



Analisis Sentimen Traveloka Berdasarkan Ulasan Google Play Store Menggunakan Algoritma Support Vector Machine dan Random Forest

Siti Rohimah*, M Afdal, Mustakim, Rice Novita

Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi,

Univesitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, Pekanbaru, Indonesia

Email: ¹*12050323845@students.uin-suska.ac.id, ²m.afdal@uin-suska.ac.id, ³mustakim@uin-suska.ac.id, ⁴rice.novita@uin-suska.ac.id

Email Penulis Korespondensi: 12050323845@students.uin-suska.ac.id

Submitted: 17/11/2024; Accepted: 17/12/2024; Published: 18/12/2024

Abstrak—Internet telah menjadi elemen kunci dalam mendukung kemajuan teknologi dan informasi di berbagai sektor aktivitas manusia. Pada sektor perdagangan dan pariwisata aplikasi Traveloka menjadi pilihan favorit masyarakat Indonesia. Ulasan atau *review* dari pengguna memainkan peran penting bagi Perusahaan untuk memahami tingkat kepuasan pelanggan. Namun, saat ini terdapat beberapa pengguna yang memberikan rating tinggi tetapi berisi *review* negatif. Berdasarkan permasalahan tersebut penelitian ini bertujuan untuk memahami lebih dalam opini pengguna, sehingga dapat digunakan untuk memperbaiki layanan dan fitur serta menguji dan membandingkan akurasi kedua algoritma dalam pengklasifikasian sentimen pengguna. Pada penelitian ini digunakan metode klasifikasi *Support Vector Machine* dan *Random Forest*. Data yang digunakan pada penelitian ini sebanyak 2.130 data ulasan traveloka dari google play store. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *Random Forest* memiliki performa lebih unggul dan stabil dibandingkan SVM, dengan akurasi rata-rata lebih tinggi pada sebagian besar fitur, seperti Traveloka (71% & 67%) dan Pesawat (74% & 75%). Evaluasi dengan *k-fold cross validation* mendukung hasil ini, dengan akurasi rata-rata *Random Forest* lebih tinggi pada Traveloka (70% & 66%) dan fitur Pesawat (75% & 74%).

Kata Kunci: Analisis Sentimen; *Confusion Matrix*; *K-Fold Cross Validation*; Random Forest; Support Vector Machine; Traveloka

Abstract—The internet has become a key element in supporting technological and information advances in various sectors of human activity. In the trade and tourism sector, the Traveloka application is the favorite choice of Indonesian people. Reviews from users play an important role in the Company's understanding of customer satisfaction. However, several users give high ratings but contain negative reviews. Based on these problems, this research aims to understand more deeply user opinions, so it can be used to improve services and features as well as test and compare the accuracy of the two algorithms in classifying user sentiment. In this research, the Support Vector Machine and Random Forest classification methods were used. Data used in this study consists of 2,130 Traveloka review data from the Google Play Store. The research results show that Random Forest has superior and stable performance compared to SVM, with higher average accuracy for most features, such as Traveloka (71% & 67%) and Airplanes (74% & 75%). Evaluation with *k-fold cross-validation* supports these results, with higher average Random Forest accuracy on features such as Traveloka (70% & 66%) and Airplanes (75% & 74%).

Keywords: Confusion Matrix; *K-Fold Cross Validation*; Random Forest; Sentiment Analysis; Support Vector Machine; Traveloka

1. PENDAHULUAN

Perkembangan pariwisata saat ini semakin pesat, terutama dalam hal pelayanan dan teknologi[1]. Kebutuhan di bidang pariwisata, khususnya terkait perjalanan, semakin mengutamakan kecepatan pelayanan, sehingga teknologi pun beradaptasi untuk memenuhi tuntutan tersebut[2]. Aplikasi Traveloka menawarkan beragam kemudahan dan kenyamanan bagi para penggunanya. Namun, kemudahan tersebut tidak selalu menjamin bahwa pengguna merasa puas[3]. Terkadang sistem juga mempunyai kelemahan, seperti pelayanan yang ditawarkan tidak memenuhi kebutuhan serta kepuasan pengguna aplikasi dan kurangnya *feedback* oleh perusahaan mengenai permasalahan aplikasi seperti terdapat *bug* atau gangguan pada *server*.

Pada saat ini Traveloka sudah di install sebanyak 50 juta dengan 1.88M *reviews*[4]. Namun, saat ini di Traveloka terdapat beberapa pengguna yang memberikan rating tinggi, namun disertai dengan ulasan negatif. Oleh karena itu, untuk memudahkan pihak terkait dalam memperoleh informasi tentang kelebihan dan kekurangan aplikasi tersebut dilakukan analisis sentimen untuk klasifikasi sentimen berdasarkan fitur-fitur yang ada pada aplikasi Traveloka. Analisis sentimen adalah proses untuk mengidentifikasi emosi atau sentimen yang terdapat dalam sebuah teks dengan menganalisis data teks tersebut. Proses ini juga dikenal sebagai opini mining, yakni metode otomatis untuk memahami, mengekstrak, dan mengolah informasi dari teks guna menentukan apakah sentimen yang terkandung bersifat positif, negatif, atau netral[5]. Dengan analisis sentimen, memungkinkan bisnis dapat memperoleh wawasan berharga dari ulasan pelanggan mengenai aplikasi Traveloka.

