

PENDEKATAN KLASIFIKASI DALAM *KNOWLEDGE DISCOVERY* UNTUK ANALISIS SENTIMEN BERBASIS ASPEK PADA ULASAN BANDARA SULTAN MAHMUD BADARUDDIN II DI GOOGLE MAPS

Syakillah Nachwa, Dayana Khoiriyah Harahap, Eva Theresia Pardede, Muthia Nashiroh Ramadhani, Salsa Anindya Putri, Ely Rositiani, Ken Ditha Tania, Allsela Meiriza

Sistem Informasi, Universitas Sriwijaya

Jl. Palembang - Prabumulih Raya KM 32-UNSRI, Indralaya, Sumatera Selatan

syakillahnachwa081@gmail.com

ABSTRAK

Sultan Mahmud Badaruddin II (SMB II) merupakan bandara utama di Sumatera Selatan yang berperan krusial untuk mobilitas regional. Kepuasan penumpang terhadap layanan bandara dapat dievaluasi melalui ulasan pengguna di Google Maps. Namun, volume ulasan yang besar menghadirkan tantangan dalam mengekstrak informasi yang bermakna. Studi ini menggunakan *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA) untuk melihat opini publik terhadap layanan Bandara SMB II menggunakan pendekatan klasifikasi dengan enam aspek yang dianalisis, yaitu *check-in*, keamanan, kenyamanan, lingkungan bandara, fasilitas dasar, dan mobilitas. Sebanyak 1.018 ulasan diperoleh dan diproses melalui tahapan *preprocessing*, *data labeling*, penyeimbangan data dengan SMOTE, ekstraksi fitur (TF-IDF), serta klasifikasi menggunakan algoritma *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine* (SVM), dan *Random Forest* dengan skenario pembagian data 70:30, 80:20, dan 90:10. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa skenario terbaik diperoleh pada perbandingan 90:10, yaitu model SVM mencapai kinerja terbaik dengan nilai *accuracy* sebesar 0.857, *precision* 0.839, *recall* 0.883, dan *F1-score* 0.860 melampaui *Naïve Bayes* dan *Random Forest*. Analisis sentimen telah menunjukkan bahwa aspek lingkungan bandara menerima sentimen positif tertinggi, tetapi aspek fasilitas dasar cenderung menerima ulasan negatif. Pengetahuan ini bisa menjadi dasar bagi pengelola Bandara SMB II untuk meningkatkan layanan mereka berdasarkan aspek-aspek yang paling berpengaruh terhadap pengalaman penumpang.

Kata kunci : Analisis Sentimen, Bandara, Knowledge Discovery, ABSA, Klasifikasi

1. PENDAHULUAN

Indonesia mempertahankan posisinya sebagai negara dengan kapasitas penerbangan terbesar di Asia Tenggara per Februari 2025, dengan total 9,4 juta kursi penerbangan yang mencakup rute domestik maupun internasional. Laporan terbaru dari Official Airline Guide (OAG) menunjukkan bahwa angka ini menempatkan Indonesia di peringkat teratas di antara negara-negara ASEAN dalam hal mobilitas udara [1]. Salah satu bandara yang berperan penting dalam mendukung konektivitas penerbangan domestik selama bertahun-tahun adalah Bandara Sultan Mahmud Badaruddin II [2].

Sebagai salah satu bandara utama di Sumatera, Bandara Sultan Mahmud Badaruddin II (SMB II) memiliki peran strategis dalam mendukung pergerakan penumpang melalui jalur udara. Pada tahun 2024, jumlah penumpang yang dilayani oleh Bandara SMB II mencapai 1,39 juta orang. Hadirnya tren mobilitas udara menunjukkan adanya peningkatan signifikan dalam aktivitas penerbangan di bandara ini. Pada April 2024, jumlah penumpang yang berangkat mengalami lonjakan hingga hampir 50 persen dibandingkan bulan sebelumnya, sementara jumlah kedatangan penumpang juga mengalami pertumbuhan lebih dari 30 persen [3]. Lonjakan aktivitas penerbangan ini menegaskan pentingnya bandara yang efisien dan berkualitas dalam mendukung pertumbuhan ekonomi serta sektor pariwisata. Oleh

karena itu, peningkatan kualitas layanan dan fasilitas bandara menjadi aspek krusial dalam memastikan kenyamanan dan kepuasan penumpang [4].

Opini publik mengenai suatu tempat sangat dipengaruhi oleh penilaian yang diberikan oleh pengunjung sebelumnya yang nantinya akan menentukan pilihan mereka untuk berkunjung [5]. Google Maps menjadi salah satu platform utama yang digunakan untuk berbagi pengalaman, di mana ulasan yang diberikan tidak hanya membantu calon pengunjung menilai kualitas suatu tempat, tetapi juga menyediakan data berharga untuk menganalisis opini masyarakat terhadap berbagai lokasi [6].

