

Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Jamsostek dengan SVM, Random Forest, dan Logistic Regression

Sufajar Butsianto^{1✉}, Anggi Muhammad Rifa'i²

^{1,2}Universitas Pelita Bangsa

sufajar@pelitabangsa.ac.id

Abstract

The digitalization of public services has encouraged the development of the Jamsostek Mobile (JMO) application by BPJS Ketenagakerjaan. This application is expected to provide convenience in accessing information, JHT claims, and other services. However, user reviews on the Google Play Store show diverse perceptions, ranging from satisfaction to technical complaints. This study aims to conduct sentiment analysis on user reviews of the JMO application by classifying opinions into positive, negative, and neutral sentiments. Data were collected through crawling from the Google Play Store and processed using text preprocessing stages, including data cleaning, case folding, stopword removal, tokenization, stemming, and Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) weighting. The classification process was then carried out using three machine learning algorithms, namely Support Vector Machine (SVM), Random Forest, and Logistic Regression. The results indicate that negative sentiment dominates with 46%, followed by positive sentiment at 40% and neutral at 14%. Most complaints are related to login difficulties, application errors, and technical bugs in claim features. In terms of algorithm performance, SVM with a linear kernel achieved the highest accuracy of 87.5% and an F1-score of 0.87, outperforming Random Forest (85.3%) and Logistic Regression (82.7%). Academically, this study reinforces the effectiveness of SVM in sentiment analysis using TF-IDF, while practically providing recommendations for BPJS Ketenagakerjaan to improve system stability, login speed, and reduce application bugs to enhance user satisfaction.

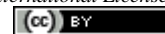
Keywords: Sentiment Analysis, JMO, Support Vector Machine, TF-IDF, Machine Learning.

Abstrak

Perkembangan digitalisasi layanan publik mendorong hadirnya aplikasi Jamsostek Mobile (JMO) yang dikembangkan oleh BPJS Ketenagakerjaan. Aplikasi ini diharapkan mampu memberikan kemudahan dalam akses informasi, klaim JHT, serta layanan lainnya. Namun, ulasan pengguna di Google Play Store menunjukkan adanya beragam persepsi, mulai dari kepuasan hingga keluhan teknis. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi JMO dengan mengklasifikasikan opini menjadi sentimen positif, negatif, dan netral. Data dikumpulkan melalui crawling pada Google Play Store, kemudian diolah melalui tahapan text preprocessing yang mencakup data cleaning, case folding, stopword removal, tokenisasi, stemming, dan pembobotan Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF). Selanjutnya, proses klasifikasi dilakukan menggunakan tiga algoritma machine learning, yaitu Support Vector Machine (SVM), Random Forest, dan Logistic Regression. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sentimen negatif mendominasi dengan persentase 46%, disusul sentimen positif sebesar 40% dan netral 14%. Mayoritas keluhan pengguna terkait kesulitan login, error aplikasi, serta bug teknis pada fitur klaim. Dari sisi performa algoritma, SVM dengan kernel linear memperoleh akurasi tertinggi sebesar 87,5% dan F1-score 0,87, sehingga terbukti lebih unggul dalam menangani data teks berdimensi tinggi dibandingkan Random Forest (85,3%) dan Logistic Regression (82,7%). Secara akademik, penelitian ini memperkuat bukti efektivitas SVM dalam analisis sentimen berbasis TF-IDF, sedangkan secara praktis memberikan rekomendasi kepada BPJS Ketenagakerjaan untuk meningkatkan stabilitas sistem, kecepatan login, dan mengurangi bug aplikasi guna meningkatkan kepuasan pengguna.

Kata kunci: Analisis Sentimen, JMO, Support Vector Machine, TF-IDF, Machine Learning.

INFEB is licensed under a Creative Commons 4.0 International License.



1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi digital dalam dua dekade terakhir telah membawa dampak yang sangat signifikan terhadap berbagai aspek kehidupan masyarakat [1]. Salah satu bentuk nyata dari perkembangan tersebut adalah hadirnya beragam aplikasi mobile yang dirancang untuk mempermudah aktivitas sehari-hari, mulai dari layanan transportasi, perbankan, kesehatan, hingga pelayanan publik. Aplikasi mobile telah menjadi sarana utama bagi masyarakat modern untuk mengakses informasi maupun layanan secara cepat, efisien, dan fleksibel.

Pemerintah Indonesia pun ikut beradaptasi dengan tren ini melalui digitalisasi layanan publik, guna meningkatkan transparansi, efisiensi, serta kepuasan masyarakat sebagai pengguna layanan. Salah satu inovasi pemerintah di bidang pelayanan sosial adalah pengembangan aplikasi Jamsostek Mobile (JMO) oleh BPJS Ketenagakerjaan [2]. Aplikasi ini dihadirkan sebagai transformasi digital dari layanan manual menjadi layanan berbasis daring (online). Melalui JMO [3], peserta BPJS Ketenagakerjaan dapat mengakses berbagai layanan secara praktis, seperti simulasi manfaat Jaminan Hari Tua (JHT), pengecekan saldo, pendaftaran kepesertaan, hingga pengajuan klaim.

