

Algoritma SVM dan Naïve Bayes dalam Analisis Sentimen Terhadap Fasilitas dan Pelayanan Bandara Sultan Hasanuddin Makassar

Tenri Sa'nah^a, Dolly Indra^b, Abdul Rachman Manga^c

Universitas Muslim Indonesia, Makassar, Indonesia

^a13020210164@umi.ac.id; ^bdolly.indra@umi.ac.id; ^cabdulrachman.manga@umi.ac.id

Received: 15-08-2025 | Revised: 20-11-2025 | Accepted: 10-11-2025 | Published: 29-12-2025

Abstrak

Transportasi udara memiliki peran vital dalam mendukung mobilitas dan perekonomian di Indonesia, khususnya di wilayah timur yang terhubung melalui Bandara Sultan Hasanuddin Makassar. Kualitas fasilitas dan pelayanan bandara menjadi faktor penting dalam membentuk pengalaman pengguna, yang dapat diukur melalui analisis sentimen terhadap ulasan publik di platform digital. Penelitian ini bertujuan membandingkan kinerja algoritma SVM dan Naïve Bayes dalam mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif dari 4.049 ulasan pengguna berbahasa Indonesia yang dikumpulkan dari Google Maps periode 2021-2025. Penelitian ini juga menerapkan teknik Stratified k-fold Cross-validation dengan nilai $k = 4$ dan $k = 5$ Data. diproses melalui tahapan cleaning, case folding, normalisasi, stemming, filtering, tokenizing, serta pembobotan TF-IDF. Untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas, digunakan metode SMOTE. Hipotesis penelitian ini adalah penerapan SMOTE dapat meningkatkan akurasi model, dan SVM akan menunjukkan performa lebih unggul dibanding Naïve Bayes. Hasil pengujian menunjukkan SVM dengan kernel linear dan parameter $C=1$ mencapai akurasi tertinggi sebesar 97,0% pada pembagian data 80:20, sedangkan Naïve Bayes terbaik meraih 94,3% pada skenario yang sama. Temuan ini mengonfirmasi hipotesis, menunjukkan bahwa SVM dengan penyeimbangan data memberikan kinerja optimal dalam analisis sentimen ulasan bandara.

Kata kunci: Analisis Sentimen, SVM, Naïve Bayes, SMOTE, *Cross Validation*.

Pendahuluan

Dalam perkembangan transportasi modern, peran moda udara semakin vital dalam menghubungkan wilayah-wilayah yang tersebar. Indonesia, sebagai negara kepulauan terbesar di dunia dengan lebih dari 17.000 pulau, sangat mengandalkan transportasi udara untuk mendukung mobilitas penduduk, wisatawan, serta kegiatan ekonomi, perdagangan, dan pariwisata. Di kawasan Indonesia Timur, Bandara Sultan Hasanuddin Makassar berperan strategis sebagai gerbang utama yang menghubungkan berbagai wilayah [1]. Kualitas pelayanan dan fasilitas bandara menjadi faktor penting dalam membentuk pengalaman positif pengguna, mencakup kebersihan lingkungan, kenyamanan ruang tunggu, efektivitas arus penumpang, serta profesionalisme petugas[2]. Di era digital, ulasan publik yang diunggah di platform seperti Google Maps dapat menjadi sumber data berharga untuk memahami persepsi pengguna melalui analisis sentimen[3].

Di balik peran strategisnya, tantangan dalam menjaga kualitas layanan bandara tetap ada. Meskipun Bandara Sultan Hasanuddin terus melakukan peningkatan infrastruktur dan layanan, persepsi publik terhadap fasilitas dan pelayanan tidak selalu positif. Ulasan pengguna menunjukkan adanya variasi kepuasan, mulai dari apresiasi terhadap kebersihan dan kenyamanan, hingga keluhan mengenai manajemen parkir, waktu tunggu, atau efisiensi pelayanan[4]. Tantangan utama dalam menganalisis data ulasan ini adalah adanya ketidakseimbangan kelas, dimana jumlah ulasan positif dan negatif tidak proporsional. Kondisi ini dapat menyebabkan model klasifikasi cenderung bias terhadap kelas mayoritas, sehingga berisiko mengabaikan informasi penting dari kelas minoritas[5].

Di tengah perkembangan teknologi kecerdasan buatan, metode pengolahan bahasa alami mulai banyak dimanfaatkan untuk memahami opini publik. Natural Language Processing (NLP) hadir sebagai cabang kecerdasan buatan yang memungkinkan komputer memahami dan memproses bahasa manusia[6]. Salah satu penerapannya adalah analisis sentimen, yaitu teknik untuk mengidentifikasi opini atau emosi dalam teks dan mengklasifikasikannya ke dalam kategori seperti positif atau negatif[7],[8]. Dengan mengolah ulasan pengguna menggunakan metode NLP, manajemen bandara dapat memperoleh wawasan berbasis data yang lebih objektif untuk mengidentifikasi aspek-aspek layanan yang perlu dipertahankan maupun diperbaiki.

Berbagai upaya analisis data ulasan publik telah dilakukan oleh peneliti di bidang transportasi dan layanan publik. Beberapa penelitian terdahulu menerapkan algoritma pembelajaran mesin seperti SVM, Naïve Bayes, K-NN, dan Random Forest untuk analisis sentimen di sektor transportasi udara[9],[8]. Studi menunjukkan bahwa SVM umumnya memberikan akurasi lebih tinggi dibanding K-NN, dan penerapan Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE) terbukti dapat meningkatkan kinerja model pada dataset tidak seimbang[10], [11],[12]. Namun, sebagian besar penelitian berfokus pada bandara internasional besar, menggunakan parameter default, dan jarang mengeksplorasi kombinasi metode secara lebih mendalam untuk konteks bandara regional seperti Sultan Hasanuddin.

Meskipun terdapat banyak kajian terkait analisis sentimen bandara, penelitian ini menawarkan beberapa pendekatan berbeda. Pertama, penerapan cross-validation (k-fold) pada berbagai skenario pembagian data untuk memastikan evaluasi model yang lebih stabil dan representatif. Kedua, optimasi parameter (tuning) pada SVM dan Naïve Bayes untuk menemukan konfigurasi terbaik, bukan sekadar menggunakan parameter default. Ketiga, penggabungan proses text preprocessing yang komprehensif termasuk cleaning, case folding, normalisasi dengan kamus slangword, stemming, filtering, dan tokenizing dengan pembobotan TF-IDF sebagai ekstraksi fitur. Keempat, eksperimen dilakukan dengan membandingkan performa model pada dataset yang diseimbangkan menggunakan SMOTE dan dataset asli, sehingga memberikan analisis komparatif yang jarang dilakukan dalam penelitian sejenis.