Penelitian ini menggunakan dua algoritma yaitu, *Support Vector Machine* dan *Random Forest*. *Support Vector Machine* digunakan karena memiliki tingkat akurasi yang baik dan cara kerjanya yaitu dengan menemukan *hyperplane* terbaik yang berfungsi memisahkan dua buah kelas[6]. *Random forest* digunakan karena juga memiliki tingkat akurasi yang bagus, relatif kuat terhadap *outliers* dan *noise*, lebih cepat dibandingkan *bagging* dan *boosting* serta sifatnya yang sederhana dan mudah diparalelkan[7]. Proses klasifikasi dengan *Random Forest* dilakukan dengan menggabungkan beberapa pohon (*tree*) dan melatih model menggunakan sampel data yang sudah tersedia[8]. Pada penelitian sebelumnya, melakukan analisis sentimen pada aplikasi hanya dengan menilai sentimen secara keseluruhan, tanpa membedakan fitur spesifik. Sementara penelitian ini berfokus pada analisis sentimen berdasarkan fitur utama

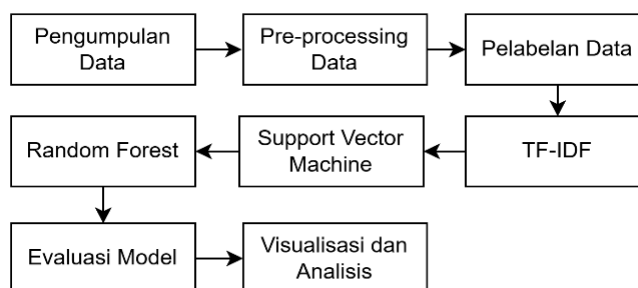
aplikasi untuk memberikan wawasan lebih mendalam tentang pengalaman pengguna, serta menerapkan evaluasi model yang lebih beragam untuk memastikan hasil yang lebih valid.

Penelitian terkait yang dilakukan oleh Anggreini dkk (2024) mengenai analisis sentimen publik tiket.com pada media sosial twitter menggunakan 4 metode klasifikasi menghasilkan algoritma *Random Forest* sebagai algoritma terbaik dengan akurasi 93% dan saran penelitian selanjutnya menggunakan tiga kelas sentimen dan perbandingan algoritma lain seperti *logistic regression*[9]. Penelitian selanjutnya Fitri dkk (2020) mengenai sentimen ruangguru menggunakan *Naïve Bayes Classifier*, *Support Vector Machine* dan *Random Forest* menghasilkan *Random Forest* sebagai algoritma terbaik dengan akurasi sebesar 97,16% serta nilai AUC 0,996[10]. Kemudian, penelitian oleh Adrian (2021) mengenai perbandingan metode *Support Vector Machine* dan *Random Forest* pada sentiment PSBB dilakukan dengan jumlah data 466 tweet dan dilakukan pembagian 70:30 menghasilkan *Support Vector Machine* sebagai algoritma terbaik dengan akurasi 0.557 karena lebih mampu memprediksi label positif dibandingkan *Random Forest* dengan akurasi 0.578 tetapi tidak mampu mendeteksi label positif[11]. Selanjutnya, penelitian oleh Samantri (2024) mengenai perbandingan *Support Vector Machine* dan *Random Forest* mengenai kebijakan pemerintah terhadap kenaikan BBM menghasilkan akurasi pada algoritma *Support Vector Machine* sebesar 77% sedangkan algoritma *Random Forest* sebesar 76%[12].

Penelitian ini akan dilakukan analisis sentimen Traveloka berdasarkan ulasan pada Google Play Store menggunakan algoritma *Support Vector Machine* dan *Random Forest*. Tujuan penelitian ini untuk menganalisis sentimen terhadap fitur-fitur yang ada pada aplikasi Traveloka kemudian membandingkan tingkat akurasi *Support Vector Machine* dan *Random Forest* terhadap masing-masing fitur pada aplikasi Traveloka. Melalui penelitian ini diharapkan dapat memberikan informasi mengenai respon masyarakat terhadap kebutuhan teknologi pariwisata Traveloka.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini melibatkan beberapa tahap yang dirancang untuk mencapai tujuan penelitian. Proses penelitian dimulai dengan pengumpulan data, *preprocessing* data, pemodelan dan evaluasi hingga tahap terakhir visualisasi data. Metodologi penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Metodologi Penelitian

2.1 Pengumpulan Data

Penelitian ini memanfaatkan data yang diperoleh dari *google play store* terkait ulasan tentang fitur-fitur pada aplikasi traveloka. Data diambil dengan memasukkan url traveloka menggunakan *google colab* kemudian disimpan ke format excel untuk memudahkan analisis lebih lanjut dan penyimpanan yang terstruktur. Data yang diambil merupakan ulasan terbaru dari tiap fitur-fitur aplikasi traveloka yaitu fitur tiket pesawat, hotel, tiket kereta api, metode pembayaran dan ulasan keseluruhan aplikasi traveloka. Data yang telah dikumpulkan akan dilakukan pelabelan oleh pakar bahasa Indonesia dengan tujuan agar bisa melabel data secara akurat dan bisa memilih data mana saja yang lebih tepat dan layak untuk digunakan pada penelitian.