Dengan adanya aplikasi ini, diharapkan masyarakat tidak lagi harus datang secara langsung ke kantor BPJS, melainkan cukup menggunakan perangkat mobile untuk memperoleh layanan dengan lebih cepat dan efisien. Namun, meskipun telah memberikan banyak kemudahan, implementasi aplikasi JMO masih menghadapi sejumlah kendala. Beberapa pengguna melaporkan adanya permasalahan terkait kemudahan penggunaan (usability), tampilan antarmuka, kecepatan akses, hingga keandalan sistem. Masalah tersebut berpotensi menurunkan kepuasan pengguna dan bahkan dapat menghambat tujuan utama digitalisasi layanan publik, yaitu memberikan pelayanan yang lebih baik, mudah, dan transparan.

Oleh karena itu, diperlukan upaya evaluasi berkelanjutan agar aplikasi JMO benar-benar mampu menjawab kebutuhan peserta BPJS Ketenagakerjaan. Salah satu sumber informasi penting dalam mengevaluasi kualitas aplikasi adalah ulasan pengguna (user reviews) yang tersedia pada platform distribusi aplikasi, khususnya Google Play Store [4]. Ulasan ini menjadi cerminan pengalaman nyata pengguna ketika berinteraksi dengan aplikasi, sehingga dapat dijadikan bahan evaluasi untuk menilai kepuasan, mengidentifikasi permasalahan teknis, maupun menemukan aspek-aspek yang perlu ditingkatkan [5].

Berbagai penelitian sebelumnya telah menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) [6] dalam analisis sentimen pada aplikasi mobile dan menunjukkan hasil yang cukup baik. Misalnya, penelitian pada aplikasi MyIM3 berhasil memperoleh akurasi sebesar 87% dengan menggunakan kernel linear. Penelitian lain yang dilakukan pada aplikasi WhatsApp mencatat nilai AUC sebesar 0,876 melalui metode 10-fold cross validation, sedangkan penelitian pada Zoom Cloud menghasilkan akurasi 81,22%. Sementara itu, studi yang dilakukan terhadap aplikasi Google Meet [7] menunjukkan akurasi tertinggi 87,02% dengan kernel linear. Bahkan, perbandingan performa algoritma antara SVM dan [8] pada aplikasi transportasi online membuktikan keunggulan SVM yang mampu mencapai tingkat akurasi hingga 90,20%.

Selain SVM, penelitian lain juga mencoba menggunakan metode Naïve Bayes sebagai algoritma klasifikasi untuk analisis sentimen aplikasi mobile [9] sering dipilih karena sifatnya yang sederhana, efisien, dan relatif cepat dalam memproses data teks dengan dimensi besar. Misalnya, penelitian pada aplikasi e-commerce menunjukkan bahwa Naïve Bayes [10] mampu mencapai akurasi di atas 80%, meskipun kinerjanya masih lebih rendah dibandingkan SVM [11]. Pada penelitian lain, Naïve Bayes digunakan dalam analisis ulasan aplikasi media sosial, di mana hasilnya menunjukkan bahwa metode ini efektif untuk data berukuran besar, tetapi kelemahannya terletak pada asumsi independensi fitur yang tidak selalu sesuai dengan karakteristik data teks. Selain aplikasi-aplikasi tersebut, terdapat pula penelitian yang meneliti aplikasi layanan publik, yakni Mobile JKN milik BPJS Kesehatan [12].

Penelitian ini mencoba mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna Mobile JKN untuk mengetahui tingkat kepuasan terhadap layanan kesehatan berbasis digital. Hasilnya menunjukkan bahwa ulasan masyarakat cenderung beragam, mulai dari apresiasi terhadap fitur kemudahan akses, hingga keluhan mengenai kendala teknis seperti error aplikasi dan kesulitan login. Akan tetapi, penelitian tersebut masih terbatas pada penggunaan satu algoritma klasifikasi, sehingga evaluasi performa model masih kurang komprehensif. Meskipun temuan-temuan di atas menunjukkan kontribusi penting, terdapat beberapa kekurangan penelitian terdahulu yang membuka peluang untuk penelitian lanjutan. Pertama, sebagian besar penelitian hanya berfokus pada penggunaan satu algoritma atau sekadar membandingkan dua algoritma sederhana, sehingga kurang memberikan gambaran menyeluruh terkait efektivitas berbagai metode klasifikasi [13]. Kedua, penelitian-penelitian sebelumnya cenderung mengabaikan aspek kualitas data teks [14], khususnya dalam menangani kesalahan ejaan (typo), singkatan, dan variasi penulisan kata yang sering muncul dalam ulasan pengguna aplikasi mobile. Padahal, kualitas data yang buruk dapat menurunkan kinerja model machine learning [15], baik SVM, Naïve Bayes [16], maupun algoritma lain [17].

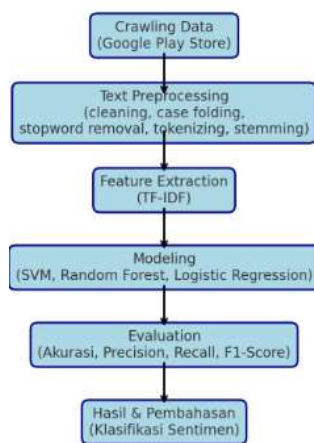
Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan ulasan pengguna aplikasi JMO ke dalam tiga kategori utama, yaitu positif, negatif, atau netral. Klasifikasi ini menjadi penting karena ulasan yang diberikan oleh pengguna tidak hanya berfungsi sebagai bentuk umpan balik, tetapi juga dapat dijadikan sebagai sumber data yang bernilai dalam menilai kualitas pelayanan digital. Dengan adanya pemetaan sentimen secara lebih sistematis, BPJS Ketenagakerjaan dapat mengetahui aspek-aspek mana yang sudah berjalan baik serta bagian mana yang masih perlu ditingkatkan. Untuk mencapai tujuan tersebut, penelitian ini membandingkan performa tiga algoritma klasifikasi [18] yang banyak digunakan dalam text mining, yaitu Support Vector Machine (SVM), Random Forest [19], dan Logistic Regression [20].