Melalui penerapan metode-metode tersebut, diharapkan dapat diperoleh hasil analisis sentimen yang lebih akurat dan representatif. Penelitian ini mengusulkan penggunaan algoritma SVM dan Naïve Bayes dengan pembobotan TF-IDF serta penerapan SMOTE guna menangani ketidakseimbangan kelas. Evaluasi kinerja dilakukan menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score, serta divalidasi dengan cross-validation. Harapannya, hasil penelitian ini dapat memberikan rekomendasi berbasis data bagi manajemen Bandara Sultan Hasanuddin dalam meningkatkan kualitas pelayanan dan fasilitas sesuai ekspektasi pengguna, serta menjadi acuan dalam pengembangan sistem analisis sentimen di sektor transportasi udara lainnya di Indonesia

Metode

Tahapan penelitian ini disusun untuk memberikan gambaran alur kerja yang dilakukan secara sistematis, logis, dan dapat dipertanggungjawabkan secara ilmiah. Setiap tahap dirancang agar saling terhubung sehingga mampu menghasilkan temuan yang valid sesuai tujuan penelitian. Secara umum, alur penelitian meliputi lima langkah utama yang ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Metode penelitian

1. Studi Literatur

Tahap ini dilakukan kajian terhadap teori-teori, konsep, dan penelitian terdahulu yang relevan dengan analisis sentimen menggunakan algoritma SVM, dan Naïve Bayes. Studi ini melibatkan eksplorasi mengenai metode preprocessing teks, teknik klasifikasi sentimen, algoritma yang digunakan, serta evaluasi kinerja model. Literatur diperoleh dari berbagai sumber seperti jurnal, e-book, artikel, dan penelitian terkait sebelumnya.

2. Pengolahan Data

Tahap ini dilakukan pengumpulan data ulasan pengguna dari berbagai platform, seperti media sosial, situs ulasan perjalanan, serta aplikasi ulasan tempat mengenai fasilitas dan pelayanan di Bandara Sultan Hasanuddin Makassar. Data mentah kemudian melalui tahap preprocessing berupa data cleaning, case folding, normalisasi menggunakan 3 kamus slangword, tokenizing, filtering dan stemming dengan menggunakan library Sastrawi. Proses ini bertujuan agar data menjadi siap dianalisis dan menghasilkan data yang berkualitas.

3. Klasifikasi Data

Tahap klasifikasi, data yang telah melalui preprocessing digunakan untuk pelatihan model klasifikasi sentimen menggunakan algoritma SVM, dan Naïve Bayes. Pada proses ini, data akan dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji dengan proporsi tertentu. Selain itu, proses penyeimbang data juga dilakukan dengan menggunakan teknik SMOTE. Performa klasifikasi sentimen dinilai berdasarkan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score [13].

4. Analisis Data

Tahap ini dilakukan analisis mendalam terhadap hasil klasifikasi sentimen yang telah diperoleh dari algoritma SVM, dan Naïve Bayes. Analisis mencakup perbandingan kinerja algoritma berdasarkan metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score untuk mengetahui algoritma mana yang paling efektif dalam mengklasifikasikan sentimen. Analisis juga meliputi evaluasi dampak penggunaan teknik penyeimbang data terhadap peningkatan kinerja model, serta interpretasi hasil klasifikasi untuk mendapatkan wawasan praktis terkait aspek-aspek yang menjadi perhatian pengguna.

5. Kesimpulan

Tahap akhir dari penelitian ini adalah menarik kesimpulan berdasarkan hasil klasifikasi sentimen. Kesimpulan yang dihasilkan menjawab rumusan masalah yang telah dirumuskan, yaitu mengenai performa algoritma SVM, dan Naïve Bayes serta pengaruh teknik penyeimbang data terhadap peningkatan akurasi klasifikasi sentimen terhadap ulasan pengguna terkait fasilitas dan pelayanan Bandara Sultan Hasanuddin Makassar. Kesimpulan ini juga digunakan sebagai dasar rekomendasi bagi manajemen bandara untuk meningkatkan pelayanan dan fasilitas sesuai dengan ekspektasi pengguna.

Perancangan

A. Analisis Sistem

Penelitian ini didasari oleh permasalahan dalam pengolahan data ulasan publik mengenai fasilitas dan pelayanan Bandara Sultan Hasanuddin. Ulasan yang tersedia di platform digital seperti Google Maps bersifat tidak terstruktur, menggunakan bahasa alami dengan variasi kosakata, serta mengandung bahasa informal dan slang. Selain itu, distribusi kelas sentimen dalam data bersifat tidak seimbang (imbalanced dataset), di mana ulasan positif mendominasi dibanding ulasan negatif. Ketidakseimbangan ini dapat menyebabkan bias pada model klasifikasi, sehingga model cenderung lebih akurat pada kelas mayoritas dan mengabaikan kelas minoritas [14].

Berdasarkan permasalahan tersebut, dibutuhkan sebuah sistem analisis sentimen yang mampu:

1. Memproses teks berbahasa Indonesia secara optimal melalui tahapan text preprocessing yang komprehensif.
2. Mengekstraksi fitur teks secara representatif menggunakan metode TF-IDF.
3. Mengatasi ketidakseimbangan data menggunakan metode SMOTE.
4. Menerapkan dan membandingkan dua algoritma klasifikasi, yaitu SVM dan Naïve Bayes, dengan parameter optimal.
5. Mengevaluasi performa model secara akurat menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score, serta validasi menggunakan Stratified k-fold cross-validation.

B. Rancangan Sistem

Rancangan sistem dibuat untuk menggambarkan alur kerja dan komponen yang digunakan dalam proses analisis sentimen. Desain sistem terdiri dari beberapa tahap utama:

1. Desain Input & Output

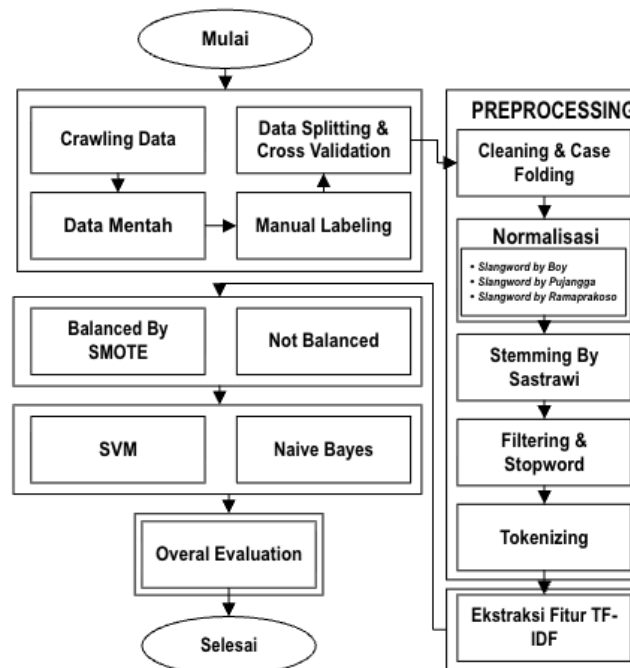
Input: Data ulasan pengguna Bandara Sultan Hasanuddin dalam format teks (bahasa Indonesia) yang diperoleh dari Google Maps.

Output: Hasil klasifikasi sentimen (positif atau negatif) beserta nilai akurasi, presisi, recall, dan F1-score untuk masing-masing algoritma yang diuji.

