



Analisis Sentimen Penentuan Prioritas Perbaikan Layanan Museum Provinsi Sumatera Utara Berdasarkan Ulasan Pengunjung Menggunakan Metode Naïve Bayes

Annisa Tasya Fadila^{1*}, Wilda Rina Hasibuan²

^{1*,2}Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, Medan, Indonesia

Email: ^{1*}tasyaannisa920@gmail.com, ²wildarina@umsu.ac.id

Abstrak

Museum Provinsi Sumatera Utara menerima ulasan pengunjung secara terus-menerus melalui platform Google Maps, namun proses analisis ulasan secara manual tidak efektif akibat besarnya volume data. Penelitian ini bertujuan membangun sistem analisis sentimen berbasis web yang mampu mengklasifikasikan ulasan pengunjung secara otomatis ke dalam kategori positif, negatif, dan netral, serta menentukan prioritas perbaikan layanan berdasarkan hasil analisis tersebut. Data sebanyak 500 ulasan dikumpulkan menggunakan teknik *web scraping* melalui platform Apify. Data kemudian diproses melalui tahapan *preprocessing* teks yang meliputi *case folding*, *cleaning*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming*, dilanjutkan dengan pembobotan fitur menggunakan TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*) dan klasifikasi menggunakan algoritma Multinomial Naïve Bayes. Pelabelan sentimen dilakukan berdasarkan nilai *rating* pengunjung, yaitu *rating* 4–5 sebagai positif, *rating* 3 sebagai netral, dan *rating* 1–2 sebagai negatif. Hasil klasifikasi menggunakan data latih 80% dan data uji 20% menunjukkan akurasi sebesar 88,0%. Dari keseluruhan 500 ulasan, diperoleh 441 ulasan (88,2%) bersentimen positif, 28 ulasan (5,6%) netral, dan 31 ulasan (6,2%) negatif. Analisis aspek layanan berbasis *keyword matching* terhadap lima aspek—fasilitas, pelayanan, koleksi museum, kebersihan, dan aksesibilitas—menunjukkan bahwa aspek fasilitas dan pelayanan memperoleh jumlah sentimen negatif tertinggi masing-masing delapan ulasan sehingga menjadi prioritas utama perbaikan. Sistem yang dibangun telah diuji menggunakan metode *Black Box Testing* dan seluruh fungsi berjalan sesuai yang diharapkan. Hasil penelitian ini memberikan rekomendasi berbasis data bagi pengelola museum untuk meningkatkan kualitas layanan secara lebih terarah dan efektif.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Naïve Bayes, TF-IDF, *Web Scraping*, Museum Provinsi Sumatera Utara.

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi telah mengubah cara masyarakat menyampaikan pengalaman dan pendapat terhadap suatu layanan. Berbagai platform digital saat ini memungkinkan pengguna memberikan ulasan secara terbuka setelah mengunjungi suatu tempat (Feng et al., 2024). Ulasan tersebut menjadi sumber informasi penting karena mencerminkan pengalaman, kepuasan, maupun keluhan pengunjung secara langsung. Dalam sektor pariwisata dan kebudayaan, ulasan daring telah menjadi salah satu indikator yang dapat digunakan untuk mengevaluasi kualitas layanan dan pengalaman pengunjung secara berkelanjutan (Huo et al., 2024).

Museum merupakan institusi yang memiliki peran penting dalam pelestarian warisan budaya, pendidikan, dan pengembangan pariwisata. Menurut International Council of Museums (ICOM), museum adalah lembaga permanen nirlaba yang melayani masyarakat, terbuka untuk umum, serta bertugas mengumpulkan, melestarikan, meneliti, menafsirkan, dan memamerkan warisan budaya untuk tujuan pendidikan dan hiburan. Kualitas layanan museum menjadi faktor penting yang memengaruhi pengalaman pengunjung, sebagaimana dijelaskan oleh Huo et al. (2024) bahwa pengalaman pengunjung dipengaruhi oleh atribut seperti kualitas koleksi, fasilitas pendukung, suasana lingkungan, serta pelayanan petugas.

Seiring meningkatnya penggunaan internet, pengunjung museum kini lebih aktif menyampaikan pengalaman mereka melalui platform seperti Google Maps dan TripAdvisor. Menurut Tarmizi et al. (2024), ulasan pengunjung yang tersedia pada platform digital dapat dimanfaatkan untuk memahami kebutuhan, harapan, dan tingkat kepuasan pengunjung secara lebih efektif dibandingkan metode evaluasi konvensional.

Namun, jumlah ulasan yang terus bertambah menyebabkan proses analisis secara manual menjadi tidak efisien dan berpotensi menghasilkan penilaian yang subjektif.