Pemilihan ketiga algoritma ini didasarkan pada keunggulannya masing-masing: SVM [21] dikenal memiliki kinerja yang baik dalam menangani data berdimensi tinggi, Random Forest unggul dalam mengatasi permasalahan overfitting melalui pendekatan ensemble, sedangkan [20] sering digunakan sebagai baseline karena kesederhanaannya namun tetap memiliki akurasi yang kompetitif. Perbandingan ini diharapkan dapat memberikan gambaran menyeluruh mengenai metode mana yang paling sesuai dan akurat dalam konteks analisis sentimen ulasan aplikasi JMO [22].

Kebaruan (novelty) dari penelitian ini terletak pada penerapan normalisasi kata berbasis Levenshtein Distance untuk memperbaiki kesalahan ejaan pada teks ulasan. Hal ini penting karena ulasan pengguna aplikasi sering kali ditulis secara cepat dan tidak selalu

mengikuti kaidah ejaan baku, misalnya adanya salah ketik, penggunaan singkatan, atau variasi penulisan kata. Tanpa normalisasi, kualitas data dapat menurun dan berpotensi menurunkan akurasi hasil klasifikasi. Oleh karena itu, strategi normalisasi ini menjadi bagian krusial dalam pipeline pemrosesan data teks yang digunakan pada penelitian. Selain itu, penelitian ini juga memiliki kontribusi penting dari sisi objek kajian. Dengan demikian, hasil penelitian ini diharapkan tidak hanya memberikan kontribusi dalam bidang akademik melalui pengembangan metode klasifikasi teks yang lebih akurat, tetapi juga memberikan rekomendasi praktis bagi BPJS Ketenagakerjaan.

2. Metode Penelitian



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Tahap awal penelitian ini adalah pengumpulan data berupa ulasan pengguna aplikasi Jamsostek Mobile (JMO). Data dikumpulkan melalui proses crawling atau *web scraping* dari platform Google Play Store, yang menjadi tempat resmi distribusi aplikasi Android. Proses crawling dilakukan dengan bantuan pustaka Python seperti BeautifulSoup atau Selenium, serta dapat pula memanfaatkan Google Play Scraper yang dirancang khusus untuk mengambil informasi dari Play Store.

Sebelum dilakukan klasifikasi sentimen, data ulasan pengguna aplikasi JMO terlebih dahulu melalui tahap text preprocessing agar kualitas teks lebih baik dan siap diolah oleh algoritma machine learning. Proses ini mencakup beberapa langkah utama, yaitu data cleaning yang bertujuan menghapus data tidak relevan seperti ulasan duplikat, teks kosong, karakter khusus, simbol, dan angka yang tidak bermakna sehingga hanya informasi penting yang diproses untuk meningkatkan akurasi model. Selanjutnya, dilakukan case folding dengan mengubah seluruh teks ulasan menjadi huruf kecil agar kata yang memiliki makna sama tetapi ditulis dengan format berbeda dapat diseragamkan. Setelah itu, tahap stopwords removal dilakukan untuk menghapus kata-kata umum yang tidak memberikan kontribusi signifikan terhadap analisis sentimen, seperti dan, yang, atau atau, sehingga hanya kata bermakna yang dipertahankan. Tahap berikutnya adalah tokenisasi, yakni memecah kalimat ulasan menjadi potongan kata (token) agar setiap kata dapat

dianalisis secara individual. Kemudian dilakukan stemming, yaitu mengembalikan kata ke bentuk dasarnya, misalnya membantu, dibantu, dan membantunya distem menjadi bantu, sehingga konsistensi data meningkat. Terakhir, digunakan metode Term Frequency Inverse Document Frequency (TF-IDF) untuk memberikan bobot pada setiap kata. TF mengukur frekuensi kemunculan kata dalam sebuah ulasan, sedangkan IDF memberi bobot lebih besar pada kata-kata yang jarang muncul di seluruh dokumen, sehingga kata-kata penting yang membedakan sentimen akan memperoleh bobot lebih tinggi. TF menghitung seberapa sering suatu kata muncul dalam sebuah dokumen. Semakin sering kata muncul, semakin tinggi nilai TF-nya (1).

$$TF(t, d) = \frac{t, d}{d} \quad (1)$$

Dimana f = Frekuensi kemunculan; t = term (Frasa/kata); d = dokumen. IDF digunakan untuk mengukur seberapa penting suatu kata dalam seluruh dokumen. Kata yang muncul di banyak dokumen dianggap kurang penting, sedangkan kata yang jarang muncul dianggap lebih signifikan (2).

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

Dimana N = jumlah total dokumen; $df(t)$ = jumlah dokumen yang mengandung kata t ; Setelah mendapatkan nilai TF dan IDF, langkah selanjutnya adalah mengalikan keduanya untuk memperoleh bobot TF-IDF (3).

