

Klasifikasi Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Qpon dengan Support Vector Machine dan Logistic Regression

Iin Febyanti¹, Arsinta Safira Devi², Salsabila Wardah³, Shindy Shella May Wara⁴, Aviolla Terza Damaliana⁵

^{1,2,3,4,5}Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Veteran Jawa Timur, Indonesia

Email: ¹iinfebyanti22@gmail.com, ²arsintasafira5@gmail.com, ³salsabilawardah45@gmail.com, ⁴shindi.shella.fasilkom@upnjatim.ac.id, ⁵aviolla.terza.sada@upnjatim.ac.id

ABSTRAK

Meningkatnya jumlah ulasan pengguna dalam aplikasi mobile menjadi sumber informasi penting dalam memahami kepuasan dan pengalaman pengguna terhadap layanan. Aplikasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah aplikasi Qpon, yang ulasan penggunanya sering berisi opini positif maupun negatif yang dapat memengaruhi keputusan pengguna lain. Oleh karena itu, analisis sentimen diperlukan untuk mengetahui kecenderungan opini dalam ulasan tersebut. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan ulasan pengguna aplikasi Qpon ke dalam dua kategori sentimen, yaitu positif dan negatif. Data dikumpulkan melalui metode *web scraping*, diperoleh sebanyak 866 data ulasan. Setelah melalui tahapan *preprocessing* teks seperti penghapusan kata tidak penting, normalisasi, dan tokenisasi, data dianalisis menggunakan metode TF-IDF sebagai representasi fitur, kemudian diklasifikasikan menggunakan algoritma *Logistic Regression* dan *Support Vector Machine* (SVM). Proses pengujian dilakukan dengan teknik *Stratified K-Fold Cross Validation* dan diukur berdasarkan lima metrik evaluasi, yaitu akurasi, presisi, *recall*, *F1-score*, dan ROC AUC. Hasil penelitian menunjukkan bahwa SVM memiliki nilai akurasi dan presisi tertinggi, sementara *Logistic Regression* lebih unggul dalam *recall* dan ROC AUC. Penelitian ini menunjukkan bahwa SVM lebih unggul dari sisi ketepatan klasifikasi, sedangkan *Logistic Regression* lebih peka terhadap ulasan positif. Penelitian ini diharapkan dapat digunakan sebagai referensi untuk pengembangan sistem analisis sentimen guna meningkatkan layanan aplikasi berbasis data ulasan pengguna.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Logistic Regression, Support Vector Machine (SVM).

ABSTRACT

The increasing number of user reviews in mobile applications is an important source of information in understanding user satisfaction and experience with the services used. One of the applications used in this study is the Qpon application. Reviews left by users often contain positive or negative opinions that can influence other users in making decisions. Therefore, sentiment analysis is needed to determine the tendency of opinions in these reviews. This study aims to classify Qpon application user reviews into two sentiment categories, namely positive and negative. Data were collected through the web scraping method and obtained 866 review data. After going through text preprocessing stages such as removing unimportant words, normalization, and tokenization, the data were analyzed using the TF-IDF method as a feature representation, then classified using the Logistic Regression and Support Vector Machine (SVM) algorithms. The testing process was carried out using the Stratified K-Fold Cross Validation technique and measured based on five evaluation metrics, namely accuracy, precision, recall, F1-score, and ROC AUC. The results showed that SVM had the highest accuracy and precision values, while Logistic Regression was superior in recall and ROC AUC. These findings indicate that SVM is superior in terms of classification accuracy, while Logistic Regression is more sensitive to positive reviews. This study is expected to be used as a reference for the development of a sentiment analysis system to improve application services based on user review data.

Keywords: Logistic Regression, Sentiment Analysis, Support Vector Machine (SVM).

Penulis Korespondensi:

Iin Febyanti

Email: iinfebyanti22@gmail.com

Article Info

Diterima: 8 Juni 2025

Direvisi: 30 Juni 2025

Disetujui: 16 Juli 2025

This is an open access article under the [CC BY](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/) license.