Salah satu pendekatan yang dapat digunakan untuk mengatasi permasalahan tersebut adalah analisis sentimen. Analisis sentimen merupakan teknik dalam *Natural Language Processing* (NLP) yang digunakan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan opini yang terkandung dalam suatu teks ke dalam kategori positif, negatif, atau netral (Mao et al., 2024). Melalui analisis sentimen, data ulasan yang tidak terstruktur dapat diubah menjadi informasi yang lebih mudah dipahami sehingga dapat dimanfaatkan sebagai dasar evaluasi layanan (Hamdana et al., 2025).

Berbagai penelitian telah menerapkan analisis sentimen pada sektor pariwisata. Singgalen (2022) menerapkan *Naïve Bayes Classifier* pada ulasan wisatawan Candi Borobudur dan memperoleh akurasi 96,36%. Fatah et al. (2024) menerapkan *Naïve Bayes* pada ulasan wisata Bangkalan dengan akurasi terbaik 78,68%. Penelitian Hamdana et al. (2025) pada Kampung Coklat dan Afrad et al. (2024) pada objek wisata Baturaden juga menunjukkan bahwa analisis sentimen mampu mengidentifikasi sentimen pengunjung secara efektif. Laudza et al. (2025) dan Tarmizi et al. (2024) bahkan mengembangkan analisis sentimen pada destinasi *heritage* dan museum untuk mengidentifikasi faktor-faktor kepuasan pengunjung.

Meskipun penelitian mengenai analisis sentimen di sektor pariwisata telah banyak dilakukan, sebagian besar masih berfokus pada proses klasifikasi sentimen atau perbandingan performa algoritma tanpa mengaitkannya secara langsung dengan penentuan prioritas perbaikan layanan. Selain itu, penelitian yang secara khusus mengkaji Museum Provinsi Sumatera Utara dengan pendekatan analisis sentimen berbasis *Naïve Bayes* masih sangat terbatas.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini mengusulkan pengembangan sistem berbasis web yang menerapkan metode *Multinomial Naïve Bayes* untuk menganalisis sentimen ulasan pengunjung Museum Provinsi Sumatera Utara dari Google Maps. Sistem tidak hanya mengklasifikasikan sentimen tetapi juga menentukan prioritas perbaikan layanan berdasarkan aspek yang paling banyak memperoleh sentimen negatif, disajikan dalam bentuk *dashboard* interaktif. Penelitian ini diharapkan dapat membantu pengelola museum dalam melakukan evaluasi dan pengambilan keputusan secara lebih efektif berdasarkan data.

METODE

Desain Penelitian dan Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif berbasis data teks dengan tahapan yang meliputi pengumpulan data, *preprocessing*, pembobotan fitur, klasifikasi sentimen, analisis aspek layanan, dan penentuan prioritas perbaikan. Sistem diimplementasikan menggunakan PHP sebagai antarmuka web dan Python untuk proses analisis sentimen, dengan MySQL sebagai basis data.

Data ulasan diperoleh dari platform Google Maps Museum Provinsi Sumatera Utara menggunakan teknik *web scraping* melalui *tools* Google Maps Reviews Scraper pada platform Apify (Kulkarni et al., 2023). Sebanyak 500 ulasan berhasil dikumpulkan, yang masing-masing meliputi nama pengguna, nilai *rating* (1–5 bintang), dan teks ulasan. Data selanjutnya diekspor dalam format CSV untuk diproses pada tahapan berikutnya.

Pelabelan sentimen dilakukan secara otomatis berdasarkan nilai *rating* pengunjung dengan aturan sebagai berikut: *rating* 4–5 dikategorikan sebagai sentimen positif, *rating* 3 dikategorikan sebagai sentimen netral, dan *rating* 1–2 dikategorikan sebagai sentimen negatif. Pendekatan berbasis *rating* ini dipilih karena dapat jauh lebih objektif dan juga konsisten dalam hal merepresentasikan tingkat kepuasan pengunjung (Fatah et al., 2024).

Preprocessing Teks

Preprocessing teks merupakan tahapan penting untuk membersihkan dan mempersiapkan data agar dapat diproses oleh algoritma klasifikasi (Shaik et al., 2023). Menurut Jin et al. (2023), *preprocessing* berfungsi untuk membersihkan, menormalkan, dan mentransformasikan data teks sebelum dilakukan ekstraksi fitur dan klasifikasi. Implementasi *preprocessing* dilakukan menggunakan *library* Pandas, NLTK, dan Sastrawi pada Python dengan tahapan sebagai berikut:

1. *Case Folding*: Mengubah seluruh huruf dalam teks menjadi huruf kecil (*lowercase*) untuk menyeragamkan penulisan kata.
2. *Cleaning*: Menghapus karakter yang tidak diperlukan seperti angka, tanda baca, simbol, URL, dan karakter khusus lainnya.
3. *Tokenizing*: Memecah kalimat menjadi kumpulan kata atau token yang akan digunakan dalam proses analisis.
4. *Stopword Removal*: Menghapus kata-kata umum yang tidak memiliki makna penting dalam analisis, seperti *dan*, *yang*, *di*, dan *ke*.
5. *Stemming Bahasa Indonesia*: Mengubah kata berimbuhan menjadi bentuk dasar menggunakan pustaka PySastrawi untuk mengurangi variasi morfologi.