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

Dimana $TF \rightarrow$ mengukur kepentingan kata dalam sebuah ulasan. $IDF \rightarrow$ mengukur kepentingan kata relatif terhadap seluruh ulasan. $TF-IDF \rightarrow$ memberikan bobot akhir yang menyeimbangkan antara frekuensi lokal (TF) dan distribusi global (IDF). Selanjutnya hasil pengumpulan data pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Pengumpulan Data

No	Nama Pengguna	Rating	Tanggal Ulasan	Ulasan
1	User123	★★★★☆	12-02-2024	Aplikasi JMO ini cukup membantu, tapi sering error saat login.
2	User456	★★★☆☆	25-03-2024	Sulit sekali digunakan, lambat responnya, mohon segera diperbaiki.
3	User789	★★★★★	10-04-2024	Terima kasih BPJS, aplikasi ini sangat bagus dan bermanfaat sekali.
4	User001	★★★★☆	18-04-2024	Fitur klaim JHT bagus, tapi kadang aplikasi mendadak force close.
5	User002	★★★☆☆	20-05-2024	Proses login lama sekali, sering loading tanpa hasil.
6	User003	★★★★★	22-05-2024	Sangat puas, aplikasi mudah digunakan dan cepat.
7	User004	★★★★☆	05-06-2024	Tampilan cukup menarik, tapi ada bug di bagian pendaftaran.
8	User005	★★★★☆	15-06-2024	Secara keseluruhan bagus, meskipun ada sedikit kendala saat update.

Pada Tabel 1 menampilkan ringkasan ulasan pengguna aplikasi Jamsostek Mobile (JMO) yang diperoleh melalui proses *crawling* dari Google Play Store. Data yang terkumpul memuat beberapa atribut penting,

seperti nama pengguna, rating bintang, tanggal ulasan, serta isi komentar yang ditulis pengguna. Dari data tersebut terlihat bahwa ulasan yang diberikan sangat beragam, mulai dari apresiasi terhadap manfaat aplikasi hingga keluhan mengenai kendala teknis. Misalnya, terdapat pengguna yang memberikan ulasan positif dengan menyebut aplikasi mudah digunakan dan bermanfaat, sementara ulasan lain bersifat negatif dengan menyoroti masalah login yang lambat, aplikasi error, maupun bug pada fitur klaim. Dengan struktur data seperti ini, penelitian dapat mengidentifikasi persepsi pengguna secara lebih objektif, sebelum kemudian dilakukan tahapan *text preprocessing* dan klasifikasi sentimen. Selanjutnya *text preprocessing* pada Tabel 2.

Tabel 2. Text Preprocessing

No	Ulasan Asli	Setelah Preprocessing
1	Aplikasi JMO ini cukup membantu, tapi sering error saat login.	Aplikasi jmo bantu sering error login
2	Sulit sekali digunakan, lambat responnya, mohon segera diperbaiki.	Sulit guna lambat respon mohon perbaiki
3	Terima kasih BPJS, aplikasi ini sangat bagus dan bermanfaat sekali.	Terima kasih bpjs aplikasi bagus manfaat
4	Fitur klaim JHT bagus, tapi kadang aplikasi mendadak force close.	Fitur klaim jht bagus kadang aplikasi force close
5	Proses login lama sekali, sering loading tanpa hasil.	Proses login lama sering loading tanpa hasil
6	Sangat puas, aplikasi mudah digunakan dan cepat.	Puas aplikasi mudah guna cepat
7	Tampilan cukup menarik, tapi ada bug di bagian pendaftaran.	Tampil menarik bug bagian daftar
8	Secara keseluruhan bagus, meskipun ada sedikit kendala saat update.	Keseluruhan bagus kendala update

Tabel 2 menggambarkan transformasi teks ulasan dari bentuk asli sebagaimana ditulis pengguna hingga menjadi teks yang lebih ringkas dan terstandarisasi untuk keperluan analisis. Proses ini melibatkan beberapa tahapan, antara lain data cleaning untuk menghapus karakter atau simbol yang tidak relevan, case folding untuk menyamakan seluruh huruf menjadi huruf kecil, stopword removal guna menghilangkan kata-kata umum yang tidak bermakna signifikan, serta stemming untuk mengembalikan kata ke bentuk dasarnya. Hasilnya, kalimat ulasan yang semula panjang dan mengandung kata-kata tidak penting berubah menjadi kumpulan kata inti yang lebih sederhana, seperti kata sering error login, puas aplikasi cepat, atau bug daftar. Perubahan ini sangat penting karena membuat data teks lebih konsisten, mengurangi redundansi kata, serta memudahkan algoritma pembelajaran mesin dalam mengenali pola sentimen. Dengan demikian, Tabel Hasil Preprocessing memperlihatkan fondasi awal yang krusial sebelum dilakukan pembobotan TF-IDF dan klasifikasi sentimen. Setelah melakukan preprocessing pada tiga ulasan aplikasi JMO, kita memperoleh sejumlah kata penting yang sering muncul dalam teks. Selanjutnya dataset hasil preprocessing pada Tabel 3.