Seiring dengan meningkatnya penetrasi internet dalam kehidupan sehari-hari, volume komentar daring terus berkembang pesat [7]. Pengelolaan data masif ini menjadi tantangan tersendiri dalam mengekstrak pola, tren, dan informasi berharga bagi pengguna [8]. Analisis sentimen muncul sebagai solusi untuk mengatasi tantangan ini. Kemampuannya dalam menganalisis ribuan komentar secara otomatis, cepat, efisien, dan dengan biaya terjangkau menjadikannya semakin populer di kalangan peneliti [9].

Penelitian yang dilakukan oleh Mohammed Saad M Alaydaa, Jun Li, dan Karl Jinkins menerapkan *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA) untuk mengukur kualitas layanan bandara (*airport service quality*/ASQ) berdasarkan ulasan pelancong di Google

Maps. Penelitian ini menganalisis ulasan dari bandara Dubai dan Doha, dengan menyoroti aspek utama seperti *check-in*, keamanan, kebersihan, dan fasilitas. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ABSA memberikan keuntungan dalam evaluasi yang lebih mendetail, sehingga memungkinkan manajemen bandara untuk meningkatkan kualitas layanan secara lebih efektif dibandingkan dengan metode konvensional [10].

Penelitian lain juga dilakukan Putri dan Widiyanesti terhadap analisis sentimen untuk Bandara Internasional Jawa Barat (BIJB) Kertajati. Penelitian ini memanfaatkan informasi yang diperoleh dari platform X. Analisis menunjukkan bahwa pemanfaatan algoritma *Naïve Bayes Classifier* menghasilkan akurasi klasifikasi sentimen sebesar 70,70% [11].

Sebuah studi oleh Barakat dkk menguji *deep learning* CNN dan LSTM untuk sentimen ulasan penumpang bandara London Heathrow (LHR), London Gatwick (LGW), King Khaled Riyadh (RUH), dan Hamad Doha (DOH). Pengujian menunjukkan bahwa LSTM memiliki tingkat akurasi lebih tinggi, yaitu 78,1%–81,7% untuk data berbahasa Inggris dan 77,4%–77,6% untuk data berbahasa Arab, dibandingkan CNN yang hanya mencapai 76,2%–77,0% (Inggris) dan 73,5%–76,6% (Arab). Temuan ini menyajikan keunggulan LSTM dalam menangani analisis sentimen pada teks pendek seperti tweet [12].

Berdasarkan permasalahan dan penelitian sebelumnya, belum terdapat studi yang secara eksklusif mengkaji eksplorasi pengetahuan terkait ulasan penumpang di Bandara SMB II. Sehingga penelitian ini berfokus terhadap analisis sentimen dengan pendekatan klasifikasi yang dikombinasikan dengan *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA). Metode ini mengkategorikan ulasan ke dalam sentimen positif atau negatif berdasarkan berbagai aspek. Kajian ini mengidentifikasi aspek yang paling sering dibahas dalam ulasan penumpang untuk memberikan wawasan yang dapat membantu Bandara SMB II dalam pengambilan keputusan yang lebih tepat guna meningkatkan kualitas layanan di masa mendatang.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Text Mining

Text mining diartikan sebagai metode komputasi untuk mengekstrak informasi dari teks tidak terstruktur dengan tujuan menemukan pola dalam data [13]. Proses *preprocessing* diperlukan untuk memastikan data bersih, konsisten, dan bebas dari kesalahan sebelum dianalisis [14]. Tahapan dalam *preprocessing* data meliputi:

- Cleansing* menghapus data duplikat, nilai kosong, simbol, angka, dan baris tidak relevan [15].
- Case folding* adalah proses menyamakan format huruf pada teks [16].

- Normalization* adalah proses memperbaiki kata tidak baku agar sesuai dengan aturan standar [17].
- Tokenization* adalah memecah teks menjadi unit kata kecil yang disebut token [18].
- Stopword removal* adalah tahapan menghapus kata-kata yang tidak memiliki makna signifikan [19].
- Stemming* ialah tahapan mereduksi kata ke bentuk aslinya dengan menghapus elemen-elemen tambahan seperti prefiks dan sufiks [20].

2.2. Analisis Sentimen

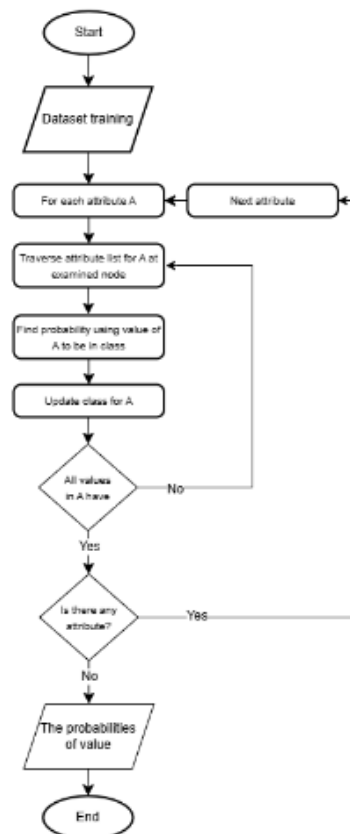
Analisis sentimen adalah sub-bidang spesifik dalam penggalian opini, yang secara esensial melibatkan klasifikasi teks berdasarkan emosi yang terkandung di dalamnya [21].