Pembobotan Fitur TF-IDF

Setelah *preprocessing*, data teks dikonversi ke dalam bentuk numerik menggunakan metode TF-IDF (*Term Frequency–Inverse Document Frequency*). Metode ini mengukur tingkat kepentingan suatu kata dalam sebuah dokumen terhadap keseluruhan kumpulan dokumen (Qaiser & Ali, 2021). TF-IDF menggabungkan dua komponen utama: *Term Frequency* (TF) yang mengukur frekuensi kemunculan kata dalam dokumen, dan *Inverse Document Frequency* (IDF) yang mengukur keunikan kata di seluruh koleksi dokumen (Dodiya, 2021).

Secara matematis, bobot TF-IDF dihitung sebagai berikut:

$$TF(t, d) = \frac{f(t, d)}{\sum_k f(k, d)} \quad \dots(1)$$

$$IDF(t) = \log\left(\frac{N}{df(t)}\right) \quad \dots(2)$$

$$TF-IDF(t, d) = TF(t, d) \times IDF(t) \quad \dots(3)$$

dengan $f(t, d)$ adalah frekuensi kemunculan kata t pada dokumen d , N adalah jumlah seluruh dokumen, dan $df(t)$ adalah jumlah dokumen yang mengandung kata t . Implementasi TF-IDF dilakukan menggunakan *library* Scikit-Learn pada Python, menghasilkan matriks dengan 500 dokumen dan 1.285 fitur kata.

Klasifikasi Multinomial Naïve Bayes

Naïve Bayes merupakan algoritma klasifikasi berbasis probabilitas yang didasarkan pada Teorema Bayes dengan asumsi bahwa setiap fitur bersifat independen satu sama lain (Berrar, 2021). Meskipun asumsi ini tergolong sederhana, algoritma ini terbukti efektif untuk berbagai tugas klasifikasi teks (Zhang, 2004). Varian yang digunakan pada penelitian ini adalah Multinomial Naïve Bayes (MNB) yang dirancang khusus untuk menangani data teks dengan mempertimbangkan frekuensi kemunculan kata (Pangestu & Basri, 2024).

Probabilitas dokumen X termasuk kelas C dihitung menggunakan persamaan:

$$P(C|X) \propto P(C) \times \prod_{i=1}^n P(x_i|C) \quad \dots(4)$$

dengan *likelihood* untuk setiap kata dihitung menggunakan *Laplace Smoothing* untuk menghindari probabilitas nol:

$$P(x_i|C) = \frac{N_{C,x_i} + 1}{\sum_k N_{C,x_k} + |V|} \quad \dots(5)$$

dengan N_{C,x_i} adalah jumlah kemunculan kata x_i pada kelas C , dan $|V|$ adalah ukuran *vocabulary*. Data dibagi dengan rasio 80:20, yaitu 400 data untuk *training* dan 100 data untuk *testing* menggunakan metode *hold-out validation*.

Analisis Aspek Layanan dan Penentuan Prioritas Perbaikan

Setelah klasifikasi sentimen, setiap ulasan dianalisis berdasarkan aspek layanan menggunakan metode *keyword matching*. Lima aspek layanan yang diidentifikasi beserta kata kuncinya disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Klasifikasi Aspek Layanan Berdasarkan Kata Kunci

No	Aspek Layanan	Kata Kunci
1	Fasilitas	toilet, parkir, kursi, AC, ruang, mushola, tempat duduk
2	Kebersihan	bersih, kotor, sampah, debu, bau, rapi
3	Pelayanan	petugas, pelayanan, ramah, membantu, informasi, staf
4	Koleksi Museum	koleksi, artefak, benda, sejarah, peninggalan, galeri
5	Aksesibilitas	jalan, lokasi, akses, transportasi, petunjuk arah

Satu ulasan dapat dikategorikan ke lebih dari satu aspek apabila mengandung beberapa kata kunci dari aspek yang berbeda. Penentuan prioritas perbaikan dilakukan dengan mengurutkan aspek layanan berdasarkan jumlah sentimen negatif dari tertinggi ke terendah, sehingga aspek dengan keluhan terbanyak menjadi prioritas utama perbaikan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