2.2 Preprocessing Data

Preprocessing data merupakan serangkaian langkah yang dilakukan untuk membersihkan dan menyiapkan data sebelum digunakan dalam analisis dan pelatihan model [13]. Preprocessing data bertujuan agar hasil perhitungan nantinya lebih optimal dan menghasilkan data yang lebih akurat [14]. Terdapat beberapa tahapan preprocessing data dalam penelitian ini, yaitu:

- Data Cleaning*, membersihkan data dari *noise* seperti mengubah teks menjadi huruf kecil, menghilangkan simbol, tanda baca, *username*
- Feature Categorization*, data yang diambil sebanyak 2.130 ulasan kemudian dibagi sesuai per masing masing fitur pada aplikasi traveloka.
- Pelabelan dilakukan oleh pakar Bahasa Indonesia. Pelabelan oleh pakar dilakukan agar memperoleh data berlabel dengan akurat.

- d. *Tokenizing*, tahap yang melibatkan pemisahan teks menjadi unit-unit diskrit, yang disebut token. Tujuan tokenisasi adalah memecah teks menjadi bagian-bagian yang lebih kecil agar lebih mudah untuk dianalisis.
- e. *Stopwords*, penghapusan kata-kata umum yang tidak memiliki arti/makna yang signifikan. Seperti menghapus kata hubung (di, ke, dari, untuk dan, atau, tetapi, meskipun).
- f. *Stemming*, proses yang melibatkan pemangkasan akhiran atau awalan kata yang bertujuan untuk mengubah kata-kata menjadi bentuk dasar agar menghasilkan bentuk kata sederhana dan umum.

2.3 Pembobotan TF-IDF

Peneliti Pembobotan *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) adalah proses mengukur seberapa penting suatu kata dalam sebuah dokumen[15]. TF-IDF memberikan nilai dan bobot terhadap kata-kata dari setiap ulasan. Pembobotan bertujuan untuk menilai seberapa signifikan suatu kata mencerminkan makna sebuah kalimat[16]. TF-IDF dilakukan dengan menghitung nilai pada *Term Frequency* (TF) dan *Inverse Document Frequency* (IDF) untuk masing masing kata. Tahapan pada proses ini yaitu:

- a. *Term Frequency* (TF)
Mengukur frekuensi kemunculan suatu kata dalam sebuah dokumen. Semakin sering kata tersebut muncul, semakin tinggi nilai TF-nya.
- b. *Inverse Document Frequency* (IDF)
Mengukur tingkat kepentingan suatu kata dalam dokumen. Kata yang sering muncul dalam banyak dokumen biasanya memiliki IDF rendah, sementara kata yang jarang muncul cenderung memiliki IDF tinggi.

2.4 Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine digunakan untuk klasifikasi dan regresi dengan fokus utama pada pencarian hyperlane terbaik yang memisahkan data ke dalam kelas-kelas yang berbeda[17]. *Support Vector Machine* bertujuan untuk memaksimalkan margin, yaitu jarak antara hyperlane dengan titik data yang paling dekat dari masing masing kelas [18]. *Support Vector Machine* terkenal karena kemampuannya dalam memberikan hasil yang akurat meskipun dengan dataset kecil hingga menengah dan ketahanannya terhadap *overfitting*. Dalam hal ini, rumus umum untuk SVM linear dapat dituliskan pada persamaan 1.

$$F(x) = \text{sign}(w \cdot x + b) \quad (1)$$

Dimana, $f(x)$ adalah fungsi prediksi, w adalah vektor normal hyperlane, x adalah vektor fitur input, dan b adalah bias atau *intercept*.

2.5 Random Forest

Random Forest digunakan untuk klasifikasi dan regresi yang bekerja dengan cara membangun banyak pohon keputusan dan menggabungkan hasilnya untuk meningkatkan akurasi[19]. Setiap pohon dibangun menggunakan subset acak dari data dan fitur yang membantu mengurangi *overfitting* dan meningkatkan generalisasi model[20]. Pada klasifikasi, prediksi akhir diambil berdasarkan majority voting dari pohon-pohon yang ada. Decision Tree dapat diawali dengan melakukan perhitungan nilai gini impurity dan kemudian dilanjutkan dengan perhitungan average gini impurity yang dapat menentukan nilai information gain dan tingkat informatif dari sebuah node atribut. Berikut persamaan dari random forest dapat dilihat pada persamaan 2,3 dan 4.

$$\text{Gini Impurity} = 1 - \sum_{i=1}^n (P_i)^2 \quad (2)$$

$$\text{Average Gini Impurity} = \frac{n_{\text{false}}}{i} \times \text{GI False} + \frac{n_{\text{true}}}{i} \times \text{GI True} \quad (3)$$

$$\text{Information Gain} = \text{Gini Impurity} - \text{Average Gini Impurity} \quad (4)$$

2.6 K-Folds Cross Validation

K-fold Cross Validation membagi dataset menjadi K bagian yang sama besar, yang disebut *fold*. Proses ini dilakukan dengan cara melatih model pada $K - 1$ *fold* data dan menguji model pada *fold* yang tersisa. Proses ini diulang sebanyak K kali, sehingga setiap *fold* digunakan sebagai data uji sekali [21]. Hasil evaluasi dari setiap iterasi seperti akurasi dan *error* kemudian digabungkan untuk memberikan perkiraan kinerja model yang lebih stabil.