1. PENDAHULUAN

Pada era digital saat ini, aplikasi *mobile* telah menjadi bagian tak terpisahkan dari kehidupan masyarakat modern. Dalam proses penggunaan aplikasi, pengguna sering kali meninggalkan jejak digital berupa ulasan atau *review*. Ulasan ini menjadi bentuk umpan balik yang tidak hanya merefleksikan pengalaman pengguna, tetapi juga menyimpan informasi penting tentang kualitas, kinerja, dan kepuasan terhadap suatu aplikasi. Namun, karena volume data yang sangat besar dan sifatnya yang tidak terstruktur, analisis manual terhadap ulasan tersebut menjadi tidak efisien dan kurang objektif. Salah satu pendekatan yang digunakan untuk memahami opini publik dari data teks adalah analisis sentimen. Menurut Bing Liu (2020), analisis sentimen merupakan bidang studi yang berfokus pada identifikasi opini, penilaian, emosi, atau sikap seseorang terhadap suatu entitas dan atributnya melalui teks tertulis [1]. Analisis terhadap ulasan ini, khususnya yang bersumber dari platform digital seperti *Google Play Store*, memberikan potensi besar dalam memahami ekspektasi dan persepsi pengguna secara lebih mendalam.

Seiring berkembangnya teknologi dan meningkatnya penggunaan media sosial, data ulasan yang tersedia dalam bentuk teks menjadi semakin melimpah dan tidak terstruktur. Proses membaca dan memahami ribuan bahkan jutaan ulasan secara manual tentu menjadi tidak efisien dan rawan bias subjektivitas. Untuk itu, dibutuhkan pendekatan komputasional berupa *sentiment analysis* atau analisis sentimen, yakni teknik dalam bidang pemrosesan bahasa alami atau *natural language processing* (NLP) yang bertujuan mengidentifikasi opini, emosi, dan sikap terhadap suatu entitas melalui analisis teks. Analisis sentimen memungkinkan pengklasifikasian ulasan ke dalam kategori positif, negatif, atau netral secara otomatis, yang sangat berguna dalam mendukung pengambilan keputusan berbasis data [2].

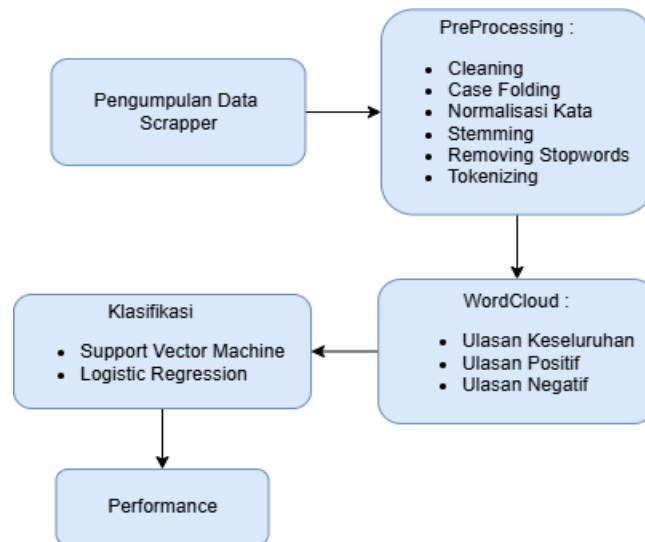
Dalam konteks ini, aplikasi Qpon sebagai salah satu platform layanan diskon dan kupon digital juga mendapatkan berbagai ulasan dari penggunanya. Namun, belum banyak studi yang secara khusus mengevaluasi bagaimana persepsi pengguna terhadap aplikasi ini melalui pendekatan analisis sentimen. Padahal, informasi tersebut dapat menjadi masukan berharga dalam pengembangan fitur dan peningkatan pengalaman pengguna. Penelitian yang ada sebelumnya sebagian besar masih terfokus pada platform *e-commerce* besar seperti Shopee, yang memiliki cakupan layanan luas seperti belanja *online*, pembayaran digital, dan pengiriman barang. Penelitian pada platform tersebut umumnya berfokus pada kepuasan pengguna terhadap produk, layanan pengiriman, dan sistem transaksi. Sementara itu, aplikasi seperti Qpon memiliki karakteristik ulasan yang berbeda, di mana pengguna lebih sering menyoroti efektivitas penukaran voucher, kestabilan sistem promosi, serta responsivitas layanan pelanggan. Untuk mendukung penelitian ini digunakan teknik *web scraping* untuk pengumpulan data dalam jumlah besar. *Web scraping* merupakan metode pengambilan sebuah data secara otomatis dari halaman web[3]. Pengertian lain dari *web scraping* adalah teknik yang digunakan untuk mengekstraksi data dari internet yang kemudian disimpan ke dalam *file* untuk kebutuhan analisis data [3]. *Web scraping* dapat melakukan pencarian apa saja yang tidak bisa dilakukan oleh mesin pencarian tradisional contohnya *Google Search*, hal ini juga terbukti efektif dalam mengumpulkan data teks dari berbagai platform digital lainnya.