2. Flowchart Sistem

Flowchart berikut merangkum alur kerja penelitian secara end-to-end, dimulai dari perolehan data ulasan hingga evaluasi akhir model. Proses dimulai dengan crawling data, pelabelan manual, serta pembagian data dan cross-validation, kemudian berlanjut ke tahap preprocessing serta ekstraksi fitur TF-IDF. Selanjutnya data diproses pada dua scenario penyeimbang dengan SMOTE dan tanpa penyeimbang untuk modeling menggunakan SVM dan Naïve Bayes, yang hasilnya kemudian

dihimpun pada overall evaluation sebagai dasar penarikan kesimpulan. Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Desain Penelitian

a. *Crawling Data*

Pengumpulan data merupakan tahap awal dalam penelitian ini, yang bertujuan untuk mengumpulkan ulasan pengguna dari platform Google Maps mengenai pengalaman mereka menggunakan layanan dan fasilitas di Bandara Sultan Hasanuddin. Data ulasan tersebut dikumpulkan melalui dua metode: manual dengan menyalin langsung dari Google Maps dan otomatis menggunakan tool *Instant Data Scraper* untuk mempercepat proses. Pengumpulan ini didasarkan pada kategori seperti ulasan dengan rating tinggi, rating rendah, ulasan terbaru, dan ulasan paling relevan untuk memastikan keragaman data. Data mentah yang berhasil dikumpulkan mencakup periode 2021-2025 dengan total 4.843 ulasan. Pemilihan rentang waktu ini bertujuan untuk menjaga relevansi data dengan konteks saat ini dan merefleksikan perubahan signifikan yang mungkin terjadi di bandara dari tahun ke tahun. Setelah melalui proses pembersihan untuk menghapus entri yang tidak relevan dan duplikat, dataset disempurnakan menjadi 4.049 ulasan, yang terdiri dari 1.549 ulasan bersentimen positif dan 2.500 ulasan bersentimen negatif.

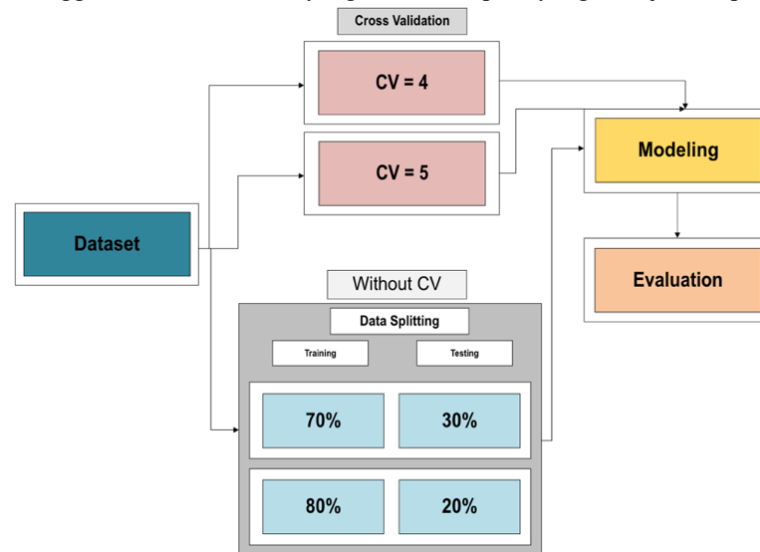
b. Pelabelan

Proses *labeling* dilakukan untuk menentukan sentimen masing-masing ulasan, apakah bersifat positif atau negatif, menggunakan pendekatan manual guna memastikan akurasi dan konsistensi hasil. Pendekatan manual dipilih karena konteks bahasa Indonesia pada ulasan pengguna seringkali mengandung kata slang, singkatan, atau ekspresi informal yang sulit diproses secara otomatis. Sentimen positif diberikan pada ulasan yang mengandung apresiasi atau kepuasan terhadap fasilitas dan pelayanan Bandara Sultan Hasanuddin Makassar, sedangkan sentimen negatif diberikan pada ulasan yang mencerminkan kritik atau ketidakpuasan pengguna. Dengan pendekatan manual ini, proses labeling mampu menangkap nuansa dan konteks bahasa secara lebih akurat, sehingga setiap ulasan dikategorikan sesuai dengan maksud sebenarnya dari pengguna.

c. *Data Splitting dan Cross-validation*

Setelah tahap labeling selesai dilakukan, dataset kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji. Pembagian data dilakukan dengan dua skenario proporsi, yaitu 70:30, dan 80:20 untuk menguji pengaruh jumlah data latih terhadap performa model dalam analisis sentimen. Selain itu,

penelitian ini juga menerapkan teknik Stratified k-fold Cross-validation dengan nilai $k = 4$ dan $k = 5$. Teknik ini memastikan bahwa setiap fold memiliki distribusi kelas yang seimbang, sehingga evaluasi model menjadi lebih akurat, reliabel, dan stabil. Pendekatan ini bertujuan mengurangi risiko bias dalam evaluasi model serta memastikan bahwa performa algoritma diuji secara menyeluruh menggunakan seluruh data yang tersedia, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Skenario Pembagian Data

d. Pemrosesan Data

1) *Data cleaning & Case folding*

Pada proses ini digunakan untuk membersihkan data dari kesalahan dan ketidakakuratan yang terjadi pada data yang mungkin terjadi, fungsinya untuk menghilangkan karakter khusus, tanda baca, angka, emoji dihapus dan spasi ganda. Selanjutnya case folding untuk mengubah semua teks menjadi huruf kecil pada data, dimana semua huruf kapital diubah menjadi huruf kecil [15].

2) Normalisasi

Selanjutnya setelah case folding dilakukan proses normalisasi untuk mengubah kata tidak baku menjadi baku dengan menggunakan 3 kamus slangword. Tujuan dari proses ini adalah mengurangi variasi kata yang sama dengan penulisan yang berbeda, proses ini dilakukan untuk memastikan kata yang berada dalam dataset memiliki format yang seragam untuk meningkatkan kualitas analisis [16].

3) *Stemming*

Tahap *stemming* ini melakukan pengambilan kata dasar dari kata-kata yang berada dalam teks, kata dasar ini digunakan untuk mengelempokkan kata-kata yang memiliki dasar kata yang sama, sehingga dapat membantu untuk klasifikasi teks [17]. *Stemming* menggunakan library sastrawi.

4) *Filtering dan Stopword*

Hasil dari stemming ini selanjutnya akan dilakukan proses stopword filtering dengan referensi library dan juga kamus. Kamus stopword ini mencakup kata-kata pendek (1-3 huruf), kata ganti orang, konjungsi, kata kerja bantu, adverbial, dan kata tanya. Penyaringan dan penghapusan stopword dilakukan melalui kombinasi kamus Sastrawi dan Manual untuk hasil yang lebih optimal [18]. Pada tahap ini, kata-kata seperti "tidak", "baik", dan "sangat" tetap dipertahankan karena memainkan peran penting dalam menentukan intensitas atau arah sentimen, contohnya sebagai penanda negasi tidak baik atau penguat emosi sangat baik.

5) *Tokenizing*

Kemudian tahap tokenizing digunakan untuk memecah teks menjadi unit-unit kecil yang disebut token dan mengubah makna pada teks agar lebih spesifik. Pada penelitian ini digunakan konsep unigram [19].