2.7 Confusion Matrix

Confusion Matrix digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi dengan menunjukkan perbandingan antara prediksi model dan nilai sebenarnya[22]. *Matrix* ini terdiri dari empat komponen utama: *true positif* (tp), *false positif* (fp), *true negative* (tn), dan *false negative* (fn).

- a. *True Positive* (TP): Jumlah data yang sebenarnya positif dan diprediksi sebagai positif.
- b. *False Positive* (FP): Jumlah data yang sebenarnya negatif namun diprediksi sebagai positif.
- c. *True Negative* (TN): Jumlah data yang sebenarnya negatif dan diprediksi sebagai negatif.
- d. *False Negative* (FN): Jumlah data yang sebenarnya positif tetapi diprediksi sebagai negatif.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Pengumpulan Data

Data penelitian ini diambil dari google play store dengan data ulasan terbaru menggunakan *keyword* yang sesuai dengan fitur-fitur pada aplikasi traveloka (tiket pesawat, hotel, tiket KAI, metode pembayaran, traveloka). Jumlah data yang akhirnya digunakan sebanyak 2.130 ulasan. Hasil pengumpulan data dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil *Scrapping* data dan label

No.	Ulasan	Label
1	Pengembalian refund tiket nya sangat lama, dan proses refund begitu rumit sampai detik ini uang saya belum kembali, semoga jadi catatan penting buat pemilik traveloka dan mempertimbangkan hak milik orang, terimakasih	Negatif
2	Harga yang tampil beda saat lanjut proses ke pembayaran, pasang harga tidak sesuai harga asli, manipulasi harga	Negatif
...
2.130	Traveloka, smart application. Sangat membantu sekali untuk urusan pribadi dan bisnis saya, terutama kemudahan dalam pencarian tiket pesawat dan penginapan / hotel. Trims, traveloka.	Positif

Setelah data berhasil di *collect* kemudian data diberi pelabelan manual oleh pakar bahasa Indonesia agar data dapat dilabelkan dengan akurat. Data dilabelkan menjadi tiga kelas positif, netral dan negatif. Hasil pelabelan dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Pelabelan oleh Pakar

Fitur	Positif	Netral	Negatif
Traveloka	194	84	267
Pesawat	76	19	233
Hotel	293	36	250
KAI	91	42	160
Metode Pembayaran	202	36	147

3.2 Hasil Preprocessing Data

Preprocessing data yang dilakukan pada penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan yaitu tahap *cleaning* untuk membersihkan data, *tokenizing* untuk pemenggalan kata, *stopwords* untuk menghapus kata yang tidak memiliki art/makna dan *stemming* mengubah kata menjadi kata dasar. Tahapan pada preprocessing ini dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil *Preprocessing* Data

Tahapan	Ulasan
Ulasan Awal	Pengembalian refund tiket nya sangat lama, dan proses refund begitu rumit sampai detik ini uang saya belum kembali, semoga jadi catatan penting buat pemilik traveloka dan mempertimbangkan hak milik orang, terimakasih
Cleaning	pengembalian refund tiket nya sangat lama dan proses refund begitu rumit sampai detik ini uang saya belum kembali semoga jadi catatan penting buat pemilik traveloka dan mempertimbangkan hak milik orang terimakasih
Tokenizing	['pengembalian', 'refund', 'tiket', 'nya', 'sangat', 'lama', 'dan', 'proses', 'refund', 'begitu', 'rumit', 'sampai', 'detik', 'ini', 'uang', 'saya', 'belum', 'kembali', 'semoga', 'jadi', 'catatan', 'penting', 'buat', 'pemilik', 'traveloka', 'dan', 'mempertimbangkan', 'hak', 'milik', 'orang', 'terimakasih']
Stopwords	['pengembalian', 'refund', 'tiket', 'lama', 'proses', 'refund', 'rumit', 'detik', 'uang', 'kembali', 'catatan', 'penting', 'buat', 'pemilik', 'traveloka', 'mempertimbangkan', 'hak', 'orang', 'terimakasih']
Stemming	['kembali', 'refund', 'tiket', 'lama', 'proses', 'refund', 'rumit', 'detik', 'uang', 'kembali', 'catat', 'penting', 'buat', 'milik', 'traveloka', 'pertimbang', 'hak', 'orang', 'terima', 'kasih']