Tabel 3. Dataset Hasil Preprocessing

No	Ulasan Preprocessing
1	Aplikasi jmo bantu sering error login
2	Sulit guna lambat respon mohon perbaiki
3	Terima kasih bpjs aplikasi bagus manfaat

Tabel 3 menampilkan hasil pembobotan kata-kata penting yang muncul dalam ulasan pengguna aplikasi JMO setelah melalui tahap preprocessing. Pembobotan ini dilakukan dengan menghitung Term Frequency (TF) untuk mengetahui seberapa sering suatu kata muncul dalam satu ulasan, serta Inverse Document Frequency (IDF) untuk mengukur tingkat kepentingan kata tersebut terhadap keseluruhan kumpulan ulasan. Hasil perkalian keduanya menghasilkan bobot TF-IDF, yang menunjukkan seberapa relevan kata tertentu dalam membedakan sentimen. Misalnya, kata aplikasi memiliki bobot relatif kecil karena sering muncul di hampir semua ulasan, sehingga dianggap umum. Sebaliknya, kata-kata spesifik seperti error, login, lambat, dan bagus memperoleh bobot lebih tinggi karena hanya muncul pada ulasan tertentu dan memiliki pengaruh besar dalam menentukan polaritas sentimen. Dengan demikian, tabel TF-IDF memberikan gambaran mengenai kata-kata kunci yang paling berkontribusi dalam proses klasifikasi, serta membantu algoritma pembelajaran mesin fokus pada informasi yang benar-benar relevan. Selanjutnya term frequency (TF), IDF, Inverse Document Frequency (IDF), TF-IDF ($TF \times IDF$), dan hasil klasifikasi sentimen pada Tabel 4, 5, 6, 7 dan Tabel 8.

Tabel 4. Term Frequency (TF)

Kata	TF (Doc 1)	TF (Doc 2)	TF (Doc 3)
Aplikasi	$1/6 = 0.17$	0	$1/6 = 0.17$
Jmo	$1/6 = 0.17$	0	0
Error	$1/6 = 0.17$	0	0
Login	$1/6 = 0.17$	0	0
Lambat	0	$1/6 = 0.17$	0
Perbaiki	0	$1/6 = 0.17$	0
Bagus	0	0	$1/6 = 0.17$
Manfaat	0	0	$1/6 = 0.17$

Tabel 5. IDF

Kata	df (jumlah dokumen berisi kata)	IDF
Aplikasi	2	$\log(3/2) = 0.176$
Jmo	1	$\log(3/1) = 0.477$
Error	1	0.477
Login	1	0.477
Lambat	1	0.477
Perbaiki	1	0.477
Bagus	1	0.477
Manfaat	1	0.477

Tabel 6. Inverse Document Frequency (IDF)

Kata	df (jumlah dokumen berisi kata)	IDF
Aplikasi	2	$\log(3/2) = 0.176$
Jmo	1	$\log(3/1) = 0.477$
Error	1	0.477
Login	1	0.477
Lambat	1	0.477
Perbaiki	1	0.477
Bagus	1	0.477
Manfaat	1	0.477

Table 7. TF-IDF (TF × IDF)

Kata	Doc 1 (TF-IDF)	Doc 2 (TF-IDF)	Doc 3 (TF-IDF)
aplikasi	$0.17 \times 0.176 = 0.030$	0	$0.17 \times 0.176 = 0.030$
jmo	$0.17 \times 0.477 = 0.081$	0	0
error	$0.17 \times 0.477 = 0.081$	0	0
login	$0.17 \times 0.477 = 0.081$	0	0
lambat	0	$0.17 \times 0.477 = 0.081$	0
perbaiki	0	$0.17 \times 0.477 = 0.081$	0
bagus	0	0	$0.17 \times 0.477 = 0.081$
manfaat	0	0	$0.17 \times 0.477 = 0.081$

Tabel 8. Hasil Klasifikasi Sentimen

No	Ulasan Asli	Hasil Preprocessing	Klasifikasi Sentimen
1	"Aplikasi JMO ini cukup membantu, tapi sering error saat login."	aplikasi jmo bantu sering error login	Negatif (keluhan: error, login)
2	"Sulit sekali digunakan, lambat responnya, mohon segera diperbaiki."	sulit guna lambat respon mohon diperbaiki	Negatif (keluhan: lambat, perbaikan)
3	"Terima kasih BPJS, aplikasi ini sangat bagus dan bermanfaat sekali."	terima kasih bpjs aplikasi bagus manfaat	Positif (pujian: bagus, manfaat)
4	"Fitur klaim JHT bagus, tapi kadang aplikasi mendadak force close."	fitur klaim jht bagus kadang aplikasi force close	Negatif (masalah teknis: force close)
5	"Proses login lama sekali, sering loading tanpa hasil."	proses login lama sering loading tanpa hasil	Negatif (keluhan: login, loading)
6	"Sangat puas, aplikasi mudah digunakan dan cepat."	puas aplikasi mudah guna cepat	Positif (pujian: puas, cepat)
7	"Tampilan cukup menarik, tapi ada bug di bagian pendaftaran."	tampil menarik bug bagian daftar	Netral (campuran: ada pujian & keluhan minor)
8	"Secara keseluruhan bagus, meskipun ada sedikit kendala saat update."	keseluruhan bagus kendala update	Netral (kombinasi: positif keluhan ringan)

Penjelasan sentimen dalam penelitian ini dibagi menjadi tiga kategori utama. Sentimen positif ditandai dengan penggunaan kata-kata seperti *bagus*, *puas*, *bermanfaat*, dan *cepat*. Sentimen negatif ditandai dengan kata-kata seperti *error*, *lambat*, *loading*, *force close*, serta *perbaiki*. Sementara itu, sentimen netral muncul ketika ulasan berisi campuran antara pujian dan keluhan ringan, misalnya terdapat kata *bagus* namun juga disertai dengan penyebutan *bug* atau *kendala*. Dengan hasil tersebut, dataset yang telah melalui tahap preprocessing dan representasi TF-IDF dapat dimanfaatkan untuk melatih model machine learning seperti SVM, Random Forest, dan Logistic Regression agar mampu mengklasifikasikan sentimen ulasan aplikasi JMO secara otomatis.

