah, data yang digunakan dibatasi pada ulasan pelanggan yang berasal dari Google Review Richeese Factory Mongonsidi, dengan klasifikasi sentimen yang

hanya terdiri atas dua kategori, yaitu sentimen positif dan negatif. Metode analisis yang digunakan adalah algoritma Naive Bayes, sedangkan sistem dibangun berbasis web untuk memproses teks ulasan, menghitung probabilitas sentimen, dan menyajikan visualisasi rasio persentase sentimen pada Dashboard Admin dengan menggunakan MySQL versi 8.0 berbasis XAMPP sebagai basis data. Adapun tujuan penelitian ini adalah menerapkan algoritma Naive Bayes Classifier ke dalam sistem berbasis web untuk mengotomatisasi proses analisis sentimen kepuasan pelanggan pada Richeese Factory Mongonsidi serta menganalisis hasil pemantauan aliran data ulasan yang dinamis (real-time monitoring) pada halaman Dashboard Admin dengan memanfaatkan teknologi server-side polling berbasis JavaScript Fetch API.

B. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilaksanakan di PT Richeese Factory Mongonsidi pada 10–20 Juli 2026 dengan memanfaatkan perangkat keras dan perangkat lunak seperti Windows 10, Visual Studio Code, XAMPP, PHP, JavaScript, dan MySQL. Pengumpulan data dilakukan melalui studi literatur dan wawancara, sedangkan data ulasan pelanggan diperoleh dari Google Maps Review dalam format CSV. Tahapan penelitian meliputi identifikasi masalah, studi literatur, pengumpulan data, preprocessing, ekstraksi fitur, klasifikasi menggunakan algoritma Naive Bayes, implementasi sistem berbasis web, pengujian, evaluasi, dan penyusunan laporan. Proses preprocessing terdiri atas case folding, cleansing, tokenizing, stopword removal, dan stemming menggunakan Sastrawi. Selanjutnya, kata hasil preprocessing digunakan untuk membentuk vocabulary dan menghitung frekuensi kata pada kelas positif dan negatif. Algoritma Naive Bayes diterapkan dengan menghitung prior probability dan likelihood menggunakan Laplace Smoothing untuk menghindari zero probability. Hasil klasifikasi ditentukan berdasarkan nilai posterior probability tertinggi.

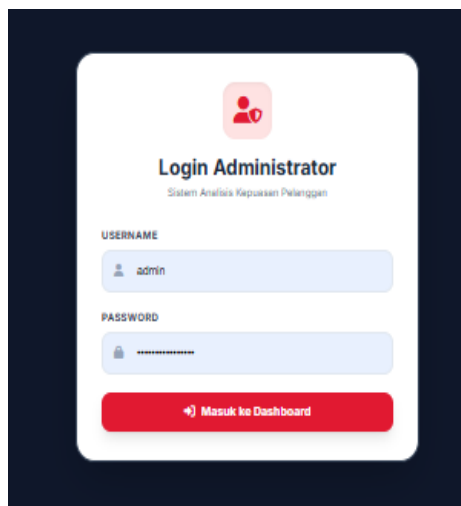
Sistem yang dikembangkan menyediakan input ulasan secara langsung maupun melalui unggahan data Google Maps Review berbentuk CSV. Setelah diproses, hasil klasifikasi disimpan dalam database MySQL dan ditampilkan melalui Dashboard Admin. Dashboard menyajikan total ulasan, jumlah sentimen positif dan negatif, persentase sentimen, daftar hasil klasifikasi, serta visualisasi berupa pie atau donut chart dan grafik tren. Sistem juga mendukung pemantauan aliran data secara real-time melalui mekanisme polling sehingga perubahan data dapat ditampilkan tanpa melakukan refresh halaman. Pengujian dilakukan menggunakan confusion matrix untuk mengukur ketepatan klasifikasi dan black-box testing untuk memastikan fungsi aplikasi berjalan dengan baik. Evaluasi hasil dilakukan berdasarkan akurasi, presisi, recall, dan analisis kesalahan terhadap data yang salah diklasifikasikan.

Dengan rancangan tersebut, sistem dapat membantu pihak Richeese Factory Mongonsidi memperoleh informasi mengenai kecenderungan sentimen pelanggan secara lebih terstruktur dan mendukung evaluasi pelayanan berdasarkan ulasan yang tersedia.

C. HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Implementasi Antarmuka Sistem

Halaman Login Administrator



Gambar 1 Halaman *Login Administrator*

Gambar 1 menampilkan tata letak halaman *Login* admin yang dirancang khusus untuk diakses oleh admin sebelum masuk ke halaman *Dashboard*. Pada halaman ini berisi username dan password.

Antarmuka Dashboard Admin



Gambar 2 menampilkan antarmuka *Dashboard* Admin

Halaman Form Survei Kepuasan Pelanggan

Halaman publik yang diakses oleh pelanggan untuk memberikan evaluasi layanan. *Form* ini mencakup *Input* nama lengkap, penilaian 5 dimensi utama dengan skala 1 hingga 5 (Rasa Produk, Tempat & Fasilitas, Pelayanan Staf, Harga Produk, dan Kecepatan Penyajian), serta kolom ulasan atau saran tambahan.

Gambar 3 Halaman *Form* Survei Kepuasan Pelanggan

Analisis dan Perhitungan Algoritma Naive Bayes

Tahapan Pemrosesan Teks (*Text Preprocessing*)

Ulasan mentah yang berasal dari sampel Google Review dan ulasan manual diproses melalui lima tahapan pembersihan derau (noise reduction) sebelum digunakan dalam proses analisis sentimen. Tahap pertama adalah Case Folding, yaitu mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil (lowercase), misalnya input “Pedas nya enak” menjadi “pedas nya enak”. Tahap kedua adalah Cleansing, yaitu menghapus angka, simbol, tanda baca, dan emoji sehingga menghasilkan teks “Pedas nya enak”. Tahap ketiga adalah Tokenizing, yaitu memotong kalimat ulasan menjadi kumpulan kata tunggal (token), sehingga diperoleh ["pedas", "nya", "enak"]. Tahap keempat adalah Stopword Removal, yaitu menghapus kata hubung atau kata umum yang dianggap tidak relevan dalam proses klasifikasi, sehingga menghasilkan ["pedas", "enak"]. Tahap terakhir adalah Stemming, yaitu mengubah kata yang memiliki imbuhan menjadi bentuk kata dasar (root word), dengan hasil akhir (ulasan_clean) berupa “pedas enak”.

Perhitungan Probabilitas Prior

Berdasarkan data akumulasi dari Gambar 2, parameter awal *dataset* adalah:

1. Total Ulasan (N) = 50 ulasan.
2. Ulasan Positif (Npos) = 31 ulasan,

3. Ulasan Negatif (Nneg) = 19 ulasan.
4. Total kemunculan kata pada kelas Positif (nPositif) = 210 kata.
5. Total kemunculan kata pada kelas Negatif (nNegatif) = 140 kata.
6. Ukuran Kosakata Unik (|V|) = 85 kata unik.

1. Perhitungan *Probabilitas Prior (Prior Probability)*:

$$P(\text{Positif}) = \frac{N_{\text{pos}}}{N} = \frac{31}{50} = 0.62$$

$$P(\text{Negatif}) = \frac{N_{\text{neg}}}{N} = \frac{19}{50} = 0.38$$

2. Perhitungan *Likelihood* tiap Kata dengan *Laplace Smoothing* (k = 1):

$$P(W_i|c) = \frac{\text{count}(W_i, c) + 1}{T_c + |v|}$$

Tabel 1 Hasil perhitungan masing masing kata

kata	P(positif)	P(negative)
Ramah	0.0542	0.0089
Lama	0.0102	0.0844
Dingin	0.0068	0.0578
crispy	0.0441	0,0089
Asin	0,0102	0,0400
Bersih	0,0508	0,0133
Nyaman	0,0407	0,0089
Kotor	0,0068	0,0489
Ramah	0,0542	0,0089
Jutek	0,0034	0,0444
Murah	0,0373	0,0133
Mahal	0,0136	0,0533
Cepat	0,0576	0,0133
Lama	0,0102	0,0844
Antre	0,0169	0,0667

Misalkan kemunculan kata "layan" dan "lama" pada tabel kamus_kata adalah sebagai berikut:

- 1) Kata "pedas"

$$P(\text{layan}|\text{Pos}) = \frac{25 + 1}{210 + 85} = \frac{26}{295} = 0.0881$$

$$P(\text{layan}|\text{Neg}) = \frac{5 + 1}{140 + 85} = \frac{6}{225} = 0.0267$$

2) Kata “enak”

$$P(\text{lama}|\text{Pos}) = \frac{20 + 1}{210 + 85} = \frac{21}{295} = 0.0712$$

$$P(\text{lama}|\text{Neg}) = \frac{2 + 1}{140 + 85} = \frac{3}{225} = 0.0133$$

Berikut adalah tabel frekuensi dan kalkulasi nilai *Likelihood* untuk 15 kata kunci utama yang mewakili 5 dimensi penilaian di Richeese Factory:

3. Perhitungan *Probabilitas Posterior* (*Posterior Probability*):

- Untuk Kelas Positif

$$P(\text{Pos}|\text{Teks}) = P(\text{Pos}) \times P(\text{pedas}|\text{Pos}) \times P(\text{enak}|\text{Pos})$$

$$P(\text{Pos}|\text{texas}) = 0.62 \times 0.0881 \times 0.0712 = 0.003889$$

- Untuk Kelas Positif

$$P(\text{Neg}|\text{Teks}) = P(\text{Neg}) \times P(\text{layan}|\text{Neg}) \times P(\text{lama}|\text{Neg})$$

$$P(\text{Neg}|\text{Teks}) = 0.38 \times 0.0267 \times 0.0133 = 0.0001349$$

4. Keputusan Klasifikasi Akhir:

$$P(\text{Negatif}|\text{Teks}) < P(\text{Positif}|\text{Teks}) (0.0001349 < 0.003889)$$

ulasan tersebut secara teoritis terklasifikasi sebagai POSITIF.

Pengujian Sistem Secara Fungsional (Black-Box Testing)

Tabel 2 Pengujian Sistem Secara Fungsional (*Black-Box Testing*)

No	Modul / Skenario Pengujian	Masukan (<i>Input</i>)	Hasil yang Diharapkan	Hasil Pengujian Aktual	Kesimpulan
	Form <i>Input</i> Ulasan Pelanggan	Memasukkan nama dan teks ulasan mentah, lalu menekan tombol "KIRIM &	Data tersimpan ke <i>Database</i> , teks diproses oleh Naive	Data ulasan tersimpan dan label sentimen (<i>Positif/Negatif</i>) langsung	Valid

No	Modul / Skenario Pengujian	Masukan (Input)	Hasil yang Diharapkan	Hasil Pengujian Aktual	Kesimpulan
		ANALISIS".	Bayes, dan label sentimen muncul di antarmuka.	muncul di bawah form.	
	Modul Unggah Data Google Maps (.csv)	Memilih berkas .csv dari komputer, lalu menekan tombol "Proses & Hitung Sentimen".	Sistem membaca berkas .csv, memproses <i>Preprocessing</i> , dan memasukkan seluruh data ulasan ke dalam <i>Database</i> secara otomatis.	Seluruh baris data ulasan dari berkas .csv berhasil diunggah dan terhitung nilai sentimennya.	Valid
	Kalkulasi Metrik Statistik (<i>Summary Cards</i>)	Penambahan data ulasan baru (baik via <i>Form</i> maupun .csv).	Angka pada kartu <i>Total Ulasan</i> , <i>Sentimen Positif</i> , dan <i>Sentimen Negatif</i> bertambah secara <i>real-time</i> .	Jumlah total ulasan dan rasio angka sentimen bertambah secara otomatis sesuai data baru.	Valid