3.3 Hasil Pembobotan TF-IDF

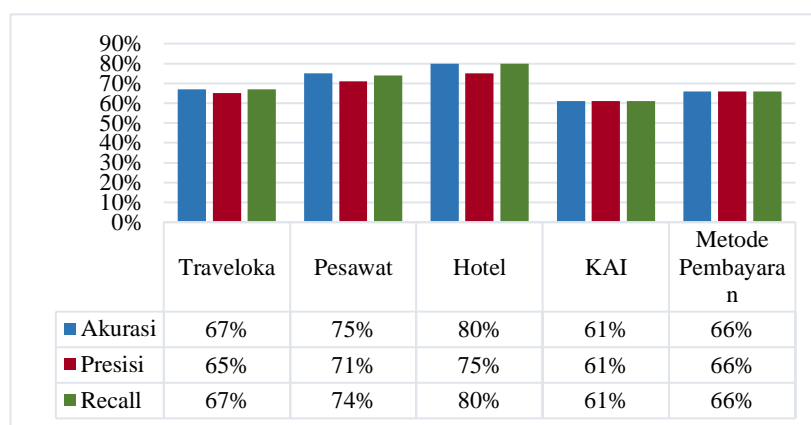
Setelah dilakukan *text preprocessing* kemudian dilakukan pembobotan dengan TF-IDF yang digunakan untuk menghitung bobot kata pada setiap kata yang diberikan berdasarkan pengaruh atau frekuensi penggunaannya dalam kalimat. Hasil transformasi TF-IDF ini dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil TF-IDF (Sampel dari fitur pesawat)

No.	aplikasi	app	cek	harga	...	tiket
1.	0.2345	0.0000	0.0000	0.0000	...	0.1370
2	0.0000	0.4474	0.0000	0.0000	...	0.0723
3	0.0000	0.0000	0.2373	0.0000	...	0.0771
4	0.1394	0.0000	0.2811	0.2226	...	0.0000
5	0.1473	0.0000	0.0000	0.3869	...	0.0000
...
328	0.0000	0.2020	0.0000	0.0000	...	0.1896

3.4 Hasil Klasifikasi Support Vector Machine

Hasil klasifikasi algoritma *Support Vector Machine* menggunakan pendekatan kernel linear dengan proporsi data latih dan data uji sebesar 70:30 dan akan dilakukan klasifikasi dengan melihat nilai akurasi, *recall*, dan presisi dari setiap fitur-fitur. Hasil klasifikasi menggunakan *support vector machine sample* pada fitur tiket pesawat dapat dilihat pada Gambar 2.

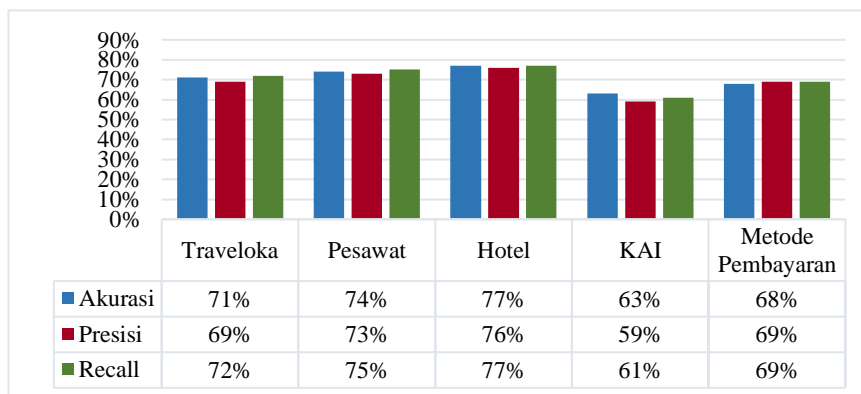


Gambar 2. Hasil Klasifikasi SVM

Berdasarkan Gambar 2 hasil klasifikasi menunjukkan rata-rata semua akurasi fitur sebesar 70%, presisi besar 68% dan recall sebesar 70%. Namun secara khusus, SVM baik dalam melakukan klasifikasi sentimen pada fitur hotel yang memiliki akurasi tertinggi yaitu sebesar 80%, diikuti oleh fitur tiket pesawat sebesar 75%, ulasan traveloka sebesar 67%, metode pembayaran sebesar 66% dan yang terendah adalah tiket KAI dengan akurasi sebesar 61%.

3.5 Hasil Klasifikasi Random Forest

Klasifikasi sentimen dilakukan juga dengan menerapkan algoritma *Random Forest* dengan melihat akurasi, presisi dan *recall* dari setiap fitur. Hasil klasifikasi *random forest* dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Hasil Klasifikasi Random Forest

Berdasarkan Gambar 3 hasil klasifikasi *random forest* menunjukkan rata-rata semua akurasi fitur sebesar 71%, presisi besar 69%, dan *recall* sebesar 71%. *Random forest* juga dinilai baik dalam melakukan klasifikasi sentimen pada fitur hotel yang memiliki akurasi tertinggi yaitu sebesar 77%, diikuti oleh fitur pesawat sebesar 74%, ulasan traveloka sebesar 71%, metode pembayaran sebesar 68% dan yang terendah adalah tiket KAI dengan akurasi sebesar 63%.

3.6 Hasil K-fold Cross Validation

Pada penelitian ini, *K-Fold Cross Validation* digunakan pada kedua algoritma. *K-Fold Cross Validation* diuji dengan menggunakan 2.130 data. Kemudian data akan dibagi menjadi *K* bagian (*fold*) dan evaluasi model mencatat setiap iterasi dan rata-rata dari hasil tersebut digunakan untuk mengukur kinerja model secara keseluruhan. Hasil dari *k-fold cross validation* dari *support vector machine* dan *random forest* dapat dilihat pada Tabel 5 dan Tabel 6.