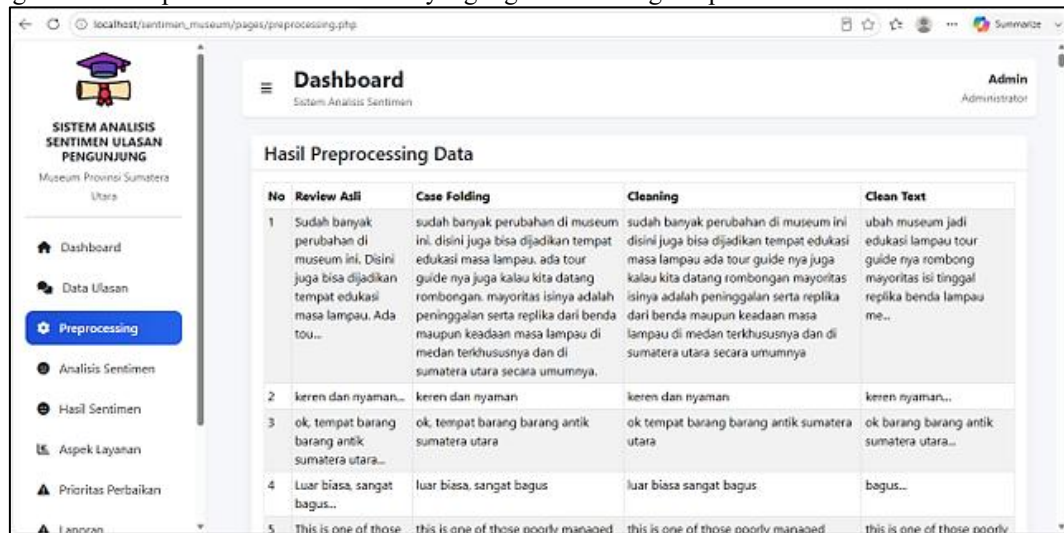
Hasil *Preprocessing* dan Pembobotan TF-IDF

Proses *preprocessing* berhasil diterapkan terhadap seluruh 500 ulasan. Contoh hasil tahapan *preprocessing* pada satu ulasan ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Contoh Hasil Tahapan *Preprocessing*

Tahapan	Hasil
Data Asli	Sudah banyak perubahan di museum ini. Disini juga bisa dijadikan tempat edukasi masa lampau. Ada tour guide nya juga kalau kita datang rombongan.
<i>Case Folding</i>	sudah banyak perubahan di museum ini. disini juga bisa dijadikan tempat edukasi masa lampau.
<i>Cleaning</i>	sudah banyak perubahan di museum ini disini juga bisa dijadikan tempat edukasi masa lampau
<i>Tokenizing</i>	['sudah', 'banyak', 'perubahan', 'di', 'museum', 'ini', 'disini', ...]
<i>Stopword Removal</i>	['perubahan', 'museum', 'dijadikan', 'edukasi', 'lampau', 'tour', ...]
<i>Stemming</i>	['ubah', 'museum', 'jadi', 'edukasi', 'lampau', 'tour', 'guide', ...]
Hasil Akhir (<i>clean_text</i>)	ubah museum jadi edukasi lampau tour guide rombongan mayoritas isi tinggal replika benda medan khusus sumatera utara

Setelah *preprocessing*, pembobotan TF-IDF menghasilkan matriks dengan dimensi 500×1.285 , yang berarti terdapat 1.285 fitur kata unik yang digunakan sebagai representasi numerik data ulasan.



No	Review Asli	Case Folding	Cleaning	Clean Text
1	Sudah banyak perubahan di museum ini. Disini juga bisa dijadikan tempat edukasi masa lampau. Ada tour guide nya juga kalau kita datang rombongan. mayoritas isinya adalah peninggalan serta replika dari benda maupun keadaan masa lampau di medan terkhususnya dan di sumatera utara secara umumnya.	sudah banyak perubahan di museum ini. disini juga bisa dijadikan tempat edukasi masa lampau. ada tour guide nya juga kalau kita datang rombongan. mayoritas isinya adalah peninggalan serta replika dari benda maupun keadaan masa lampau di medan terkhususnya dan di sumatera utara secara umumnya.	sudah banyak perubahan di museum ini disini juga bisa dijadikan tempat edukasi masa lampau ada tour guide nya juga kalau kita datang rombongan mayoritas isinya adalah peninggalan serta replika dari benda maupun keadaan masa lampau di medan terkhususnya dan di sumatera utara secara umumnya	ubah museum jadi edukasi lampau tour guide nya rombongan mayoritas isi tinggal replika benda lampau me...
2	keren dan nyaman...	keren dan nyaman	keren dan nyaman	keren nyaman...
3	ok, tempat barang antik sumatera utara...	ok, tempat barang antik sumatera utara	ok tempat barang antik sumatera utara	ok barang antik sumatera utara...
4	Luar biasa, sangat bagus...	luar biasa, sangat bagus	luar biasa sangat bagus	bagus...
5	This is one of those	this is one of those poorly managed	this is one of those poorly managed	this is one of those poorly

Gambar 1. Hasil Implementasi Preprocessing Data

Distribusi Pelabelan Sentimen

Pelabelan sentimen otomatis berdasarkan *rating* menghasilkan distribusi yang tidak seimbang (*imbalanced*), sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 3. Mayoritas pengunjung memberikan penilaian tinggi terhadap museum, sehingga ulasan positif mendominasi dataset.