No	Modul / Skenario Pengujian	Masukan (Input)	Hasil yang Diharapkan	Hasil Pengujian Aktual	Kesimpulan
	Visualisasi Diagram Lingkaran (<i>Pie Chart</i>)	Perubahan/penambahan data sentimen ulasan.	Proporsi grafik <i>Pie Chart</i> berubah menyesuaikan rasio persentase ulasan positif dan negatif.	Sektor warna hijau (Positif) dan merah (Negatif) menyesuaikan persentase data terbaru.	Valid
	Widget Rekomendasi Keputusan (SPK)	Perubahan akumulasi <i>Probabilitas</i> dominan ulasan.	Teks rekomendasi manajerial berubah sesuai dengan kategori tingkat kepuasan pelanggan secara otomatis.	Teks rekomendasi memberikan arahan keputusan manajerial secara dinamis.	Valid
	Tabel Log Aliran Data & Hasil Klasifikasi	Mengakses halaman <i>Panel Utama Eksekutif</i> .	Menampilkan tabel rekapitulasi yang berisi nama pengulas, ulasan asli, teks <i>Preprocessing</i> , dan label kesimpulan	Tabel menampilkan rincian tahapan <i>Preprocessing</i> dan label kesimpulan dengan rapi.	Valid

No	Modul / Skenario Pengujian	Masukan (<i>Input</i>)	Hasil yang Diharapkan	Hasil Pengujian Aktual	Kesimpulan
			n.		
	Tombol Navigasi Cetak QR Code	Menekan tombol "Buka Sistem Cetak QR Code" pada <i>sidebar</i> .	Sistem mengarahkan pengguna ke halaman pencetakan QR Code	Halaman cetak QR Code terbuka dengan benar.	Valid
	Tombol Navigasi Form Ulasan Pelanggan	Menekan tombol "Buka Form Ulasan Pelanggan" pada <i>sidebar</i> .	Sistem mengarahkan admin ke tampilan halaman Form masukan ulasan publik.	Halaman Form ulasan pelanggan terbuka pada <i>tab</i> baru/halaman utama.	Valid

Berdasarkan hasil pengujian *Black-Box* yang disajikan pada Tabel 2 .X, seluruh fungsi dan fitur utama pada aplikasi web (mulai dari *Input* ulasan, pemrosesan berkas .csv, kalkulasi metrik statistik *real-time*, visualisasi *pie chart*, hingga modul rekomendasi keputusan SPK) dinyatakan 100% Valid. Hal ini membuktikan bahwa antarmuka *Panel Utama Eksekutif* telah bebas dari kesalahan fungsi (*functional error*) dan siap digunakan secara operasional oleh pihak manajemen Richeese Factory Mongonsidi.

Pembahasan

Berdasarkan hasil pengujian dan visualisasi data pada Panel Utama Eksekutif (Gambar 2), penerapan algoritma Naive Bayes pada sistem analisis sentimen Richeese Factory Mongonsidi menghasilkan nilai akurasi sebesar 80%, presisi sebesar 71,43%, dan recall sebesar 100%. Berdasarkan distribusi data aktual sebanyak 41 ulasan pada Dashboard, sentimen positif mendominasi dengan jumlah 30 ulasan (73,17%), sedangkan sentimen negatif berjumlah 11 ulasan (26,83%). Dominasi sentimen positif tersebut menjadi dasar bagi modul Sistem Pendukung Keputusan (SPK) dalam menghasilkan rekomendasi manajerial “Sangat Baik” untuk mempertahankan kualitas menu utama, khususnya ayam pedas. Dari sisi efisiensi sistem, penggunaan dua tabel utama, yaitu ulasan dan kamus_kata, membantu mempermudah proses pemrosesan aliran data (data stream log). Ketika data diunggah melalui berkas .csv, tabel kamus_kata dapat digunakan untuk memperoleh bobot kata sehingga proses pengolahan data menjadi lebih terstruktur dan tidak memerlukan proses full table scanning yang berpotensi membebani memori server.

Hasil error analysis berdasarkan log data pada Gambar 4.2 menunjukkan adanya beberapa ketidaksesuaian prediksi (False Positive), seperti pada ulasan “Jorok sekali outlet nya” dan “Pelayanan nya lamaaa” yang terklasifikasi sebagai sentimen positif. Kesalahan klasifikasi tersebut dipengaruhi oleh dua faktor utama, yaitu tingginya nilai probabilitas prior kelas positif dan adanya kata yang belum terdaftar dalam kamus kata (Out of Vocabulary). Dominasi data latih positif, yaitu 30 ulasan positif dibandingkan 11 ulasan negatif, menyebabkan nilai $P(\text{Positif})$ menjadi cukup tinggi, yaitu 0,7317, sehingga dapat memengaruhi hasil perkalian posterior ke arah kelas positif. Selain itu, penggunaan kata dengan penulisan tidak baku atau typo, seperti “lamaaa”, dapat menyebabkan kata tersebut tidak dikenali atau belum tersedia dalam tabel kamus_kata. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa kualitas dan keseimbangan data latih serta kelengkapan kosakata memiliki peran penting dalam meningkatkan ketepatan klasifikasi sentimen pada sistem.

D. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil perancangan, implementasi, dan pengujian sistem analisis sentimen kepuasan pelanggan Richeese Factory Mongonsidi berbasis web menggunakan algoritma Naive Bayes, dapat disimpulkan bahwa sistem analisis sentimen dan Sistem Pendukung Keputusan (SPK) berhasil dibangun dengan memanfaatkan struktur basis data yang efisien melalui tabel ulasan dan kamus_kata. Panel Utama Eksekutif mampu menyajikan statistik

ulasan, visualisasi pie chart, rekomendasi keputusan manajerial secara dinamis, serta log aliran pemrosesan data ulasan secara real-time. Berdasarkan pengujian menggunakan metode Confusion Matrix terhadap sampel ulasan pelanggan aktual dari Google Maps Review, algoritma Naive Bayes dengan pendekatan Laplace Smoothing menghasilkan akurasi sebesar 80%, presisi sebesar 71,43%, dan recall sebesar 100%. Selain itu, aplikasi ini memberikan manfaat praktis bagi manajemen Richeese Factory Mongonsidi dalam mengidentifikasi tren kepuasan pelanggan yang didominasi sentimen positif sebesar 73,17% serta mendeteksi area layanan yang memerlukan perhatian khusus, seperti waktu tunggu atau antrean dan pelayanan kasir, sehingga dapat mendukung proses pengambilan keputusan bisnis berbasis data (data-driven decision making).

E. REFERENSI

- Aditya, R., & Siregar, A. M. (2024). Penerapan Algoritma Naive Bayes Classifier untuk Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Kuliner Berbasis Web. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, 11(2), 245-254.
- Fauzi, M. A., & Rahmawati, E. (2023). Pengantar Text Mining dan Analisis Sentimen Teori dan Praktik. Pengadaan Buku Informatika.
- Kusrini. (2024). Aplikasi Sistem Pendukung Keputusan Kontemporer. Yogyakarta: Andi Offset.
- Pratama, A. R., & Sembiring, J. (2023). Analisis Sentimen Kualitas Pelayanan Restoran Cepat Saji pada Google Review Menggunakan Metode Naive Bayes. *Jurnal Sains Komputer dan Informatika*, 7(1), 112-121.
- Hadiwibowo, S., et al. (2024). Analisis Tingkat Kepuasan Pengguna Aplikasi E-Commerce Berdasarkan Rating dan Ulasan Menggunakan Metode Naive Bayes. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 8(2), 310-318
- Hasibuan, A., et al. (2024). Analisis Sentimen Kepuasan Konsumen pada Platform E-Commerce Menggunakan Algoritma Naive Bayes. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(1), 88-95.
- Ramdhani, F., & Handayani, T. (2023). Analisis Sentimen Teks Tidak Terstruktur untuk Efisiensi Monitoring Manajemen. *Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak*, 5(1), 77-84.

- Setiawan, E., Budiman, A., & Utami, R. (2022). Ekstraksi Pola Informasi Ulasan Digital Konsumen untuk Parameter Evaluasi Manajemen. *Jurnal Tekno Kompak*, 16(2), 105–114.
- Saputra, E., & Wijaya, A. (2025). Aksesibilitas Web-Based Data Mining untuk Prediksi Risiko Akademik. *Jurnal Komputasi dan Informasi*, 11(1), 12–19.
- Simbolon, N., & Riza, M. (2024). Analisis Kepuasan Pengguna Aplikasi Akademik Menggunakan Algoritma Naive Bayes. *PRINSIP (Portal Riset dan Inovasi Sistem Perangkat Lunak)*, 3(1), 15–23.
- Putra, I. M. A. A. D., Sunarya, I. M. G., & Gunadi, I. G. A. (2024). Evaluasi Variasi Algoritma Naïve Bayes pada Klasifikasi Data Statistik. *Jurnal Ilmu Komputer Indonesia*, 9(1), 22–30.