Tabel 5. Hasil *K-fold Cross Validation SVM*

K-Folds	Fitur				Metode Pembayaran
	Traveloka	Pesawat	Hotel	KAI	
K-1	61%	72%	79%	60%	66%
K-2	70%	69%	74%	66%	69%
K-3	58%	81%	77%	63%	64%
K-4	63%	87%	86%	75%	56%
K-5	67%	78%	79%	68%	76%
K-6	64%	78%	79%	72%	63%
K-7	72%	90%	87%	48%	73%
K-8	66%	60%	75%	51%	76%
K-9	72%	53%	82%	55%	57%
K-10	68%	71%	75%	48%	57%
Avarage	66%	74%	79%	61%	66%

Tabel 6. Hasil *K-Fold Cross Validation Random Forest*

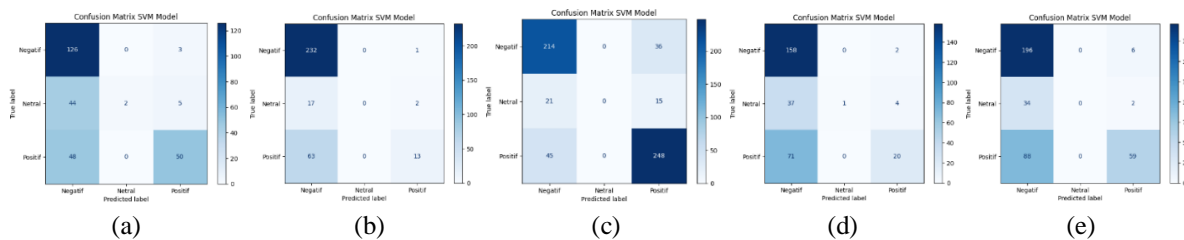
K-Folds	Fitur				Metode Pembayaran
	Traveloka	Pesawat	Hotel	KAI	
K-1	65%	72%	75%	63%	61%
K-2	70%	69%	72%	73%	71%
K-3	67%	84%	79%	63%	69%
K-4	69%	87%	79%	72%	61%
K-5	76%	78%	81%	62%	82%
K-6	72%	78%	81%	72%	84%
K-7	68%	87%	81%	44%	68%
K-8	70%	66%	75%	62%	76%
K-9	70%	53%	74%	65%	65%
K-10	74%	75%	77%	51%	57%
Avarage	70%	75%	77%	63%	69%

Berdasarkan Tabel 5 hasil evaluasi model SVM menggunakan *k-fold cross-validation*, dapat disimpulkan bahwa fitur Hotel dan Pesawat menunjukkan kinerja terbaik. Fitur Pesawat memiliki rata-rata akurasi 74%, dengan nilai tertinggi pada k-7 mencapai 90%. Fitur Hotel juga menunjukkan performa yang baik dengan rata-rata 79% dan nilai tertinggi pada k-7 sebesar 87%, serta nilai yang baik pada k-4 sebesar 86%.

Pada Tabel 6 hasil *k-fold random forest* dapat disimpulkan bahwa fitur Hotel menunjukkan performa terbaik secara konsisten, dengan rata-rata akurasi sebesar 77%. Fitur Pesawat juga memberikan hasil yang cukup baik, dengan rata-rata 75%, mencapai nilai tertinggi pada k-7 sebesar 87%. Fitur Traveloka memiliki rata-rata akurasi 70%, dengan nilai tertinggi pada k-10 sebesar 74%, namun tetap menunjukkan kinerja yang cukup stabil. Fitur Metode Pembayaran memiliki rata-rata 69%, dengan nilai tertinggi pada k-6 sebesar 84%.

3.7 Hasil Confusion Matrix

Pada *confusion matrix* untuk menilai tingkat ketepatan hasil klasifikasi model pada setiap kelas, maka proses evaluasi berdasarkan *confusion matrix* perlu dilakukan. *Confusion matrix* memberikan gambaran rinci mengenai kemampuan model dalam mengklasifikasikan setiap kategori kelas (sentimen), sehingga dapat mengidentifikasi pada kategori kelas mana model mengalami kelemahan dalam melakukan klasifikasi. Hasil evaluasi ini ditampilkan pada Gambar 4.

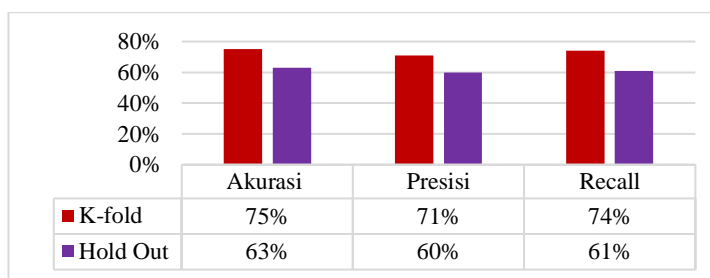


Gambar 4. Confusion Matrix fitur (a) Traveloka (b) Pesawat (c) Hotel (d) KAI (e) Metode Pembayaran (sample SVM)

Berdasarkan Gambar 4 secara keseluruhan, confusion matrix pada fitur-fitur di traveloka menunjukkan model yang dihasilkan sangat baik saat mengklasifikasi kelas negatif, namun kesulitan membedakan kelas netral dan positif. faktor utama dari kasus ini disebabkan oleh ketidak seimbangan (*imbalance*) jumlah kelas pada dataset yang di dominasi oleh kelas negatif, sehingga model cenderung lebih mudah mengenali pola pada kelas negatif. dengan begitu akurasi pada kelas netral dan positif menjadi kurang optimal.