2.3. Aspect Based Sentimen Analysis (ABSA)

Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) Jenis analisis teks yang dapat memungkinkan pengelompokan berdasarkan aspek spesifik dan menentukan sentimen yang sesuai berdasarkan keterkaitannya [22].

2.4. Naïve Bayes

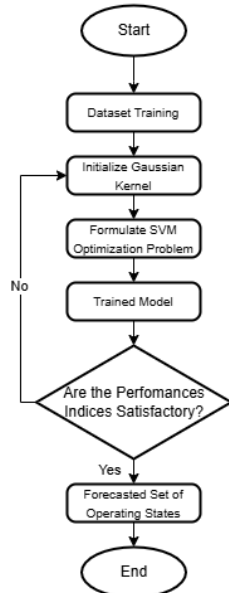
Algoritma *Naïve Bayes* adalah sebuah metode klasifikasi yang menganalisis semua peluang dengan mengkombinasikan berbagai nilai dan frekuensi yang didapatkan dari basis data [23].



Gambar 1. Flowchart Naïve Bayes

2.5. Support Vector Machine (SVM)

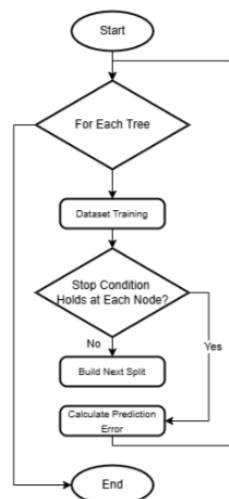
Support Vector Machine (SVM) bekerja dengan cara mencari *hyperplane* optimal yang dicapai dengan memaksimalkan jarak antara kelas-kelas yang dipisahkan. *Hyperplane* merupakan fungsi pemisah yang memisahkan data ke dalam kelas-kelas yang berbeda [24].



Gambar 2. Flowchart SVM

2.6. Random Forest

Random Forest merupakan algoritma yang digunakan untuk tugas klasifikasi dan regresi dengan mengkombinasikan beberapa pohon keputusan untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat [25].



Gambar 3. Flowchart Random Forest

2.7. Confusion Matrix

Confusion matrix digunakan untuk menilai akurasi model dengan membandingkan prediksi terhadap data nyata [26]. Metrik seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* membantu mengukur

kualitas klasifikasi sentimen [27]. Perhitungan metrik ini didasarkan pada rumus-rumus berikut [28].

$$F1 - score = 2 * \frac{Recall * Precision}{Recall + Precision} \quad (1)$$

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{Total Data} \quad (2)$$

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

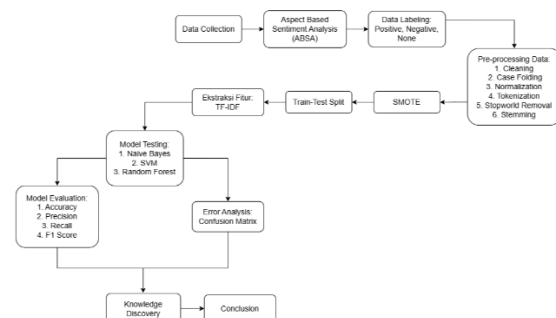
$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4)$$

2.8. Knowledge Discovery

Knowledge discovery dan data mining berperan penting dalam mengekstrak pola tersembunyi dari data yang luas dan kompleks yang dihasilkan dari interaksi pengguna dan aktivitas digital, sehingga dapat mengungkap wawasan baru serta mendorong inovasi di berbagai bidang [29] [30].

3. METODE PENELITIAN

Beberapa tahapan dalam penelitian ini diilustrasikan dalam Gambar 4.



Gambar 4. Alur penelitian

3.1. Data Collection

Pengumpulan data dilakukan dengan *web scraping* melalui Google Maps menggunakan SerpAPI. Sebanyak 1.018 ulasan penumpang Bandara SMB II diperoleh dan disimpan dalam format CSV.

3.2. Aspect Based Sentiment Analysis (ABSA)

Pengukuran pelayanan kualitas bandara mencakup enam aspek utama, yaitu *check-in*, keamanan, kenyamanan, lingkungan bandara, fasilitas dasar, dan mobilitas. Setiap aspek ini berperan penting dalam membentuk pengalaman keseluruhan penumpang. Aspek-aspek ini akan diterapkan dalam analisis sentimen terhadap pengguna Bandara SMB II.

3.3. Data Labeling

Teks diklasifikasikan ke dalam sentimen "Positif," "Negatif," atau "None" jika tidak sesuai dengan aspek yang ditentukan. Tiga annotator melakukan pelabelan secara manual dengan keputusan akhir berdasarkan suara terbanyak untuk memastikan objektivitas.

3.4. Preprocessing Data

Preprocessing dilakukan untuk membersihkan data sebelum dianalisis. Proses ini mencakup *cleaning*, *case folding*, *normalization*, *tokenization*, *stopword removal*, dan *stemming*.