Tabel 3. Distribusi Label Sentimen pada Dataset

Label Sentimen	Jumlah Ulasan	Persentase
Positif	441	88,2%
Netral	28	5,6%
Negatif	31	6,2%
Total	500	100%

Hasil Klasifikasi Multinomial Naïve Bayes

Model Multinomial Naïve Bayes yang dilatih pada 400 data (80%) dan diuji pada 100 data (20%) menghasilkan akurasi sebesar **88,0%**. Hasil ini menunjukkan bahwa kombinasi *preprocessing* teks, pembobotan TF-IDF, dan klasifikasi Multinomial Naïve Bayes mampu mengenali pola sentimen pada ulasan pengunjung dengan tingkat ketepatan yang baik. Temuan ini sejalan dengan penelitian Hamdana et al. (2025) yang memperoleh akurasi 75%, Fatah et al. (2024) dengan akurasi 78,68%, dan Singgalen (2022) yang mencapai 96,36% menggunakan metode yang sama.

No	Review	Aspek	Sentimen
1	Sudah banyak perubahan di museum ini. Disini juga bisa dijadikan tempat edukasi masa lampau. Ada tour guide nya juga kalau kita datang rombongan. Mayoritas isinya adalah peninggalan serta replika dari benda maupun keadaan masa lampau di medan terkhususnya dan di Sumatera utara secara umumnya.	Pelayanan, Koleksi Museum	Positif
2	keren dan nyaman	Fasilitas	Positif
3	ok, tempat barang barang antik Sumatera utara	Koleksi Museum	Positif
4	Luar biasa, sangat bagus	Lainnya	Positif
5	This is one of those poorly managed places that said it was open on Google maps but when I arrived it was closed. Fools for management. No wonder I was warned just to pass through Medan not to stop even for 1 day.	Fasilitas	Negatif
6	Aircon damn power	Fasilitas	Positif
7		Lainnya	Positif
8		Lainnya	Positif
9		Lainnya	Netral

Gambar 2. Hasil Implementasi Klasifikasi Naïve Bayes

Hasil Analisis Aspek Layanan

Berdasarkan identifikasi aspek menggunakan *keyword matching* terhadap 500 ulasan, diperoleh distribusi sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 4. Aspek koleksi museum merupakan aspek yang paling banyak dibahas oleh pengunjung, diikuti fasilitas, aksesibilitas, kebersihan, dan pelayanan.

Tabel 4. Distribusi Ulasan Berdasarkan Aspek Layanan

Aspek Layanan	Jumlah Ulasan
Koleksi Museum	110
Fasilitas	81
Aksesibilitas	48
Kebersihan	32
Pelayanan	24

Tingginya pembahasan mengenai koleksi museum menunjukkan bahwa koleksi menjadi daya tarik utama bagi pengunjung dan topik yang paling banyak mendapat perhatian dalam ulasan.

Hasil Sentimen Berdasarkan Aspek Layanan

Gabungan hasil klasifikasi sentimen dengan identifikasi aspek layanan menghasilkan distribusi sentimen per aspek sebagaimana disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Distribusi Sentimen Berdasarkan Aspek Layanan

Aspek	Positif	Netral	Negatif
Fasilitas	66	7	8
Pelayanan	15	1	8
Koleksi Museum	95	8	7
Kebersihan	29	1	2
Aksesibilitas	43	4	1

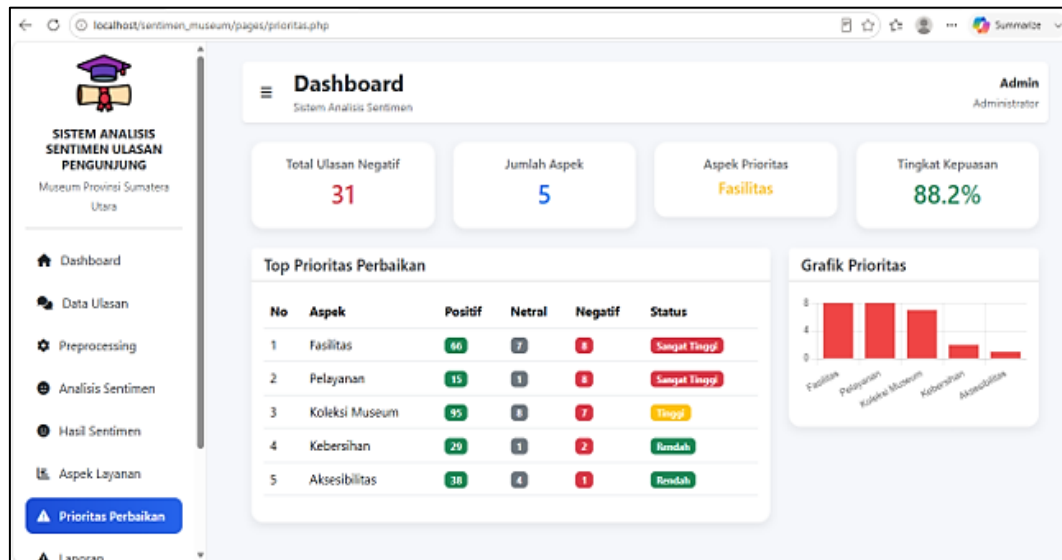
Aspek koleksi museum memperoleh sentimen positif tertinggi (95 ulasan), mengindikasikan bahwa kualitas dan nilai edukatif koleksi sangat diapresiasi oleh pengunjung. Aspek fasilitas dan pelayanan memiliki jumlah sentimen negatif tertinggi masing-masing sebanyak 8 ulasan, mengindikasikan adanya keluhan pengunjung yang perlu mendapat perhatian lebih lanjut. Aspek kebersihan dan aksesibilitas memperoleh sentimen negatif yang sangat rendah, menunjukkan kondisi yang sudah memadai.