3.8 Hasil Perbandingan K-Fold dan Hold-Out

Pada penelitian ini dilakukan pembagian data dengan 10-Fold cross validation dan Hold Out dengan proporsi data latih dan data uji sebesar 70:30 untuk menilai perbandingan antara kedua algoritma. Hasil Perbandingan K-Fold dan Hold-Out dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Hasil Perbandingan K-Fold dan Hold-Out Fitur Pesawat (Sample SVM)

Berdasarkan Gambar 5 dapat diketahui bahwa pembagian data dengan metode *K-Fold* menghasilkan akurasi terbaik yaitu sebesar 75%. Sementara itu hasil akurasi yang didapatkan dengan teknik pembagian data *Hold-Out* sebesar 63%.

3.9 Visualisasi Data

Visualisasi data menggunakan *word cloud* bertujuan untuk menggambarkan *dataset* secara grafis, sehingga memudahkan dalam mengidentifikasi data yang paling sering muncul dalam dokumen. Proses pembuatan *word cloud* ini dilakukan dengan memanfaatkan pustaka *matplotlib* dalam bahasa pemrograman Python. Hasil dari visualisasi *word cloud* dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 6. Word Cloud Sentimen sample fitur pesawat (a) Positif (b) Netral (c) Positif

Berdasarkan Gambar 6 hasil analisis *Word Cloud*, di mana empat kata yang paling sering muncul di kategori positif dan netral adalah "pesawat", "tiket", "traveloka", dan "mudah". Sedangkan pada kategori negatif empat kata yang sering muncul adalah "bayar", "refund", "jadwal", "maskapai". Kata-kata ini mencerminkan keluhan atau masalah yang dialami oleh pengguna, terutama berkaitan dengan masalah pembayaran, pengembalian dana (*refund*), terkait jadwal penerbangan, serta masalah dengan maskapai. Kemunculan kata-kata ini mengindikasikan hal yang perlu diperbaiki untuk meningkatkan pengalaman pengguna pada aplikasi Traveloka.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil klasifikasi, *Random Forest* menunjukkan performa yang lebih unggul dan konsisten dibandingkan SVM. Pada evaluasi keseluruhan, akurasi *Random Forest* lebih tinggi pada fitur Traveloka (71% & 67%), Metode Pembayaran (68% & 66%), dan KAI (63% & 61%). Sedangkan SVM sedikit lebih unggul pada fitur Hotel dengan akurasi 80% dibandingkan *Random Forest* yang mencapai 77%. Evaluasi menggunakan *K-Fold Cross Validation* menunjukkan bahwa rata-rata akurasi *Random Forest* lebih stabil dengan hasil Traveloka (70% & 66%), Pesawat (75% & 74%), Hotel (77% & 79%), KAI (63% & 61%), dan Metode Pembayaran (69% & 66%). Secara keseluruhan, fitur Hotel memberikan hasil terbaik untuk kedua metode, dengan rata-rata akurasi tertinggi mencapai 79% untuk SVM dan 77% untuk *Random Forest*. Pada fitur KAI memiliki performa terendah dengan akurasi rata-rata hanya 61% untuk SVM dan 63% untuk *Random Forest*. Hal ini menunjukkan bahwa *Random Forest* lebih stabil dan unggul untuk *dataset* penelitian ini meskipun SVM juga menunjukkan kekuatan pada fitur tertentu.