3.5. SMOTE

Adanya ketidakseimbangan data dalam penelitian ini dapat menyebabkan model cenderung bias terhadap kelas dengan jumlah data lebih besar, sehingga menurunkan akurasi prediksi. Oleh karena itu, teknik SMOTE (*Synthetic Minority Oversampling Technique*) diterapkan untuk menyeimbangkan distribusi data dan meningkatkan kinerja model.

3.6. Model Testing

Tahapan ini menguji tiga model klasifikasi, yaitu *Naïve Bayes*, *SVM*, dan *Random Forest*, dengan membagi data ke dalam tiga skenario 70:30, 80:20, dan 90:10 untuk mengevaluasi kinerja model dalam mengenali data baru. Teknik TF-IDF juga diterapkan untuk menilai relevansi kata dalam dokumen dengan mempertimbangkan frekuensi kemunculan kata (TF) dan bobot IDF, sehingga analisis lebih fokus pada kata-kata yang lebih bermakna.

3.7. Evaluasi

Confusion Matrix digunakan untuk menganalisis performa algoritma *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine* (SVM), dan *Random Forest*.

3.8. Knowledge Discovery

Knowledge Discovery diterapkan untuk memperoleh informasi yang bernilai berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan terhadap ulasan pengguna mengenai Bandara Sultan Mahmud Badaruddin II.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

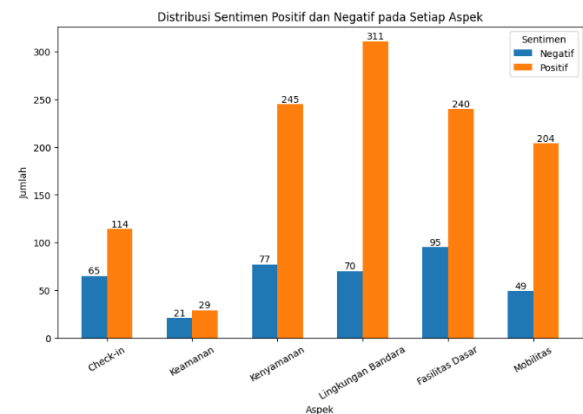
4.1. Analisis Sentimen

ABSA digunakan untuk menganalisis sentimen berdasarkan enam aspek utama. Pelabelan dilakukan secara manual oleh tiga annotator, dengan *majority*

voting menentukan hasil akhir pada 1.018 data berlabel.

Ulasan					
Mohon diperbaiki pelayanannya, baik pelayanan pegawai bandara maupun pegawai maskapainya, kemudian pastikan tampilan info penerbangan di layar dipastikan dulu benar atau tidak agar tdk membuat penumpang repot. Menurut saya sangat tdk pantas diberikan bintang 4 oleh skytrax dgn pelayanan dan fasilitas yg ada saat ini.					
Aspek					
Check-in	Keamanan	Kenyamanan	Lingkungan	Fasilitas Dasar	Mobilitas
Negatif	None	Negatif	None	Negatif	Negatif

Gambar 5. Contoh pelabelan data



Gambar 6. Distribusi sentimen untuk setiap aspek

Pada Gambar 6 dapat dilihat bahwa sentimen "Positif" paling banyak terdapat pada aspek lingkungan bandara.

4.2. Preprocessing

Tahap preprocessing mencakup beberapa langkah utama, mulai dari *cleaning data* dengan menghapus duplikasi dan simbol yang tidak perlu, *case folding* untuk menyeragamkan teks, serta *normalization* guna menyesuaikan ejaan. Selanjutnya, teks diproses melalui *tokenization*, *stopword removal*, dan *stemming* untuk mendapatkan bentuk kata yang lebih terstruktur dan siap dianalisis. Hasil akhir dari tahap ini dapat dilihat pada Tabel 1.