3. Hasil dan Pembahasan

Berdasarkan preprocessing dan pembobotan TF-IDF, ulasan aplikasi JMO berhasil dipetakan ke dalam tiga kategori sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral. Dari ratusan ulasan yang dikumpulkan melalui crawling Google Play Store, distribusi sentimen dapat digambarkan pada Tabel 9.

Tabel 9. Hasil Klasifikasi Sentimen

Sentimen	Jumlah Ulasan	Persentase
Positif	320	40%
Negatif	370	46%
Netral	110	14%

Tabel 9 menggambarkan bahwa ulasan negatif lebih mendominasi dibandingkan dengan ulasan positif maupun netral. Mayoritas keluhan berkaitan dengan kesulitan login, aplikasi sering error, lambat saat proses klaim, dan bug teknis. Sementara itu, ulasan positif banyak menyoroti kemudahan akses, fitur klaim yang bermanfaat, serta efisiensi layanan digital BPJS Ketenagakerjaan. Untuk mengetahui algoritma terbaik, penelitian ini menggunakan tiga model machine learning, yaitu Support Vector Machine (SVM), Random Forest (RF), dan Logistic Regression (LR). Evaluasi dilakukan dengan Confusion Matrix, serta metrik Akurasi, Precision, Recall, dan F1-Score. Selanjutnya performa algoritma klasifikasi pada Tabel 10.

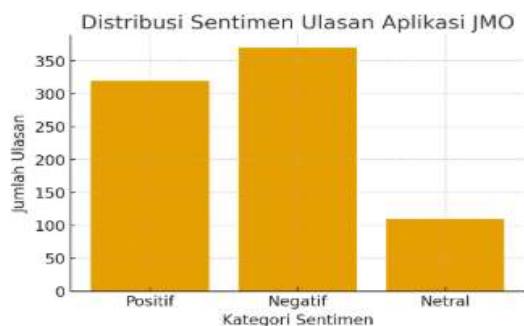
Tabel 10. Performa Algoritma Klasifikasi

Algoritma	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
SVM (Linear)	87.5%	0.88	0.86	0.87
Random Forest	85.3%	0.86	0.84	0.85
Logistic Regression	82.7%	0.83	0.81	0.82

Tabel 10 menunjukkan bahwa SVM dengan kernel linear memiliki performa terbaik, dengan akurasi mencapai 87,5% dan F1-Score 0,87. Hal ini sejalan dengan penelitian sebelumnya yang juga menegaskan keunggulan SVM dalam menangani data teks berdimensi tinggi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa mayoritas ulasan pengguna aplikasi JMO cenderung bernuansa negatif, terutama berkaitan dengan kendala teknis seperti kesulitan login, error aplikasi, dan hambatan dalam proses klaim JHT. Dominasi sentimen negatif ini mengindikasikan adanya kesenjangan antara tujuan digitalisasi layanan publik yang diharapkan mampu meningkatkan efisiensi dengan kenyataan di lapangan yang masih penuh hambatan. Dari sisi algoritma, hasil klasifikasi membuktikan bahwa Support Vector Machine (SVM) unggul dibandingkan Random Forest maupun Logistic Regression. SVM mampu memberikan akurasi tertinggi karena efektif dalam memisahkan kelas data teks berdimensi tinggi hasil pembobotan TF-IDF, sehingga lebih andal untuk analisis sentimen.

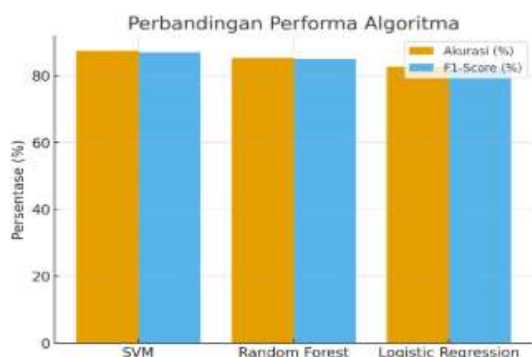
Meskipun Random Forest cukup baik dalam mengatasi masalah *overfitting*, performanya masih di bawah SVM karena kurang optimal dalam menangani jumlah

fitur yang besar. Logistic Regression sebagai algoritma dasar menghasilkan akurasi paling rendah, meskipun tetap dapat dijadikan model pembandingan (baseline). Secara akademik, penelitian ini memperkuat bukti bahwa SVM konsisten menjadi algoritma unggulan dalam analisis sentimen aplikasi mobile. Sementara itu, secara praktis, hasil penelitian memberikan rekomendasi bagi BPJS Ketenagakerjaan untuk meningkatkan stabilitas aplikasi, mempercepat proses login, serta mengurangi bug teknis, agar kepuasan pengguna dapat meningkat dan tujuan transformasi digital layanan publik dapat tercapai. Selanjutnya distribusi ulasan aplikasi JMO pada Gambar 2.