REFERENCES

- [1] F. Giovinda, H. Ridwan, and Pusporini, "Analisis Pengaruh Harga, Promosi dan Gaya Hidup Terhadap Keputusan Pembelian Pada Tiket. com," *Bus. Manag. Econ. Account. Natl. Semin.*, vol. 1, no. 1, pp. 1059–1076, 2020.
- [2] C. B. Prabowo, T. I. Hermanto, and I. Ma'ruf, "Implementasi Algoritma Support Vector Machine dan Randoom Forest Terhadap Analisis Sentimen Masyarakat Dalam Penggunaan Aplikasi Tiket.com, Traveloka, dan Agoda Pada Google Playstore," *Smart Comp Jurnalnya Orang Pint. Komput.*, vol. 13, no. 1, pp. 57–65, 2024, doi: 10.30591/smartcomp.v13i1.5378.
- [3] A. Z. Amrullah, A. Sofyan Anas, and M. A. J. Hidayat, "Analisis Sentimen Movie Review Menggunakan Naive Bayes Classifier Dengan Seleksi Fitur Chi Square," *Jurnal*, vol. 2, no. 1, pp. 40–44, 2020, doi: 10.30812/bite.v2i1.804.
- [4] M. Choirunnisa, N. Hidayat, and E. Santoso, "Implementasi Metode Support Vector Machine Dengan Query Expansion Pada Klasifikasi Review Di Situs Traveloka," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 5, pp. 1860–1865, 2021.
- [5] H. Huang, A. A. Zavareh, and M. B. Mustafa, "Sentiment Analysis in E-Commerce Platforms: A Review of Current Techniques and Future Directions," *IEEE Access*, vol. 11, no. July, pp. 90367–90382, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3307308.
- [6] F. Bei and S. Sudin, "Analisis Sentimen Aplikasi Tiket Online Di Play Store Menggunakan Metode Support Vector Machine (Svm)," *Sismatik*, vol. 01, no. 01, pp. 91–97, 2021.
- [7] M. N. Muttaqin and N. Kharisudin, "Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Gojek Menggunakan Metode Support Vector Machine dan K Nearest Neighbor," *UNNES J. Math.*, vol. 10, no. 2, pp. 22–27, 2021, [Online]. Available: <http://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/ujm>
- [8] C. G. Indrayanto, D. E. Ratnawati, and B. Rahayudi, "Analisis Sentimen Data Ulasan Pengguna Aplikasi MyPertamina di Indonesia pada Google Play Store menggunakan Metode Random Forest," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 3, pp. 1131–1139, 2023, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [9] B. Budiman, Z. Silvana Anggraeni, C. Habibi, and N. Alamsyah, "Analisis Sentimen Publik pada Media Sosial Twitter Terhadap Tiket.com Menggunakan Algoritma Klasifikasi," *J. Inform.*, vol. 11, no. 1, pp. 1–10, 2024, doi: 10.31294/inf.v11i1.17988.
- [10] E. Fitri, "Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Ruangguru Menggunakan Algoritma Naive Bayes, Random Forest Dan Support Vector Machine," *J. Transform.*, vol. 18, no. 1, p. 71, 2020, doi: 10.26623/transformatika.v18i1.2317.
- [11] M. R. Adrian, M. P. Putra, M. H. Rafialdy, and N. A. Rakhmawati, "Perbandingan Metode Klasifikasi Random Forest dan SVM Pada Analisis Sentimen PSBB," *J. Inform. Upgris*, vol. 7, no. 1, pp. 36–40, 2021.
- [12] M. Samantri and Afiyati, "Perbandingan Algoritma Support Vector Machine dan Random Forest untuk Analisis Sentimen Terhadap Kebijakan Pemerintah Indonesia Terkait Kenaikan Harga BBM Tahun 2022," *J. JTIK (Jurnal Teknol. Inf. dan Komunikasi)*, vol. 8, no. 1, pp. 1–9, 2024, doi: 10.35870/jtik.v8i1.1202.
- [13] B. Hakim, "Analisa Sentimen Data Text Preprocessing Pada Data Mining Dengan Menggunakan Machine Learning," *JBASE - J. Bus. Audit Inf. Syst.*, vol. 4, no. 2, pp. 16–22, 2021, doi: 10.30813/jbase.v4i2.3000.
- [14] A. A. Syam, G. H. M. A. Salim, D. F. Suriyanto, and M. F. B., "Analisis teknik preprocessing pada sentimen masyarakat terkait konflik israel-palestina menggunakan support vector machine," vol. 9, no. 3, pp. 1464–1472, 2024.
- [15] B. Bayu Baskoro *et al.*, "Analisis Sentimen Pelanggan Hotel di Purwokerto Menggunakan Metode Random Forest dan TF-IDF (Studi Kasus: Ulasan Pelanggan Pada Situs TRIPADVISOR)," *J. Informatics Inf. Syst. Softw. Eng. Appl. (INISTA)*, vol. Volume 3 N, no. 2, pp. 21–029, 2021, doi: 10.20895/INISTA.V3.
- [16] V. W. D. Thomas and F. Rumaissa, "Analisis Sentimen Ulasan Hotel Bahasa Indonesia Menggunakan Support Vector Machine dan TF-IDF," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 6, no. 3, p. 1767, 2022, doi: 10.30865/mib.v6i3.4218.
- [17] N. Fitriyah, B. Warsito, and D. A. I. Maruddani, "Analisis Sentimen Gojek Pada Media Sosial Twitter Dengan Klasifikasi Support Vector Machine (Svm)," *J. Gaussian*, vol. 9, no. 3, pp. 376–390, 2020, doi: 10.14710/j.gauss.v9i3.28932.
- [18] D. S. Utami and A. Erfina, "Analisis Sentimen Pinjaman Online di Twitter Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM)," *SISMATIK (Seminar Nas. Sist. Inf. dan Manaj. Inform.)*, vol. 1, no. 1, pp. 299–305, 2021.
- [19] F. A. Larasati, D. E. Ratnawati, and B. T. Hanggara, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Dana dengan Metode Random Forest," ... *Teknol. Inf. dan ...*, vol. 6, no. 9, pp. 4305–4313, 2022,
- [20] H. Chyntia Morama, D. E. Ratnawati, and I. Arwani, "Analisis Sentimen berbasis Aspek terhadap Ulasan Hotel Tentrem Yogyakarta menggunakan Algoritma Random Forest Classifier," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 6, no. 4, pp. 1702–1708, 2022,
- [21] A. P. Natasuwarna, "Seleksi Fitur Support Vector Machine pada Analisis Sentimen Keberlanjutan Pembelajaran Daring," *Techno.Com*, vol. 19, no. 4, pp. 437–448, 2020, doi: 10.33633/tc.v19i4.4044.
- [22] B. Ramadhani and R. R. Suryono, "Komparasi Algoritma Naive Bayes dan Logistic Regression Untuk Analisis Sentimen Metaverse," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 8, no. 2, p. 714, 2024, doi: 10.30865/mib.v8i2.7458.