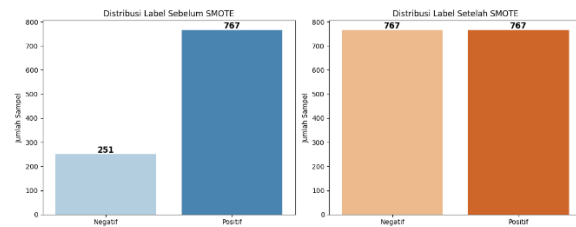
Tabel 1. Hasil preprocessing

Proses	Hasil
<i>Cleaning</i>	Mohon diperbaiki pelayanannya baik pelayanan pegawai bandara maupun pegawai maskapainya kemudian pastikan tampilan info penerbangan di layar dipastikan dulu benar atau tidak agar tdk membuat penumpang repot Menurut saya sangat tdk pantas diberikan bintang oleh skytrax dgn pelayanan dan fasilitas yg ada saat ini
<i>Case Folding</i>	mohon diperbaiki pelayanannya baik pelayanan pegawai bandara maupun pegawai maskapainya kemudian pastikan tampilan info penerbangan di layar dipastikan dulu benar atau tidak agar tdk membuat penumpang repot menurut saya sangat tdk pantas diberikan bintang oleh skytrax dgn pelayanan dan fasilitas yg ada saat ini
<i>Normalization</i>	mohon diperbaiki pelayanannya baik pelayanan pegawai bandara maupun pegawai maskapainya kemudian pastikan tampilan info penerbangan di layar dipastikan dulu benar atau tidak agar tidak membuat penumpang repot menurut saya sangat tidak pantas diberikan bintang oleh skytrax dengan pelayanan dan fasilitas yang ada saat ini
<i>Tokenization</i>	['mohon', 'diperbaiki', 'pelayanannya', 'baik', 'pelayanan', 'pegawai', 'bandara', 'maupun', 'pegawai', 'maskapainya', 'kemudian', 'pastikan', 'tampilan', 'info', 'penerbangan', 'di', 'layar', 'dipastikan', 'dulu', 'benar', 'atau', 'tidak', 'agar', 'tidak', 'membuat', 'penumpang', 'repot', 'menurut', 'saya', 'sangat', 'tidak',

Proses	Hasil
	'pantas', 'diberikan', 'bintang', 'oleh', 'skytrax', 'dengan', 'pelayanan', 'dan', 'fasilitas', 'yang', 'ada', 'saat', 'ini']
Stopword Removal	['mohon', 'diperbaiki', 'pelayanannya', 'pelayanan', 'pegawai', 'bandara', 'pegawai', 'maskapainya', 'pastikan', 'tampilan', 'info', 'penerbangan', 'layar', 'penumpang', 'reput', 'bintang', 'skytrax', 'pelayanan', 'fasilitas']
Stemming	mohon baik layan layan pegawai bandara pegawai maskapai pasti tampil info terbang layar tumpang reput bintang skytrax layan fasilitas

4.3. SMOTE

Gambar 7 menggambarkan bagaimana SMOTE membantu menyeimbangkan distribusi label dalam dataset. Sebelum *oversampling*, label negatif berjumlah 251 data dan label positif berjumlah 767 data. Ini dapat menyebabkan bias dalam model. SMOTE mengatasi hal ini dengan menghasilkan data sintetis untuk kelas minoritas melalui interpolasi antar titik data asli, sehingga kedua kelas memiliki jumlah yang sama, yaitu 767 sampel. Langkah ini meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola dari kedua kelas secara lebih akurat.



Gambar 7. Perbandingan SMOTE

4.4. Split Data

Dataset dibagi dengan berbagai rasio yang digunakan untuk melatih dan menguji model *machine learning*. Pembagian data dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil *split data*

Skenario	Data Training	Data Testing
70:30	1073	461
80:20	1227	307
90:10	1380	154

4.5. Model Testing

Tahapan ini difokuskan untuk menganalisis sentimen dengan mengukur akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*, serta menerapkan berbagai rasio pembagian data, yaitu 70:30, 80:20, dan 90:10 untuk mengevaluasi kinerja model.

4.5.1. Naïve Bayes

Hasil pengujian performa model dengan berbagai skenario pembagian data yang berbeda menunjukkan bahwa *Naïve Bayes* mencapai hasil terbaik pada skenario 90:10 dengan akurasi 83%, presisi 87%, *recall* 79%, dan *F1-score* 82%, yang mengindikasikan kinerja optimal dibandingkan skenario lainnya.

Tabel 3. Hasil skenario *Naïve Bayes*

Skenario	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
70:30	0.76	0.82	0.67	0.74
80:20	0.77	0.83	0.87	0.85
90:10	0.83	0.87	0.79	0.82

4.5.2. SVM

Berdasarkan hasil evaluasi dengan skenario pembagian data yang berbeda, model SVM menunjukkan performa terbaik pada skenario 90:10. Pada skenario ini, model mencapai akurasi tertinggi sebesar 85%, dengan presisi 83%, *recall* 88%, dan *F1-Score* 86%, yang juga menjadi nilai tertinggi dibandingkan skenario lainnya.

Tabel 4. Hasil skenario SVM

Skenario	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
70:30	0.81	0.78	0.87	0.82
80:20	0.82	0.80	0.85	0.83
90:10	0.85	0.83	0.88	0.86

4.5.3. Random Forest

Hasil evaluasi pada berbagai skenario pembagian data menunjukkan bahwa *Random Forest* memiliki performa yang konsisten, dengan skenario 90:10 menghasilkan kinerja terbaik, yakni akurasi 85%, presisi 84%, *recall* 85%, dan *F1-score* 85%. Pembagian ini menjadi pilihan optimal untuk menjaga keseimbangan antara akurasi dan kinerja model dalam berbagai kondisi.