Tantangan selanjutnya dalam analisis sentimen adalah menentukan model klasifikasi yang paling akurat untuk memetakan ulasan ke dalam sentimen tertentu. Algoritma *Machine Learning*, seperti *Logistic Regression* dan *Support Vector Machine* (SVM), telah banyak diterapkan dalam studi analisis sentimen. Masing-masing algoritma memiliki keunggulan tersendiri dalam hal akurasi, efisiensi, dan kompleksitas komputasi. Beberapa penelitian mengatakan bahwa *Support Vector Machine* (SVM) menunjukkan kinerja yang lebih unggul dalam analisis sentimen [4], sedangkan studi lainnya menyebutkan bahwa *Logistic Regression* lebih efektif [5]. Karena performa model sangat dipengaruhi oleh karakteristik data yang dianalisis, maka perlu dilakukan evaluasi komparatif guna menentukan model klasifikasi terbaik dalam konteks spesifik, yaitu ulasan pengguna aplikasi Qpon.

Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi performa sejumlah algoritma klasifikasi dalam menganalisis sentimen ulasan pengguna terhadap aplikasi Qpon yang diperoleh melalui *web scraping*. Dengan menggunakan metrik akurasi sebagai acuan, penelitian ini akan membandingkan beberapa model klasifikasi untuk menemukan model yang paling tepat dan efektif. Diharapkan hasil penelitian ini dapat memberikan kontribusi terhadap pengembangan sistem analisis sentimen yang lebih akurat dan aplikatif, serta menjadi acuan dalam meningkatkan kualitas layanan aplikasi Qpon berdasarkan opini pengguna yang nyata.

2. METODE PENELITIAN

Gambar berikut ini menunjukkan diagram alir penelitian kami, dimulai dari pengumpulan data menggunakan *scraper*, dilanjutkan dengan *preprocessing* untuk membersihkan data. Setelah itu, dilakukan visualisasi data dengan *wordcloud*, kemudian tahap klasifikasi, dan diakhiri dengan evaluasi performa model. Diagram ini menggambarkan alur kerja penelitian secara jelas dan terstruktur:



Gambar 1. Diagram Alir

2.1. PreProcessing

Pra-pemrosesan data merupakan tahap krusial untuk mempermudah dan meningkatkan kinerja model analitik. Dalam analisis ulasan aplikasi Qpon, proses ini mencakup pembersihan data dari elemen-elemen yang tidak relevan, seperti kata hubung, tanda baca (titik, koma, dan sebagainya), serta kata-kata umum yang tidak memberikan kontribusi makna yang signifikan (*stopwords*). Dengan menghilangkan informasi yang tidak penting, model analitik dapat lebih fokus dalam mengidentifikasi pola-pola yang bermakna dalam data, sehingga proses analisis menjadi lebih efisien dan akurasi hasil yang diperoleh pun meningkat [6].