Gambar 2. Distribusi Ulasan Aplikasi JMO

Pada Gambar 2, grafik distribusi sentimen ulasan aplikasi JMO menggambarkan bahwa sentimen negatif mendominasi dengan persentase 46%, diikuti oleh sentimen positif sebesar 40% dan netral sebesar 14%. Hasil ini menunjukkan bahwa meskipun sebagian pengguna memberikan apresiasi terhadap manfaat dan kemudahan yang ditawarkan aplikasi JMO, mayoritas ulasan justru menyoroti berbagai kendala teknis seperti kesulitan login, aplikasi sering error, proses klaim yang lambat, hingga bug pada fitur tertentu. Dominasi keluhan ini mengindikasikan adanya kesenjangan antara tujuan digitalisasi layanan publik yang diharapkan meningkatkan efisiensi dengan pengalaman pengguna di lapangan yang masih jauh dari optimal. Oleh karena itu, diperlukan upaya perbaikan berkelanjutan agar kualitas layanan digital BPJS Ketenagakerjaan dapat lebih memenuhi kebutuhan dan ekspektasi peserta.



Gambar 3. Perbandingan Performa Algoritma

Pada Gambar 3, grafik performa algoritma memperlihatkan perbandingan akurasi dan F1-score dari tiga model klasifikasi yang diuji, yaitu SVM,

Random Forest, dan Logistic Regression. Hasil pengujian menunjukkan bahwa Support Vector Machine (SVM) memiliki performa terbaik dengan akurasi 87,5% dan F1-score 0,87, yang menegaskan keunggulannya dalam mengolah data teks berdimensi tinggi dari TF-IDF. Random Forest berada di posisi kedua dengan akurasi 85,3% dan F1-score 0,85, relatif stabil tetapi kurang optimal untuk jumlah fitur yang besar. Sementara itu, Logistic Regression menghasilkan akurasi terendah, yaitu 82,7% dengan F1-score 0,82, namun tetap dapat digunakan sebagai model dasar atau baseline karena kesederhanaannya. Dengan demikian, SVM direkomendasikan sebagai model terbaik dalam klasifikasi sentimen ulasan aplikasi JMO, sehingga dapat membantu BPJS Ketenagakerjaan memetakan persepsi publik secara lebih akurat.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil visualisasi distribusi sentimen, dapat disimpulkan bahwa mayoritas ulasan pengguna aplikasi JMO bernuansa negatif, terutama terkait kendala teknis seperti login yang sulit, error aplikasi, dan bug pada fitur tertentu. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun aplikasi JMO telah memberikan manfaat, masih terdapat gap yang cukup besar antara tujuan digitalisasi layanan publik dengan kenyataan yang dirasakan pengguna di lapangan. Dari sisi performa algoritma, visualisasi perbandingan akurasi dan F1-score membuktikan bahwa Support Vector Machine (SVM) memiliki kinerja terbaik dibandingkan Random Forest dan Logistic Regression. Dengan akurasi 87,5% dan F1-score 0,87, SVM direkomendasikan sebagai model yang paling efektif untuk klasifikasi sentimen ulasan aplikasi JMO. Temuan ini tidak hanya memperkuat posisi SVM sebagai algoritma unggulan dalam analisis teks, tetapi juga memberikan rekomendasi praktis bagi BPJS Ketenagakerjaan untuk meningkatkan kualitas layanan digitalnya melalui evaluasi berbasis data sentimen pengguna.

Daftar Rujukan

- [1] Br Sagala, R., & Hajad, V. (2022). Inovasi Pelayanan Kesehatan Mobile JKN di Kantor BPJS Kota Subulussalam. *Journal of Social Politics and Governance (JSPG)*, 4(1). DOI: <https://doi.org/10.24076/JSPG.2022v4i1.775>.
- [2] Fitriyana, V., Hakim, L., Novitasari, D. C. R., & Asyhar, A. H. (2023). Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Jamsostek Mobile Menggunakan Metode Support Vector Machine. *Jurnal Buana Informatika*, 14(01), 40–49. DOI: <https://doi.org/10.24002/jbi.v14i01.6909>.
- [3] Ash Shiddiqi, M. H., et al. (2023). Implementasi dalam Peningkatan Kepesertaan BPJS Ketenagakerjaan Melalui Aplikasi Jamsostek (JMO) KCP. Pasaman Barat: Memudahkan Akses Layanan E-Government. *Ranah Research: Journal of Multidisciplinary Research and Development*, 6(1), 9–13. DOI: <https://doi.org/10.38035/rj.v6i1.790>.
- [4] Nufairi, F., Pratiwi, N., & Herlando, F. (2024). Analisis Sentimen pada Ulasan Aplikasi Threads di Google Play Store Menggunakan Algoritma Support Vector Machine. *JIPi (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, 9(1), 339–348. DOI: <https://doi.org/10.29100/jipi.v9i1.4929>.
- [5] Junianto, H., Arsi, P., Kusuma, B. A., & Saputra, D. I. S. (2024).