Tabel 5. Hasil skenario *Random Forest*

Skenario	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
70:30	0.85	0.83	0.87	0.85
80:20	0.84	0.83	0.86	0.84
90:10	0.85	0.84	0.85	0.85

4.6. Hasil Evaluasi

Penelitian menunjukkan bahwa pembagian data dengan rasio 90:10 memberikan hasil optimal dalam hal akurasi dan kestabilan model. Pada skenario ini, algoritma SVM dan *Random Forest* mencapai akurasi tertinggi sebesar 85%, sementara *Naïve Bayes* mengalami peningkatan kinerja hingga 83%. Selain itu, SVM mencatat nilai *recall* tertinggi, yaitu 88%, yang mengindikasikan kemampuannya dalam mengenali kelas positif dengan lebih baik.

Keunggulan pembagian data 90:10 juga terlihat dari keseimbangan nilai *precision* dan *F1-score* yang tinggi pada setiap model, menunjukkan kemampuan

Figure 10 consists of three bar charts comparing the performance of four algorithms (SVM, Random Forest, K-NN, Decision Tree) across three datasets (Basic Features, All Features, Handwritten Features) using four different split data methods (Split Data, 80-20, 90-10, 95-5). The metrics compared are RMSE (Root Mean Square Error), MAE (Mean Absolute Error), and F1 Score.

Top Chart: Perbandingan RMSE berdasarkan Split Data

Dataset	Algorithm	Split Data	80-20	90-10	95-5
Basic Features	SVM	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001
	Random Forest	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001
	K-NN	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001
	Decision Tree	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001
All Features	SVM	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001
	Random Forest	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001
	K-NN	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001
	Decision Tree	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001
Handwritten Features	SVM	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001
	Random Forest	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001
	K-NN	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001
	Decision Tree	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001

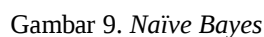
Middle Chart: Perbandingan MAE berdasarkan Split Data

Dataset	Algorithm	Split Data	80-20	90-10	95-5
Basic Features	SVM	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001
	Random Forest	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001
	K-NN	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001
	Decision Tree	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001
All Features	SVM	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001
	Random Forest	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001
	K-NN	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001
	Decision Tree	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001
Handwritten Features	SVM	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001
	Random Forest	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001
	K-NN	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001
	Decision Tree	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001

Bottom Chart: Perbandingan F1 Score berdasarkan Split Data

Dataset	Algorithm	Split Data	80-20	90-10	95-5
Basic Features	SVM	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001
	Random Forest	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001
	K-NN	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001
	Decision Tree	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001
All Features	SVM	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001
	Random Forest	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001
	K-NN	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001
	Decision Tree	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001
Handwritten Features	SVM	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001
	Random Forest	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001
	K-NN	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001
	Decision Tree	~0.0001	~0.0001	~0.0001	~0.0001

Berikut merupakan *confusion matrix* dari tiga algoritma yang digunakan dalam penelitian ini.



Hasil dari studi yang telah dilakukan menunjukkan bahwa di antara 6 aspek yang telah dianalisis, aspek fasilitas dasar adalah aspek yang memiliki sentimen negatif paling tinggi dibandingkan dengan aspek lainnya. Untuk memahami pola kata yang lebih sering digunakan penumpang dalam membuat ulasan bandara digunakanlah teknik *word cloud*. Kata-kata yang ada, seperti "bandara," "palembang," "layanan," "ruang tunggu," "nyaman," dan "fasilitas," menandakan bahwa kata-kata tersebut lebih sering muncul dalam ulasan pengguna.