Penentuan Prioritas Perbaikan Layanan

Berdasarkan jumlah sentimen negatif pada masing-masing aspek, prioritas perbaikan layanan Museum Provinsi Sumatera Utara disusun sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Prioritas Perbaikan Layanan Museum Provinsi Sumatera Utara

Prioritas	Aspek Layanan	Sentimen Negatif	Keterangan
1	Fasilitas	8	Aspek utama yang harus segera diperbaiki
2	Pelayanan	8	Aspek yang perlu diperhatikan secara intensif
3	Koleksi Museum	7	Aspek yang memerlukan perbaikan lanjutan
4	Kebersihan	2	Aspek relatif baik, perlu dipertahankan
5	Aksesibilitas	1	Aspek sudah baik, pertahankan kualitas



Gambar 3. Tampilan Dashboard Prioritas Perbaikan Layanan Museum

Prioritas 1: Fasilitas (8 Sentimen Negatif)

Aspek fasilitas memperoleh jumlah sentimen negatif tertinggi. Ulasan negatif pada aspek ini umumnya berkaitan dengan kondisi AC yang tidak memadai, sarana parkir, toilet, dan kenyamanan ruang pameran. Perbaikan yang direkomendasikan antara lain melakukan pemeliharaan fasilitas secara berkala, meningkatkan kenyamanan ruang pameran, menyediakan fasilitas pendukung yang lebih memadai, dan melakukan perawatan sarana prasarana secara rutin.

Prioritas 2: Pelayanan (8 Sentimen Negatif)

Aspek pelayanan juga memperoleh 8 sentimen negatif, yang berkaitan dengan kualitas pelayanan petugas museum terhadap pengunjung. Rekomendasi perbaikan meliputi peningkatan kualitas pelayanan petugas, pemberian pelatihan layanan, penyediaan informasi yang lebih jelas, serta peningkatan responsivitas petugas dalam membantu pengunjung.

Prioritas 3: Koleksi Museum (7 Sentimen Negatif)

Meskipun aspek koleksi memperoleh sentimen positif tertinggi, terdapat 7 ulasan negatif yang berkaitan dengan kondisi koleksi dan kelengkapan informasi yang disajikan. Perbaikan yang dapat dilakukan antara lain menambah koleksi yang dipamerkan, melakukan perawatan koleksi secara berkala, menyediakan informasi koleksi yang lebih lengkap, dan mengembangkan media informasi digital mengenai koleksi museum.

Prioritas 4 dan 5: Kebersihan dan Aksesibilitas

Kedua aspek ini memperoleh sentimen negatif yang sangat rendah, yaitu 2 dan 1 ulasan. Hal ini menunjukkan bahwa pengelola museum telah berhasil mempertahankan standar kebersihan dan kemudahan akses yang baik sehingga memuaskan sebagian besar pengunjung. Upaya yang perlu dilakukan adalah mempertahankan dan meningkatkan standar yang sudah ada.

Pembahasan Komparatif

Hasil penelitian ini sejalan dengan temuan Tarmizi et al. (2024) yang mengidentifikasi faktor-faktor kepuasan pengunjung museum menggunakan analisis teks dan menyajikan hasilnya dalam *dashboard* interaktif. Perbedaan utama penelitian ini terletak pada penambahan mekanisme penentuan prioritas perbaikan yang sistematis berdasarkan agregasi sentimen negatif per aspek layanan, sehingga memberikan nilai tambah berupa rekomendasi yang lebih operasional dan langsung dapat digunakan oleh pengelola museum.

Penggunaan Multinomial Naïve Bayes dengan kombinasi TF-IDF pada penelitian ini memberikan akurasi 88,0%, yang lebih tinggi dibandingkan beberapa penelitian serupa (Hamdana et al., 2025; Fatah et al., 2024). Hal ini menunjukkan bahwa tahapan *preprocessing* yang komprehensif menggunakan Sastrawi untuk *stemming* Bahasa Indonesia berkontribusi signifikan terhadap peningkatan kualitas representasi fitur teks.