- e. **Ekstraksi Fitur**
Tahap ini menggunakan teknik TF-IDF untuk mengubah data teks menjadi representasi numerik yang dapat digunakan oleh algoritma pembelajaran mesin. Teknik ini mengukur pentingnya suatu kata dalam sebuah dokumen dibandingkan dengan keseluruhan dataset, sehingga membantu model dalam mengenali pola sentimen berdasarkan kata-kata kunci. TF-IDF menggabungkan dua komponen utama: TF, yang menghitung frekuensi kemunculan suatu kata dalam dokumen, dan IDF, yang mengukur seberapa unik kata tersebut dalam keseluruhan dataset.
- f. **Penyeimbang Data**
Ada dua pendekatan utama yang digunakan untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas dalam dataset. Salah satunya adalah SMOTE, yang secara sintesis menambah data pada kelas minoritas (dalam hal ini, sentimen positif atau negatif, tergantung pada ketidakseimbangan) dengan menghasilkan sampel baru berdasarkan kombinasi data yang ada [20]. Teknik ini bertujuan untuk meningkatkan representasi kelas minoritas sehingga distribusi kelas menjadi lebih seimbang, yang pada gilirannya dapat membantu model pembelajaran mesin dalam memahami pola pada kedua kelas dengan lebih akurat. Selain itu, eksperimen dilakukan dengan membandingkan performa model pada dataset yang telah diseimbangkan menggunakan SMOTE dengan dataset yang tidak mengalami penyeimbangan, untuk mengevaluasi seberapa besar pengaruh penyeimbangan data terhadap performa model. Pendekatan ini memastikan bahwa hasil akhir menunjukkan akurasi yang lebih tinggi karena distribusi data yang seimbang, serta mengukur kemampuan model dalam menangani dataset yang mencerminkan situasi nyata dengan distribusi kelas yang tidak merata.
- g. **Pemodelan**
Setelah data latih berhasil dipersiapkan melalui dua pendekatan yaitu dengan penerapan teknik penyeimbangan data SMOTE dan tanpa penyeimbang data, langkah selanjutnya adalah proses Pemodelan. Pada tahap ini, model-model klasifikasi sentimen akan dibangun dan dilatih menggunakan data latih yang telah diproses tersebut. Berdasarkan diskusi dan cakupan penelitian, algoritma machine learning yang akan diimplementasikan dan dievaluasi meliputi SVM dan Naive Bayes. Untuk algoritma SVM, model akan dilatih dengan tujuan untuk menemukan sebuah hyperplane optimal yang paling baik dalam memisahkan ulasan-ulasan ke dalam kelas sentimen yang berbeda (positif atau negatif) dalam ruang fitur. Proses pelatihan SVM ini seringkali melibatkan pencarian dan penyesuaian (tuning) parameter, menggunakan dan menentukan parameter regularisasi C, untuk mendapatkan performa model yang maksimal. Sementara itu, untuk algoritma Naive Bayes, model juga akan dilatih menggunakan data latih yang sama. Prinsip kerja Naive Bayes adalah mengklasifikasikan sebuah ulasan baru berdasarkan probabilitas kemunculan kata-kata dalam ulasan tersebut dikaitkan dengan masing-masing kelas sentimen, dengan asumsi independensi antar kata. Implementasi Naive Bayes, Multinomial Naive Bayes, akan disesuaikan untuk data teks.
- h. **Evaluasi Keseluruhan**
Evaluasi model dilakukan dengan menggunakan berbagai metrik untuk menilai kinerja algoritma klasifikasi. Metrik utama yang digunakan meliputi akurasi, yang merupakan persentase prediksi yang benar terhadap keseluruhan data, presisi, yang mengukur proporsi prediksi positif yang benar, recall, yang mengevaluasi kemampuan model untuk mendeteksi kelas positif, dan F1-score, yang merupakan rata-rata harmonis antara presisi dan recall [21].

Pemodelan

Pemodelan pada penelitian ini menggambarkan representasi dan alur kerja sistem cerdas yang dibangun untuk menganalisis sentimen pengguna terhadap fasilitas dan pelayanan di Bandara Sultan Hasanuddin. Pemodelan dilakukan untuk memastikan proses klasifikasi sentimen berjalan sesuai rancangan, mulai dari tahap input data hingga keluaran akhir yang berupa kategori sentimen beserta evaluasi kerjanya.

A. Pengambilan data

Hasil pengumpulan ulasan dari Google maps diekspor ke dalam file Microsoft excel sebagai dataset mentah. Data ini kemudian dibersihkan untuk menyaring ulasan yang tidak diperlukan atau tidak relevan

dengan fasilitas dan layanan bandara, seperti ulasan komentar yang tidak jelas. Proses pembersihan ini, dilakukan menggunakan Microsoft excel, memungkinkan penghapusan data secara manual untuk memastikan kualitas. Selain itu, duplikasi data seperti ulasan yang sama persis atau entri ganda juga dihapus selama tahap pembersihan ini untuk memastikan setiap ulasan dalam dataset bersifat unik.

B. Pengolahan data

Pada Tabel 1. dapat dilihat tahap preprocessing mulai dari data mentah hingga menjadi data bersih.

Tabel 1. Tahap *preprocessing*

Data Mentah	<i>Cleaning dan Case folding</i>	<i>Normalisasi</i>	<i>Stemming</i>	<i>Filtering dan Stopword</i>	<i>Tokenizing</i>
Luas,Lantai Bersih,Toilet bersih,Banyak jual makanan cmn hargax lumayan mahal dr harga luar...parkiran luas bgt 👍👍👍	luas lantai bersih toilet bersih banyak jual makanan cmn hargax lumayan mahal dr harga luar parkiran luas bgt	luas lantai bersih toilet bersih banyak jual makanan hanya harganya lumayan mahal dari harga luar parkiran luas sekali	luas lantai bersih toilet bersih banyak jual makan hanya harga lumayan mahal dari harga luar parkir luas sekali	luas lantai bersih toilet bersih banyak jual makan harga lumayan mahal harga luar parkir luas sekali	luas, lantai, bersih, toilet, bersih, banyak, jual, makan, harga, lumayan, mahal, harga, luar, parkir, luas, sekali

C. Pembobotan kata dengan TF-IDF

Pada tahap ini, setiap kata atau istilah dalam ulasan akan diberi bobot menggunakan metode TF-IDF. Proses ini terdiri dari dua bagian: Term frequency (TF), yang menghitung frekuensi kemunculan sebuah kata dalam satu ulasan, dan Inverse Document Frequency (IDF), yang mengukur seberapa unik kata tersebut di seluruh kumpulan ulasan. Seperti yang ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Pembobotan TF-IDF

Term	TF			DF	n/DF	IDF	W		
	D1	D2	D3				D1	D2	D3
pelayanan	0	1	0	1	3.0	0.47	0.00	0.47	0.00
fasilitas	1	0	1	2	1.5	0.17	0.17	0.00	0.17
bersih	0	0	1	1	3.0	0.47	0.00	0.00	0.42
panas	0	1	0	1	3.0	0.47	0.00	0.47	0.00
renovasi	0	1	0	1	3.0	0.47	0.00	0.47	0.00
penjemputan	0	1	0	1	3.0	0.47	0.00	0.47	0.00
bandara	1	0	0	1	3.0	0.47	0.47	0.00	0.00
penumpang	1	0	0	1	3.0	0.47	0.47	0.00	0.00
kedatangan	1	0	0	1	3.0	0.47	0.47	0.00	0.00
nyaman	1	0	0	1	3.0	0.47	0.47	0.00	0.00

D. Pelabelan Sentimen

Dalam tahap pemodelan, data ulasan yang digunakan telah melalui proses pelabelan untuk menentukan kategori sentimen positif atau negatif. Pelabelan dilakukan secara manual guna memastikan kesesuaian makna ulasan dengan label yang diberikan, terutama mengingat kompleksitas bahasa Indonesia yang sering mengandung unsur informal dan variasi lokal. Hasil pelabelan ini menjadi acuan utama dalam proses pelatihan dan pengujian model, sehingga kualitas label yang akurat berkontribusi langsung terhadap kinerja algoritma klasifikasi yang digunakan.