Selain itu, hasil pengujian berbagai model klasifikasi, seperti *Naïve Bayes*, *SVM*, dan *Random Forest*, dalam berbagai skenario menunjukkan bahwa skenario terbaik adalah pembagian data 90:10. Di antara model yang diuji, *SVM* memiliki performa terbaik berdasarkan perbandingan *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* dibandingkan dengan model lainnya.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini menganalisis sentimen berbasis aspek terhadap ulasan Bandara Sultan Mahmud Badaruddin II dengan menerapkan tiga model klasifikasi, yaitu *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine* (SVM), dan *Random Forest*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa aspek fasilitas dasar memiliki persentase sentimen negatif tertinggi dibandingkan aspek lainnya, berdasarkan analisis terhadap 1.018 data ulasan penumpang. Model *testing* menggunakan pembagian data 90:10, yang terbukti menampilkan performa terbaik dalam menjaga akurasi dan kestabilan model. Evaluasi performa model menunjukkan bahwa *Support Vector Machine* memiliki kinerja terbaik dengan nilai akurasi sebesar 0.857, *precision* 0.839, *recall* 0.883, dan *F1-score* 0.860, melampaui *Naïve Bayes* dan *Random Forest*. Selain itu, hasil *confusion matrix* mengindikasikan bahwa *Support Vector Machine* memiliki kemampuan klasifikasi yang lebih akurat dengan nilai *True Positive* (TP) sebesar 64 dan *True Negative* (TN) sebesar 68. Oleh karena itu, *Support Vector Machine* direkomendasikan sebagai model terbaik untuk klasifikasi ulasan penumpang guna mendukung pengambilan keputusan strategis dalam peningkatan layanan bandara. Untuk memperluas cakupan dan kedalaman analisis, penelitian lanjutan dapat mempertimbangkan penerapan teknik *Undersampling* atau ADASYN sebagai solusi dalam menangani ketidakseimbangan data. Selain itu, proses pelabelan dalam penelitian ini yang masih dilakukan secara manual oleh annotator dapat dioptimalkan dengan pendekatan otomatis, seperti metode *lexicon-based* VADER. Ini meningkatkan efisiensi sekaligus memastikan akurasi label yang akan digunakan untuk analisis. Eksplorasi lebih lanjut terhadap algoritma Transformers juga dapat dipertimbangkan sebagai alternatif yang dapat membuka peluang peningkatan akurasi pengujian secara signifikan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] OAG Aviation Worldwide Limited, "DISCOVER THE BUSIEST AIRPORTS, AIRLINES AND FLIGHT ROUTES IN SOUTH EAST ASIA THIS MONTH | MARCH 2025," *OAG Aviation Worldwide Limited*, Mar. 2025.
- [2] K. Herlambang and A. M. Yasin, "Persepsi Masyarakat terhadap Kebijakan Kemenhub yang Menjadikan Bandara SMB II sebagai Bandara Domestik," *IJM: Indonesian Journal of Multidisciplinary*, vol. 3, no. 2, 2025.
- [3] Badan Pusat Statistik Sumatera Selatan, "Jumlah Kedatangan Penumpang dengan Moda Transportasi Udara di Provinsi Sumatera Selatan pada Bulan April 2024 Adalah Sebanyak 143.223 orang," Jun. 2024.
- [4] Jumawan and P. C. Susanto, "Analisis Kualitas Pelayanan Terhadap Kepuasan Penumpang di Bandar Udara," *Aviasi: Jurnal Ilmiah Kedirgantaraan*, vol. 19, no. 2, 2022.
- [5] F. Yahya, D. E. Ratnawati, and B. Rahyudi, "ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENGGUNA DARI GOOGLE MAPS MENGGUNAKAN METODE LONG SHORT-TERM MEMORY (STUDI KASUS: RUMAH SAKIT GATOEL)," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 9, no. 4, Apr. 2025.
- [6] F. U. Haq and H. Rachmat, "PENGUNAAN GOOGLE REVIEW SEBAGAI PENILAIAN KEPUASAN PENGUNJUNG DALAM PARIWISATA," *Tornare- Journal of Sustainable Tourism Research*, vol. 2, no. 1, Jan. 2020.
- [7] P. K. Jain, R. Pamula, and G. Srivastava, "A systematic literature review on machine learning applications for consumer sentiment analysis using online reviews," *Comput Sci Rev*, vol. 41, p. 100413, Aug. 2021, doi: 10.1016/j.cosrev.2021.100413.
- [8] R. Sibarani, S. S. Berutu, K. J. D. Lase, and J. Jatmika, "Pemodelan Topik pada Ulasan Google Maps Candi Borobudur Menggunakan Latent Dirichlet Allocation," *Voteteknika (Vocational Teknik Elektronika dan Informatika)*, vol. 12, no. 3, p. 377, Sep. 2024, doi: 10.24036/voteteknika.v12i3.129028.
- [9] Y. Mao, Q. Liu, and Y. Zhang, "Sentiment analysis methods, applications, and challenges: A systematic literature review," *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, vol. 36, no. 4, p. 102048, Apr. 2024, doi: 10.1016/j.jksuci.2024.102048.
- [10] M. S. M. Alaydaa, J. Li, and K. Jinkins, "Aspect based sentimental analysis for travellers' reviews," Aug. 2023.
- [11] N. P. O. I. Y. P. Putri and S. Widyanesti, "SENTIMENT ANALYSIS OF WEST JAVA INTERNATIONAL AIRPORT (BIJB) KERTAJATI ON TWITTER," *SENTIMENT ANALYSIS OF WEST JAVA INTERNATIONAL AIRPORT (BIJB) KERTAJATI ON TWITTER*, vol. 4, no. 2, Aug. 2020.
- [12] H. Barakat, R. Yeniterzi, and L. Martín-Domingo, "Applying deep learning models to twitter data to detect airport service quality," *J Air Transp Manag*, vol. 91, p. 102003, Mar. 2021, doi: 10.1016/j.jairtraman.2020.102003.
- [13] D. Merlini and M. Rossini, "Text categorization with WEKA: A survey," *Machine Learning with Applications*, vol. 4, p. 100033, Jun. 2021, doi: 10.1016/j.mlwa.2021.100033.
- [14] N. E. Saputra, K. D. Tania, and R. I. Heroza, "PENERAPAN KNOWLEDGE MANAGEMENT SYSTEM (KMS) MENGGUNAKAN TEKNIK KNOWLEDGE DATA DISCOVERY (KDD) PADA PT PLN (PERSERO) WS2JB RAYON