Pengujian Sistem (Black Box Testing)

Pengujian fungsional menggunakan metode *Black Box Testing* dilakukan terhadap seluruh fitur sistem. Hasil pengujian menunjukkan bahwa 16 skenario pengujian yang mencakup fitur login, *dashboard*, pengelolaan data ulasan, *preprocessing*, analisis sentimen, aspek layanan, prioritas perbaikan, laporan, dan pengaturan sistem seluruhnya berhasil berjalan sesuai yang diharapkan. Hal ini membuktikan bahwa sistem telah diimplementasikan dengan baik dan siap digunakan oleh pengelola museum.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil membangun sistem analisis sentimen berbasis web untuk menentukan prioritas perbaikan layanan Museum Provinsi Sumatera Utara berdasarkan ulasan pengunjung dari Google Maps. Beberapa kesimpulan yang diperoleh adalah sebagai berikut. Pertama, metode Multinomial Naïve Bayes yang dikombinasikan dengan pembobotan TF-IDF berhasil mengklasifikasikan sentimen ulasan pengunjung dengan akurasi sebesar 88,0%. Kedua, dari 500 ulasan yang dianalisis, diperoleh 88,2% ulasan positif, 5,6% netral, dan 6,2% negatif, yang menunjukkan bahwa mayoritas pengunjung memberikan penilaian baik terhadap Museum Provinsi Sumatera Utara. Ketiga, analisis aspek layanan mengidentifikasi bahwa aspek fasilitas dan pelayanan menjadi prioritas utama perbaikan dengan masing-masing memperoleh 8 sentimen negatif, diikuti koleksi museum (7), kebersihan (2), dan aksesibilitas (1). Keempat, seluruh fitur sistem telah diuji menggunakan metode *Black Box Testing* dan berjalan sesuai yang diharapkan, sehingga sistem layak digunakan sebagai alat bantu evaluasi layanan museum.

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan agar menggunakan dataset yang lebih besar untuk hasil yang lebih representatif, menerapkan metode klasifikasi lain seperti SVM atau *Deep Learning* sebagai pembandingan, menambahkan fitur pembaruan data secara *real-time* melalui API, serta mengembangkan analisis berbasis aspek (*Aspect-Based Sentiment Analysis/ABSA*) yang lebih granular untuk memperoleh wawasan yang lebih mendalam terhadap setiap dimensi layanan museum.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara yang telah mendukung terlaksananya penelitian ini, serta kepada seluruh pihak yang telah memberikan kontribusi dalam penyelesaian penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Afrad, M., Febrianto, D. C., Wijayanto, S., & Fathoni, M. Y. (2024). Sentiment Analysis of Visitor Reviews on Baturaden Tourist Attraction Using Machine Learning Methods. *Jurnal Ilmiah Teknologi dan Rekayasa*, 11(128), 57–64.
- Berrar, D. (2021). Bayes' Theorem and Naive Bayes Classifier. *Encyclopedia of Bioinformatics and Computational Biology*, 1, 403–412. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-809633-8.20473-1>
- Chrisinta, D., & Simarmata, J. E. (2024). Eksplorasi Teknik Web Scraping pada Data Mining: Pendekatan Pencarian Data Berbasis Python. *Faktor Exacta*, 17(1), 58–68. <https://doi.org/10.30998/faktorexacta.v17i1.22393>
- Dodiya, T. (2021). Using Term Frequency - Inverse Document Frequency to find the Relevance of Words in Gujarati Language. *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*, 9(4), 378–381. <https://doi.org/10.22214/ijraset.2021.33625>
- Fatah, D. A., Mala, E., Rochman, S., Setiawan, W., Aulia, A. R., Kamil, F. I., & Susanto, A. (2024). Sentiment Analysis of Public Opinion Towards Tourism in Bangkalan Regency Using Naïve Bayes Method. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 01016, 1–8.
- Feng, X., Wang, C., & Zou, T. T. (2024). Visitor Experience of the Grand Canal National Cultural Park Museum Based on Sentiment Analysis Algorithm. *Heritage Science*, 11(9), 142–150.
- Gentzel, P., & Wimmer, J. (2024). Restricted but satisfied: Google Maps and agency in the mundane life. *Convergence: The International Journal of Research into New Media Technologies*, 30(3), 1145–1161. <https://doi.org/10.1177/13548565231205869>
- Hamdana, E. N., Okta, A., Wardani, N., Retno, A., & Hayati, T. (2025). Sentiment Analysis of Visitor Reviews on Google Maps at Kampung Coklat Tourism. *Jurnal Ilmiah Informatika dan Sistem Informasi Edukasi (JAISE)*, 5(1), 274–282. <https://doi.org/10.30811/jaise.v5i1.6488>
- Hassani, H., Beneki, C., Unger, S., & Mazinani, M. T. (2020). Text Mining in Big Data Analytics. *Big Data and Cognitive Computing*, 4(1), 1–34. <https://doi.org/10.3390/bdcc4010001>
- Huo, H., Shin, K. S., Han, C., & Yang, M. (2024). Measuring the relationship between museum attributes and visitors: An application of topic model on museum online reviews. *PLOS ONE*, 19(6), e0304901. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0304901>
- Jin, Y., Cheng, K., Wang, X., & Cai, L. (2023). A Review of Text Sentiment Analysis Methods and Applications. *Electronics*, 12(18), 3829. <https://doi.org/10.3390/electronics12183829>
- Kulkarni, S., Buradkar, A., Ghadge, P., & Khainar, S. (2023). Web Scraping: Extracting Insights from the Digital Landscape. *International Journal of Advanced Research in Science, Communication and Technology*, 3(2), 102–108.
- Lata, K., Sood, A., Kaur, K., Benipal, A. K., & Pateriya, B. (2022). Web-GIS based Dashboard for Real-Time Data Visualization & Analysis using Open Source Technologies. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA)*, 16(2), 134–145.