E. Klasifikasi

1. Hasil pengujian SVM & Naïve Bayes menggunakan SMOTE dengan proporsi 70:30 & 80:20 dan *crossvalidation* 4&5 dapat dilihat pada Tabel 3.

Berdasarkan hasil pengujian, SVM terbukti sebagai model klasifikasi dengan performa terbaik. Akurasi tertinggi dicapai pada skenario pembagian data 80:20, yaitu sebesar 97,0% dengan fungsi kernel linear dan parameter C=1. Konsistensi performa juga terlihat pada pembagian data 70:30 dengan akurasi 95,4%, serta pada validasi silang k-fold=5 yang menghasilkan akurasi 94,9%, menunjukkan bahwa model tetap stabil di berbagai skenario pengujian. Sebagai pembanding, algoritma Naïve Bayes juga menunjukkan performa yang cukup kompetitif, dengan akurasi tertinggi sebesar 94,3% pada pembagian data 80:20, alpha=0,5, serta 93,0% pada k-fold=5, alpha=0,01.

Meskipun sedikit di bawah SVM, hasil ini menunjukkan bahwa Naïve Bayes tetap efektif dalam klasifikasi teks, terutama dengan parameter yang sesuai.

Tabel 3. Hasil pengujian SVM & Naïve Bayes (SMOTE)

Stages	Splitdata	Algoritma	Function	Parameter	Value	Testing			
						Acc	Prec	Rec	F1
SMOTE	70/30	SVM	Linear	C	1	95,4%	95,5%	95,4%	95,4%
		NB	Multinomial	Alpha	1.0	92,7%	92,7%	92,7%	92,7%
	80/20	SVM	Linear	C	1	97,0%	97,0%	97,0%	97,0%
		NB	Multinomial	Alpha	0.5	94,3%	94,3%	94,3%	94,2%
SMOTE CV	4	SVM	Linear	C	10	94,7%	94,7%	94,7%	94,7%
		NB	Multinomial	Alpha	0,01	92,7%	92,8%	92,7%	92,7%
	5	SVM	Linear	C	1	94,9%	94,9%	94,9%	94,9%
		NB	Multinomial	Alpha	0,01	93,0%	93,0%	93,0%	93,0%

2. Hasil pengujian SVM & Naïve Bayes tanpa penyeimbang dengan proporsi 70:30 & 80:20 dan CV 4 & 5, dapat dilihat pada Tabel 4.

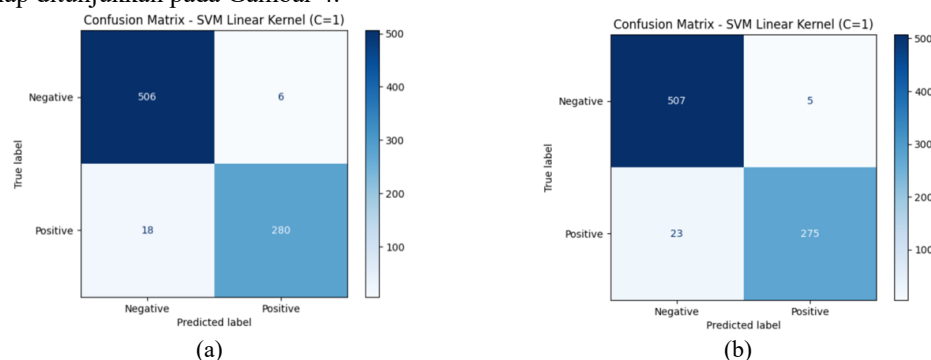
Tabel 4. Hasil pengujian SVM & Naïve Bayes tanpa SMOTE

Stages	Splitdata	Algoritma	Function	Parameter	Value	Testing			
						Acc	Prec	Rec	F1
WT	70/30	SVM	Linear	C	1	94,4%	94,7%	94,4%	94,4%
		NB	Multinomial	Alpha	0,1	91,6%	92,0%	91,6%	91,4%
	80/20	SVM	Linear	C	1	96,5%	96,6%	96,5%	96,5%
		NB	Multinomial	Alpha	0,1	93,5%	93,8%	93,5%	93,4%
WT CV	4	SVM	Linear	C	1	94,1%	94,1%	94,1%	94,0%
		NB	Multinomial	Alpha	0,1	91,3%	91,3%	91,3%	91,2%
	5	SVM	Linear	C	1	93,9%	93,9%	93,9%	93,9%
		NB	Multinomial	Alpha	0,1	91,6%	91,6%	91,6%	91,5%

Berdasarkan hasil pengujian yang disajikan dalam tabel, terlihat bahwa kinerja model SVM tetap unggul dibandingkan Naïve Bayes, bahkan tanpa menggunakan teknik penyeimbangan data. Pada skenario pembagian data 80:20, SVM mencapai akurasi tertinggi sebesar 96.5% dengan parameter optimal C=1. Akurasi ini sedikit lebih tinggi dibandingkan dengan pembagian data 70:30 yang menghasilkan akurasi 94.4% untuk SVM. Performa konsisten SVM juga terlihat pada pengujian CV, di mana model ini meraih akurasi 94.1%, k-fold=4, C=1 dan 93.9%, k-fold=5, C=1. Sebagai perbandingan, model Naïve Bayes juga menunjukkan kinerja yang cukup baik, meskipun sedikit di bawah SVM. Pada pembagian data 80:20, Naïve Bayes mencatatkan akurasi 93.5%, alpha=0.1, yang juga lebih tinggi dibandingkan dengan akurasi 91.6% pada pembagian 70:30. Sementara itu, pada CV, akurasi Naïve Bayes adalah 91.3%, k-fold=4, alpha=0.1 dan 91.6% k-fold=5, alpha=0.1.