- KAYU AGUNG,” *Jurnal Sistem Informasi (JSI)*, no. 2, pp. 1038–1055.
- [15] A. F. Inayah, K. D. Tania, A. Wedhasmara, and A. Meiriza, “Knowledge Extraction Using Aspect-Based Sentiment Analysis and Classification Method,” *JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika)*, vol. 10, no. 3, 2024.
- [16] H. Ma’rifah, A. P. Wibawa, and M. I. Akbar, “Klasifikasi Artikel Ilmiah Dengan Berbagai Skenario Preprocessing,” *Sains, Aplikasi, Komputasi dan Teknologi Informasi*, vol. 2, no. 2, p. 70, Apr. 2020, doi: 10.30872/jsakti.v2i2.2681.
- [17] D. A. Nurdeni, I. Budi, and A. B. Santoso, “Sentiment Analysis on Covid19 Vaccines in Indonesia: From The Perspective of Sinovac and Pfizer,” in *2021 3rd East Indonesia Conference on Computer and Information Technology (EIConCIT)*, IEEE, Apr. 2021, pp. 122–127. doi: 10.1109/EIConCIT50028.2021.9431852.
- [18] M. N. Uddin, Md. F. Bin Hafiz, S. Hossain, and S. M. M. Islam, “Drug Sentiment Analysis using Machine Learning Classifiers,” (*IJACSA International Journal of Advanced Computer Science and Applications*,), vol. 13, no. 1, 2022.
- [19] T. T. Mengistie and D. Kumar, “Deep Learning Based Sentiment Analysis On COVID-19 Public Reviews,” in *2021 International Conference on Artificial Intelligence in Information and Communication (ICAIIIC)*, IEEE, Apr. 2021, pp. 444–449. doi: 10.1109/ICAIIIC51459.2021.9415191.
- [20] A. Sabir, H. A. Ali, and M. A. Aljabery, “ChatGPT Tweets Sentiment Analysis Using Machine Learning and Data Classification,” *Informatika*, vol. 48, no. 7, May 2024, doi: 10.31449/inf.v48i7.5535.
- [21] K. Maharana, S. Mondal, and B. Nemade, “A review: Data pre-processing and data augmentation techniques,” *Global Transitions Proceedings*, vol. 3, no. 1, pp. 91–99, Jun. 2022, doi: 10.1016/j.gltp.2022.04.020.
- [22] A. K. Chakraborty and S. Das, “A comparative study of a novel approach with baseline attributes leading to sentiment analysis of Covid-19 tweets,” in *Computational Intelligence Applications for Text and Sentiment Data Analysis*, Elsevier, 2023, pp. 179–208. doi: 10.1016/B978-0-32-390535-0.00013-6.
- [23] R. Rachman and R. N. Handayani, “Klasifikasi Algoritma Naive Bayes Dalam Memprediksi Tingkat Kelancaran Pembayaran Sewa Teras UMKM,” *Jurnak Infromatika*, vol. 8, no. 2, Sep. 2021.
- [24] R. Pratiwi, “Analisis Sentimen Pada Review SkincareFemale Daily Menggunakan Metode Support Vector Machine(SVM),” *Journal of Informatics, Information System, Software Engineering and Applications (INISTA)*, vol. 4, no. 1.
- [25] R. Z. Firdaus, S. H. Wijoyo, and W. Purnomo, “Analisis SentimenBerbasis AspekUlasan PenggunaAplikasiAlfagift Menggunakan Metode Random Forestdan Pemodelan Topik Latent Dirichlet Allocation,” *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 9, no. 2, Feb. 2025.
- [26] Y. Kirana and S. faraby, “Sentiment Analysis of Beauty Product Reviews Using the K-Nearest Neighbor (KNN) and TF- IDF Methods with Chi-Square Feature Selection,” *JOURNAL OF DATA SCIENCE AND ITS APPLICATIONS*, vol. 4, no. 1, 2021.
- [27] D. Nurwahidah and G. Dwilestari, “ANALISIS SENTIMEN DATA ULASAN PENGGUNA APLIKASI GOOGLE KELAS PADA GOOGLE PLAYSTOREMENGGUNAKANALGORITMA NAIVEBAYES,” *JATI(Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 7, no. 6, 2023.
- [28] A. P. P. Wardani, A. Adiwijaya, and M. D. Purbolaksono, “Sentiment Analysis on Beauty Product Review Using Modified Balanced Random Forest Method and Chi-Square,” *Journal of Information System Research (JOSH)*, vol. 4, no. 1, pp. 1–7, Oct. 2022, doi: 10.47065/josh.v4i1.2047.
- [29] V. Novalia, K. Ditha Tania, A. Meiriza, and A. Wedhasmara, “Knowledge Discovery of Application Review Using Word Embedding’s Comparison with CNN-LSTM Model on Sentiment Analysis,” in *2024 International Conference on Electrical Engineering and Computer Science (ICECOS)*, IEEE, Sep. 2024, pp. 234–238. doi: 10.1109/ICECOS63900.2024.10791113.
- [30] X. Shu and Y. Ye, “Knowledge Discovery: Methods from data mining and machine learning,” *Soc Sci Res*, vol. 110, p. 102817, Feb. 2023, doi: 10.1016/j.ssresearch.2022.102817.