- Laudza, H. A., Putra, J. T., Attsaqif, M. D., & Setiawan, I. K. (2025). Sentiment Analysis and Topic Modelling of Tourist Reviews on Heritage Destinations of Lawang Sewu. *International Journal of Advanced Science and Research Excellence (IJASRE)*, 11(9), 38–48. <https://doi.org/10.31695/IJASRE.2025.9.3>
- Liu, B. (2021). *Sentiment Analysis and Opinion Mining*. Morgan & Claypool Publishers.
- Mao, Y., Liu, Q., & Zhang, Y. (2024). Sentiment analysis methods, applications, and challenges: A systematic literature review. *Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences*, 36(4), 102048. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2024.102048>
- McCallum, A., & Nigam, K. (1998). A comparison of event models for naive Bayes text classification. *AAAI-98 Workshop on Learning for Text Categorization*. AAAI Press.
- Pangestu, Y., & Basri, M. (2024). Analisis Perbandingan Multinomial Naïve Bayes dan Adaboost dalam Mengklasifikasikan Sentimen Terkait Pinjaman Online. *Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika (JIKi)*, 9(2), 373–384.
- Perwira, R. I., & Permadi, V. A. (2025). Domain-Specific Fine-Tuning of IndoBERT for Aspect-Based Sentiment Analysis in Indonesian Travel User-Generated Content. *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi*, 11(1), 30–40.
- Qaiser, S., & Ali, R. (2021). Text Mining: Use of TF-IDF to Examine the Relevance of Words to Documents. *International Journal of Computer Applications*, 181(1), 25–29. <https://doi.org/10.5120/ijca2018917395>
- Rezaeian, N., & Novikova, G. (2020). Persian text classification using naive Bayes algorithms and support vector machine algorithm. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Informatics*, 8(1), 178–188. <https://doi.org/10.11591/ijeei.v8i1.1696>
- Shaik, T., Tao, X., Dann, C., Xie, H., Li, Y., & Galligan, L. (2023). Sentiment analysis and opinion mining on educational data: A survey. *Natural Language Processing Journal*, 2, 100003. <https://doi.org/10.1016/j.nlp.2022.100003>
- Singgalen, Y. A. (2022). Analisis Sentimen Wisatawan Melalui Data Ulasan Candi Borobudur di Tripadvisor Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier. *BITS: Jurnal Teknologi Informasi dan Sistem Informasi*, 4(3), 1–12. <https://doi.org/10.47065/bits.v4i3.2486>
- Singh, G., Kumar, B., Gaur, L., & Tyagi, A. (2019). Comparison between Multinomial and Bernoulli Naïve Bayes for Text Classification. *Proceedings of the 2019 International Conference on Automation, Computational and Technology Management (ICACTM)*. <https://doi.org/10.1109/ICACTM.2019.8776800>
- Tarmizi, N. H., Iman, N., Husna, A., Isa, N., & Yusoff, S. (2024). InsightVista: Unveiling Visitor Sentiments and Trends for Terengganu State Museum Using Text Analytics. *Proceedings of the 19th International Conference on Knowledge, Information and Creativity Support Systems (KICSS 2024)*, 87–95.
- Woo, J. S., Suslow, P., Thorsen, R., Ma, R., Bakhtary, S., Moayeri, M., & Nambiar, A. (2019). Development and Implementation of Real-Time Web-Based Dashboards in a Multisite Transfusion Service. *Journal of Pathology Informatics*, 10(1), 3. https://doi.org/10.4103/jpi.jpi_36_18
- Xu, S. (2021). Bayesian Naïve Bayes classifiers to text classification. *Journal of Information Science*, 44(1), 48–59. <https://doi.org/10.1177/0165551516677973>
- Zhang, H. (2004). The optimality of Naive Bayes. *Proceedings of the Seventeenth International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference (FLAIRS 2004)*, 562–567.