F. Confusion Matrix

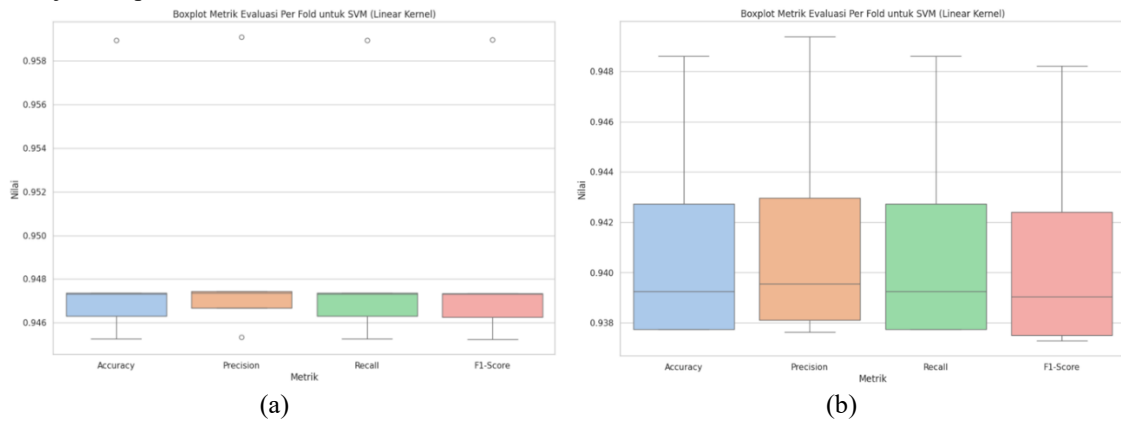
Confusion Matrix adalah tabel yang digunakan untuk menggambarkan kinerja suatu model klasifikasi pada sekumpulan data uji yang nilai sebenarnya diketahui. Ini adalah alat visual yang memungkinkan kita melihat tidak hanya kesalahan yang dibuat oleh pengklasifikasi, tetapi juga jenis kesalahan apa yang dibuatnya. Dengan menganalisis Confusion Matrix, kita bisa mendapatkan pemahaman yang lebih mendalam tentang kinerja model, termasuk di mana model berkinerja baik dan di mana ia mengalami kesulitan, terutama dalam mengidentifikasi kelas-kelas tertentu. Confusion matrix dari akurasi tertinggi pada setiap tahap ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Confusion Matrix (a) Balanced Smote (b) Without balanced of linear SVM

G. *Boxplot*

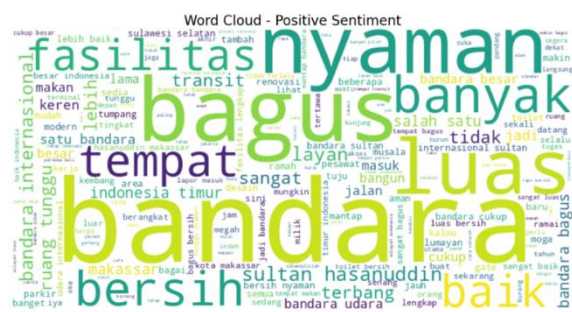
Boxplot adalah metode standar untuk merepresentasikan distribusi data numerik dan variasi melalui kuartilnya. *Boxplot* ini memvisualisasikan sebaran data, mengidentifikasi median, rentang interkuartil, dan keberadaan outlier dalam suatu set data. Ini adalah *boxplot* dengan akurasi tertinggi seperti yang ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. *Boxplot* (a) *Penyeimbang* By SMOTE & *Cross validation Of Linear SVM*, (b) *Tanpa penyeimbang Cross validation Of Linear SVM*

H. *Wordcloud*

Wordcloud memvisualisasikan frekuensi kata-kata kunci dalam data sentimen ulasan. Ukuran kata mencerminkan seberapa sering kata tersebut muncul. Pada visualisasi ini, dominasi kata "bandara", "layan" dan "baik" menunjukkan fokus utama pada kualitas layanan di Bandara Sultan Hasanuddin. Kehadiran kata "pesawat" dan "penerbangan" mengaitkan ulasan dengan aktivitas inti bandara, sementara "waktu" dan "lama" menyoroti aspek efisiensi. Kata "bersih", "nyaman", dan "bagus" mengindikasikan sentimen positif, sedangkan "sultan" dan "hasanuddin" menegaskan konteks lokasi. Secara keseluruhan, *wordcloud* ini secara efektif menyoroti topik dominan dan sentimen utama yang diungkapkan pengguna mengenai layanan Bandara Sultan Hasanuddin. Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 6.



Tabel 8. Hasil penerapan *filtering* dan *stopword*

No.	Sebelum	Sesudah
1	agak panas tidak nyaman jalan di dalam lapor karena terlalu jauh dari turun zone fasilitas toilet masih standar ini bandara internasional moga ada baik di masa depan	panas tidak nyaman jalan lapor terlalu jauh turun zone fasilitas toilet standar bandara internasional moga baik masa depan

- e. *Tokenizing*, digunakan untuk memecah teks menjadi unit-unit kecil, yang disajikan pada Tabel 9.

Tabel 9. Hasil penerapan *tokenizing*.

No.	Sebelum	Sesudah
1	panas tidak nyaman jalan lapor daftar terlalu jauh turun zone fasilitas toilet standar bandara internasional moga baik masa depan	['panas', 'tidak', 'nyaman', 'jalan', 'lapor', 'daftar', 'terlalu', 'jauh', 'turun', 'zone', 'fasilitas', 'toilet', 'standar', 'bandara', 'internasional', 'moga', 'baik', 'masa', 'depan']

C. Pembobotan kata dengan TF-IDF

Untuk menentukan bobot suatu term dalam sebuah dokumen, dilakukan perhitungan menggunakan rumus. Proses ini dilakukan dengan memilih salah satu term yang telah melalui tahap preprocessing sebelumnya, kemudian dihitung bobotnya dalam konteks dokumen tersebut.

Term = fasilitas

$$tfD1 = 1, tfD2 = 0, tfD3 = 1$$

$$n = 3, df = 2$$

Penyelesaian :

Mencari nilai n/df :

$$n/df = n = 3 = 1.$$

$$df = 2$$

Mencari nilai idf :

$$idf = \log_{10}(n) = \log_{10}(1.5) = 0.1761$$

df

Mencari bobot (W):

$$WD1 = tfD1 \times idf = 1 \times 0,47 = 0.1761$$

$$WD2 = tfD2 \times idf = 0 \times 0,47 = 0,00$$

$$WD3 = tfD3 \times idf = 1 \times 0,47 = 0.1761$$

Jadi, bobot term “fasilitas” pada dokumen ke 1 yaitu 0.1761, dokumen ke 2 yaitu 0 dan dokumen ke 3 yaitu 0.1761, yang disajikan pada Tabel 10.

Tabel 10. Hasil persamaan TF-IDF

Term	TF			DF	n/DF	IDF	W		
	D1	D2	D3				D1	D2	D3
fasilitas	1	0	1	2	1.5	0.17	0.17	0.00	0.17

D. Evaluasi hasil klasifikasi

Berikut disajikan kerangka evaluasi yang digunakan untuk menilai kinerja model klasifikasi. Penilaian berpusat pada confusion matrix yang memetakan hasil prediksi terhadap kebenaran label, sehingga memudahkan identifikasi kesalahan model pada tiap kelas, yang disajikan pada Tabel 11.

Tabel 11. *Multiclass confusion matrix*

Sentimen	True Positif	True Negatif
Prediksi Positif	TP	FP
Prediksi Negatif	FN	TN

TP : True Positive, FP : False Positive, FN : False Negative, TN : True Negative.

1. SVM menggunakan SMOTE dengan akurasi tertinggi, yang disajikan pada Tabel 12.

Tabel 12. *Confusion Matrix* SVM SMOTE

Confusion Matrix		Sentimen Prediksi	
Sentimen Sebenarnya	Positif	TP=280	FN=6
	Negatif	FP=18	TN=506

$$Akurasi : \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} = \frac{280+506}{280+506+18+6} = \frac{786}{810} = 97.0\%$$

$$Presisi : \frac{TP}{TP+FP} = \frac{280}{280+18} = \frac{280}{288} = 97.0\%$$

$$Recall : \frac{TP}{TP+FN} = \frac{280}{280+6} = \frac{280}{286} = 97.0\%$$

$$F1-score : 2X \frac{Presisi \times Recall}{Presisi + Recall} = 2X \frac{97.0 \times 97.0}{97.0 + 97.0} = 97.0\%$$

2. SVM tanpa menggunakan penyeimbang (SMOTE) dengan akurasi tertinggi, yang disajikan pada Tabel 13.

Tabel 13. *Confusion Matrix* SVM without balanced data.