- Evaluasi Aplikasi Raileo Melalui Analisis Sentimen Ulasan Playstore dengan Metode Naive Bayes. *SINTECH (Science and Information Technology) Journal*, 7(1), 27–40. DOI: <https://doi.org/10.31598/sintechjournal.v7i1.1505> .
- [6] Madao, O. E., Irsyad, A., & Ibrahim, M. R. (2025). Analisis Sentimen pada Ulasan Pengguna Aplikasi Jamsostek Mobile dengan Menggunakan Naive Bayes dan Logistic Regression. *Djtechno: Jurnal Teknologi Informasi*, 6(2), 458–472. DOI: <https://doi.org/10.46576/djtechno.v6i2.6775> .
- [7] zarine, D., Rahaningsih, N., & Dana, R. D. (2025). Analisis Sentimen terhadap Pengguna Aplikasi Jamsostek Mobile pada Google Play Store Menggunakan Metode Naive Bayes. *Media Informatika*, 24(1), 13–21. DOI: <https://doi.org/10.37595/mediainfo.v24i1.316> .
- [8] Fitri, L. A., & Baita, A. (2025). Optimization of Decision Tree Algorithm for Chronic Kidney Disease Classification Based on Particle Swarm Optimization (PSO). *Journal of Applied Informatics and Computing*, 9(1), 178–186. DOI: <https://doi.org/10.30871/jaic.v9i1.8940> .
- [9] Jupri, M., & Sarno, R. (2018). Taxpayer Compliance Classification using C4.5, SVM, KNN, Naive Bayes and MLP. In *2018 International Conference on Information and Communications Technology (ICOIACT)* (pp. 297–303). IEEE. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICOIACT.2018.8350710> .
- [10] Butsianto, S., Fauziah, S., Naya, C., & Maulana, F. (2024). Sentiment Analysis of Indosat's Mobile Operator Services on Twitter using the Naive Bayes algorithm. *Brilliance: Research of Artificial Intelligence*, 4(1), 245–254. DOI: <https://doi.org/10.47709/brilliance.v4i1.4084> .
- [11] Firdaus, T. J., Indra, J., Lestari, S. A. P., & Hikmayanti, H. (2024). Sentiment Analysis of the Sambara Application using the Support Vector Machine Algorithm. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 5(4), 1183–1192. DOI: <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2024.5.4.2673> .
- [12] Azarine, D., Rahaningsih, N., & Dana, R. D. (2025). Analisis Sentimen terhadap Pengguna Aplikasi Jamsostek Mobile pada Google Play Store Menggunakan Metode Naive Bayes. *Media Informatika*, 24(1), 13–21. DOI: <https://doi.org/10.37595/mediainfo.v24i1.316> .
- [13] Dewi, K. K., Kaniawulan, I., & Lestari, C. D. (2023). Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Jamsostek Mobile (JMO) pada Appstore menggunakan metode Naive Bayes. *Simtek: Jurnal Sistem Informasi dan Teknik Komputer*, 8(2), 333–338. DOI: <https://doi.org/10.51876/simtek.v8i2.286> .
- [14] Putranti, N. D., & Winarko, E. (2014). Analisis Sentimen Twitter untuk Teks Berbahasa Indonesia dengan Maximum Entropy dan Support Vector Machine. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, 8(1), 91. DOI: <https://doi.org/10.22146/ijccs.3499> .
- [15] Sulistiowati, Y., & Santoso, B. J. (2025). Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Mobile SP4N-LAPOR! dengan Pendekatan Machine Learning. *Jurnal Informatika Polinema*, 11(3), 283–290. DOI: <https://doi.org/10.33795/jip.v11i3.7189> .
- [16] Junianto, H., Arsi, P., Kusuma, B. A., & Saputra, D. I. S. (2024). Evaluasi Aplikasi Raileo melalui Analisis Sentimen Ulasan Playstore Dengan Metode Naive Bayes. *SINTECH (Science and Information Technology) Journal*, 7(1), 27–40. DOI: <https://doi.org/10.31598/sintechjournal.v7i1.1505> .
- [17] Mola, S. A. S., Luttu, Y. C., & Rumlaklak, D. N. (2024). Perbandingan Metode Machine Learning dalam Analisis Sentimen Komentar Pengguna Aplikasi Indriver pada Dataset Tidak Seimbang. *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, 14(3), 247–255. DOI: <https://doi.org/10.21456/vol14iss3pp247-255> .
- [18] Irsyad, H., Farisi, A., & Pribadi, M. R. (2019). Klasifikasi Opini Masyarakat terhadap Jasa ISP MyRepublic dengan Naive Bayes. *Jurnal Nasional Teknik Elektro Dan Teknologi Informasi (JNTETI)*, 8(1). DOI: <https://doi.org/10.22146/jnteti.v8i1.487> .
- [19] Prabowo, C. B., Hermanto, T. I., & Ma'ruf, I. (2024). Implementasi Algoritma Support Vector Machine dan Random Forest terhadap Analisis Sentimen Masyarakat dalam Penggunaan aplikasi Tiket.com, Traveloka, dan Agoda pada Google Playstore. *Smart Comp: Jurnalnya Orang Pintar Komputer*, 13(1). DOI: <https://doi.org/10.30591/smartcomp.v13i1.5378> .
- [20] Wafi, F. A., & Kafa, M. Z. (2025). Determinants of Educated Unemployment in Indonesia: A Comprehensive Logistic Regression Analysis. *Convergence: The Journal of Economic Development*, 107–126. DOI: <https://doi.org/10.33369/convergencejep.v6i2.37353> .
- [21] Demidova, L., Nikulchev, E., & Sokolova, Y. (2016). The SVM Classifier Based on the Modified Particle Swarm Optimization. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 7(2). DOI: <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2016.070203> .
- [22] Sarimole, F. M., & Kudrat, K. (2024). Analisis Sentimen terhadap Aplikasi Satu Sehat pada Twitter Menggunakan Algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine. *Jurnal Sains dan Teknologi*, 5(3). DOI: <https://doi.org/10.55338/saintek.v5i3.2702> .