Confusion Matrix		Sentimen Prediksi	
Sentimen Sebenarnya	Positif	TP=391	FN=14
	Negatif	FP=14	TN=391

$$Akurasi : \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} = \frac{391+391}{391+391+14+14} = \frac{782}{810} = 96.5\%$$

$$Presisi : \frac{TP}{TP+FP} = \frac{391}{391+14} = \frac{391}{405} = 96.6\%$$

$$Recall : \frac{TP}{TP+FN} = \frac{391}{391+14} = \frac{391}{405} = 96.6\%$$

$$F1-score : 2X \frac{Presisi \times Recall}{Presisi + Recall} = 2X \frac{96.6 \times 96.6}{96.6 + 96.6} = 96.5\%$$

3. Perbandingan hasil klasifikasi

Dalam penelitian ini, dilakukan uji perbandingan performa model klasifikasi teks dengan menggunakan dua proporsi data latih dan data uji, yaitu 70:30 dan 80:20, serta validasi menggunakan Stratified k-fold CV dengan nilai K = 4 dan 5. Tujuan dari pengujian ini adalah untuk mengevaluasi pengaruh proporsi data terhadap kinerja model, khususnya dalam konteks data yang telah dilabeli secara manual. Dua algoritma utama yang diuji adalah SVM dan Naïve Bayes, baik dalam kondisi tanpa penyeimbang (WT) maupun dengan penyeimbang menggunakan metode SMOTE, yang disajikan pada Tabel 14.

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan, algoritma SVM terbukti secara konsisten memberikan performa terbaik dibandingkan Naïve Bayes di seluruh skenario pengujian. Pada pembagian data 80:20, SVM dengan parameter C=1 dan menggunakan teknik SMOTE mencapai akurasi tertinggi sebesar 97,0%. Hal ini menunjukkan bahwa semakin besar proporsi data pelatihan, semakin tinggi pula akurasi model karena model memiliki lebih banyak data untuk mempelajari pola yang relevan. Konsistensi performa SVM juga terlihat pada validasi silang *k-fold=5*, di mana akurasi mencapai 94,9%. Sementara itu, penggunaan validasi silang dengan fold yang lebih besar K=5 cenderung menghasilkan hasil yang sedikit lebih stabil dan representatif dibandingkan dengan K=4, karena model diuji pada lebih banyak kombinasi subset data. Selain itu, penggunaan teknik SMOTE untuk menyeimbangkan data terbukti memberikan dampak positif, terutama pada algoritma Naïve Bayes yang lebih sensitif terhadap ketidakseimbangan data. Naïve Bayes mencatatkan peningkatan akurasi dari 93,5% menjadi 94,3% saat SMOTE diterapkan pada data 80:20. Meskipun demikian, performa SVM tetap unggul di semua skenario, baik dengan SMOTE maupun tanpa penyeimbangan. Secara keseluruhan, kombinasi pembagian data 80:20, penggunaan SMOTE, serta pemilihan parameter yang

tepat berkontribusi besar terhadap peningkatan akurasi dan stabilitas model, terutama pada SVM yang terbukti paling andal dalam menangani data *teks* berdimensi tinggi.

Tabel 14. Perbandingan hasil klasifikasi SVM dan Naïve bayes

Stages	Splitdata	Algoritma	Function	Parameter	Value	Testing			
						Acc	Prec	Rec	F1
SMOTE	70/30	SVM	Linear	C	1	95,4%	95,5%	95,4%	95,4%
		NB	Multinomial	Alpha	1.0	92,7%	92,7%	92,7%	92,7%
	80/20	SVM	Linear	C	1	97,0%	97,0%	97,0%	97,0%
		NB	Multinomial	Alpha	0.5	94,3%	94,3%	94,3%	94,2%
SMOTE <i>CV</i>	4	SVM	Linear	C	10	94,7%	94,7%	94,7%	94,7%
		NB	Multinomial	Alpha	0,01	92,7%	92,8%	92,7%	92,7%
	5	SVM	Linear	C	1	94,9%	94,9%	94,9%	94,9%
		NB	Multinomial	Alpha	0,01	93,0%	93,0%	93,0%	93,0%
WT	70/30	SVM	Linear	C	1	94,4%	94,7%	94,4%	94,4%
		NB	Multinomial	Alpha	0,1	91,6%	92,0%	91,6%	91,4%
	80/20	SVM	Linear	C	1	96,5%	96,6%	96,5%	96,5%
		NB	Multinomial	Alpha	0,1	93,5%	93,8%	93,5%	93,4%
WT <i>CV</i>	4	SVM	Linear	C	1	94,1%	94,1%	94,1%	94,0%
		NB	Multinomial	Alpha	0,1	91,3%	91,3%	91,3%	91,2%
	5	SVM	Linear	C	1	93,9%	93,9%	93,9%	93,9%
		NB	Multinomial	Alpha	0,1	91,6%	91,6%	91,6%	91,5%

Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan, penelitian ini berhasil mencapai tujuan untuk membandingkan kinerja algoritma SVM dan Naïve Bayes dalam analisis sentimen terhadap ulasan pengguna terkait fasilitas dan pelayanan Bandara Sultan Hasanuddin Makassar. Hasil pengujian menunjukkan bahwa algoritma SVM memiliki performa klasifikasi yang lebih unggul dibandingkan Naïve Bayes, dengan akurasi tertinggi mencapai 97,0% pada skenario pembagian data 80:20 menggunakan teknik penyeimbangan data SMOTE, serta performa yang konsisten pada berbagai skenario pengujian termasuk validasi silang menggunakan k-fold. Naïve Bayes, meskipun memiliki akurasi sedikit lebih rendah, yaitu 94,3% pada skenario yang sama, tetap menunjukkan hasil yang kompetitif dan layak dipertimbangkan untuk klasifikasi teks.

Penerapan teknik SMOTE terbukti efektif dalam meningkatkan performa kedua algoritma, khususnya dalam mengatasi ketidakseimbangan kelas antara sentimen positif dan negatif. Proses ini menghasilkan distribusi data yang lebih seimbang, sehingga berdampak pada peningkatan akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Hasil ini mengonfirmasi hipotesis bahwa kombinasi preprocessing teks, transformasi fitur menggunakan TF-IDF, dan penyeimbangan data mampu menghasilkan model analisis sentimen dengan performa yang optimal.

Secara keseluruhan, penelitian ini memberikan gambaran bahwa pemilihan algoritma yang tepat, didukung teknik pengolahan dan penyeimbangan data yang sesuai, merupakan faktor kunci dalam keberhasilan analisis sentimen berbasis machine learning. Temuan ini dapat menjadi dasar bagi pengembangan sistem analisis sentimen yang lebih akurat untuk mendukung evaluasi dan peningkatan kualitas pelayanan di Bandara Sultan Hasanuddin maupun sektor layanan publik lainnya.

Daftar Pustaka

- [1] L. N. Hayati, F. Y. Randana, and H. Darwis, "An In-depth Exploration of Sentiment Analysis on Hasanuddin Airport using Machine Learning Approaches," *Jurnal RESTI*, vol. 9, no. 2, pp. 195–208, 2025, doi: 10.29207/resti.v9i2.6253.
- [2] S. W. Ni Putu Oka Intan Yustya Putri, "Sentiment Analysis of West Java International Airport (BIJB) Kertajati on Twitter," vol. 4, no. 2, pp. 2588–2593, 2020, doi: 10.36555/almana.v4i2.1348.
- [3] M. S. M. Alanazi, J. Li, and K. W. Jenkins, "Evaluating Airport Service Quality Based on the Statistical and Predictive Analysis of Skytrax Passenger Reviews," *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 14, no. 20, 2024, doi: 10.3390/app14209472.

- [4] K. Smart, A. Terhadap, and K. Pengunju, "Analisis kualitas pelayanan pengembangan bandar udara internasional sultan hasanuddin berdasarkan pendekatan konsep smart airport terhadap kepuasan pengunju....," no. March, 2024.
- [5] A. Nurdina and A. B. I. Puspita, "Naive Bayes and KNN for Airline Passenger Satisfaction Classification: Comparative Analysis," *Journal of Information System Exploration and Research*, vol. 1, no. 2, pp. 83–92, 2023, doi: 10.52465/joiser.v1i2.167.
- [6] H. D. Azwan Triyadi, Purnawansyah, "Public Sentiment Analysis About Neuralink from Twitter Using Naïve Bayes: Multinomial, Gaussian and Complement," *Indonesian Journal of Computer Science*, vol. 13, no. 5, pp. 2357–2386, 2024, doi: 10.33022/ijcs.v13i5.4278.
- [7] Ardiansyah, Adika Sri Widagdo, Krisna Nuresa Qodri, F. E. N. Saputro, and Nisrina Akbar Rizky P, "Analisis sentimen terhadap pelayanan Kesehatan berdasarkan ulasan Google Maps menggunakan BERT," *Jurnal Fasilkom*, vol. 13, no. 02, pp. 326–333, 2023, doi: 10.37859/jf.v13i02.5170.
- [8] V. B. Shtino and M. Muça, "Comparative Study of K-NN, Naive Bayes and SVM for Face Expression Classification Techniques," *Balkan Journal of Interdisciplinary Research*, vol. 9, no. 3, pp. 23–32, 2023, doi: 10.2478/bjir-2023-0015.
- [9] A. W. Sari, T. I. Hermanto, and M. Defriani, "Sentiment Analysis Of Tourist Reviews Using K-Nearest Neighbors Algorithm And Support Vector Machine," *Sinkron*, vol. 8, no. 3, pp. 1366–1378, 2023, doi: 10.33395/sinkron.v8i3.12447.
- [10] E. Pujo Ariesanto Akhmad, K. Adi, and A. Puji Widodo, "Machine learning approach to customer sentiment analysis in twitter airline reviews," *E3S Web of Conferences*, vol. 448, 2023, doi: 10.1051/e3sconf/202344802044.
- [11] B. Mridula, A. H. Juliet, and N. Legapriyadharshini, "Deciphering Social Media Sentiment for Enhanced Analytical Accuracy: Leveraging Random Forest, KNN, and Naive Bayes," *Proceedings of the 2024 10th International Conference on Communication and Signal Processing, ICCSP 2024*, pp. 1410–1415, 2024, doi: 10.1109/ICCSP60870.2024.10543836.
- [12] H. Darwis, N. Wanaspati, and S. Anraeni, "Support Vector Machine untuk Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Penggunaan Antibiotik di Indonesia," *The Indonesian Journal of Computer Science*, vol. 12, no. 4, pp. 2196–2206, 2023, doi: 10.33022/ijcs.v12i4.3320.
- [13] S. N. Z. Wati, H. Herman, and H. Darwis, "Naive Bayes Classifier dan K-Nearest Neighbor pada Analisis Sentimen Perkuliahan Daring di Universitas Muslim Indonesia," *Buletin Sistem Informasi dan Teknologi Islam*, vol. 5, no. 1, pp. 47–54, Apr. 2024, doi: 10.33096/busiti.v5i1.2202.
- [14] N. Rahmah, P. Purnawansyah, and F. Umar, "Metode Support Vector Machine Untuk Klasifikasi Data Penyakit Hati Yang Imbalance," *Buletin Sistem Informasi dan Teknologi Islam*, vol. 5, no. 1, pp. 55–64, Apr. 2024, doi: 10.33096/busiti.v5i1.2189.
- [15] R. Rahmadani, A. Rahim, and R. Rudiman, "Analisis Sentimen Ulasan 'Ojol The Game' Di Google Play Store Menggunakan Algoritma Naive Bayes Dan Model Ekstraksi Fitur TF-IDF Untuk Meningkatkan Kualitas Game," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 3, Aug. 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3.4988.
- [16] A. Amelia, L. N. Hayati, and H. Darwis, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Sistem Pembayaran MyPertamina dengan Metode Random Forest, SVM, dan Naive Bayes," *LINIER: Literatur Informatika dan Komputer*, vol. 1, no. 1, pp. 28–44, Nov. 2024, doi: 10.33096/linier.v1i1.2269.
- [17] K. Kariyamin, Muh. I. Alyakin, and L. O. Alyandi, "Menganalisis Ulasan Mobile Legends: Analisis Kinerja Berdasarkan Opini Pengguna dengan Naive Bayes," *Buletin Sistem Informasi dan Teknologi Islam*, vol. 6, no. 1, pp. 1–8, Feb. 2025, doi: 10.33096/busiti.v6i1.2475.
- [18] K. Kevin, M. Enjeli, and A. Wijaya, "Analisis Sentimen Penggunaan Aplikasi Kinemaster Menggunakan Metode Naive Bayes," *Jurnal Ilmiah Computer Science*, vol. 2, no. 2, pp. 89–98, Jan. 2024, doi: 10.58602/jics.v2i2.24.
- [19] A. F. Nur, Y. Salim, and R. Ramdaniah, "Analisis Sentimen Pengguna X Terhadap Perkembangan Artificial Intelligence (AI) Menggunakan Algoritma Machine Learning," *LINIER: Literatur Informatika dan Komputer*, vol. 1, no. 4, pp. 347–357, Dec. 2024, doi: 10.33096/linier.v1i4.2534.
- [20] N. Fajriyah, N. T. Lapatta, D. W. Nugraha, and R. Laila, "Implementasi SVM Dan SMOTE Pada Analisis Sentimen Media Sosial X Terhadap Pelantikan Agus Harimurti Yudhoyono," *JIPi (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, vol. 10, no. 2, pp. 1359–1370, Mar. 2025, doi: 10.29100/jipi.v10i2.6246.
- [21] H. Darwis, A. N. P. Pagala, S. Anraeni, T. Amaliah, I. As'ad, and A. U. Tenripada, "Analysis of Public Sentiment about Childfree in Indonesia using Support Vector Machine Methods," in *2025 19th International Conference on Ubiquitous Information Management and Communication (IMCOM)*, IEEE, Jan. 2025, pp. 1–8. doi: 10.1109/IMCOM64595.2025.10857551.