Tahapan *preprocessing* yang dilakukan dalam penelitian ini :

- 1) *Cleaning*: Pembersihan ini dilakukan untuk menghilangkan simbol titik, koma, *hashtag*, *emoticon*, dan sebagainya pada ulasan Qpon
- 2) *Case Folding*: Proses ini mengubah seluruh huruf dalam teks menjadi bentuk yang konsisten, biasanya huruf kecil. Tujuannya adalah untuk menghilangkan perbedaan antara huruf besar dan kecil, sehingga mempermudah proses perbandingan dan analisis teks [7].
- 3) *Normalisasi Kata*: Proses penyamaan bentuk kata tidak baku atau singkatan ke bentuk baku, dalam ulasan aplikasi, pengguna sering menulis secara informal, seperti "yg" untuk "yang" atau "dgn" untuk "dengan". Tanpa normalisasi, kata-kata tersebut akan dianggap berbeda oleh sistem, meskipun maknanya sama, sehingga dapat menurunkan akurasi analisis. Proses ini dilakukan dengan menelusuri setiap ulasan untuk mengidentifikasi dan mengganti kata tidak baku ke bentuk standar Bahasa Indonesia.
- 4) *Stemming*: Proses pra-pemrosesan teks yang mengubah kata berimbuhan menjadi bentuk dasar (akar kata) untuk menyamakan variasi kata dengan makna serupa. Proses ini mengurangi kompleksitas data dan meningkatkan efektivitas analisis teks.
- 5) *Removing Stopwords*: Proses menghilangkan kata-kata fungsi yang bersifat umum dan tidak membawa makna signifikan dalam teks. Proses ini dilakukan agar analisis dapat lebih fokus pada kata-kata yang memiliki informasi penting, seperti kata penghubung "atau", "serta", "ke", dan "pada", yang biasanya tidak berkontribusi pada pemahaman konteks.
- 6) *Tokenizing*: Proses pemisahan teks atau kalimat menjadi unit-unit terkecil berupa kata atau token. Unit-unit ini menjadi elemen dasar yang digunakan dalam analisis teks dan pemodelan, sehingga memudahkan pemrosesan data secara sistematis [8].

2.2. Wordcloud

Wordcloud adalah salah satu metode dalam *text mining* yang menyajikan visualisasi kata berdasarkan frekuensinya dalam suatu teks. Kata-kata yang muncul lebih sering akan ditampilkan dengan ukuran huruf yang lebih besar, sehingga memudahkan identifikasi kata-kata yang paling dominan dalam dokumen sumber [9].

2.3. Logistic Regression

Regresi logistik merupakan metode analisis statistik yang digunakan untuk memodelkan variabel respons kategori berdasarkan satu atau lebih variabel prediktor, baik kategori maupun kontinu [10]. Metode ini memodelkan peluang terjadinya suatu peristiwa dengan cara mengestimasi logaritma peluang (*log-odds*) dari variabel respons, sehingga berbeda dengan regresi linier yang memprediksi nilai kontinu. Regresi logistik terbagi menjadi dua jenis, yaitu regresi logistik biner untuk variabel respons dengan dua kategori, dan regresi logistik multinomial untuk variabel respons dengan lebih dari dua kategori. Dengan

demikian, regresi logistik sangat berguna untuk mempelajari hubungan antara variabel prediktor dan probabilitas kejadian kategori tertentu [11]. Fungsi tersebut dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$\pi(x) = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p)} \quad (1)$$

Untuk mempermudah estimasi parameter regresi, model regresi logistik dapat dinyatakan menggunakan transformasi logit dari $\pi(x)$, sehingga diperoleh persamaan:

$$g(x) = \ln\left(\frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)}\right) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p \quad (2)$$

Keterangan :

β_0 : Konstanta atau intercept

β_j : Koefisien parameter variabel x_j , di mana $j = 1, 2, \dots, p$

p : Banyaknya peubah prediktor

x : Peubah prediktor

2.4. Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) pertama kali diperkenalkan oleh Vapnik pada tahun 1992 sebagai salah satu metode *learning machine* yang bekerja berdasarkan prinsip *Structural Risk Minimization* (SRM). Prinsip ini bertujuan untuk menemukan *hyperplane* terbaik yang mampu memisahkan dua kelas secara optimal pada *input space* [12]. SVM menggunakan hipotesis berupa fungsi-fungsi linier dalam ruang fitur berdimensi tinggi, dengan mengimplementasikan *learning bias* yang berasal dari teori pembelajaran statistik. SVM mempunyai dasar teoritis yang kuat dan melakukan klasifikasi lebih akurat daripada kebanyakan algoritma lain di banyak aplikasi. Banyak penelitian telah melaporkan bahwa SVM merupakan metode yang paling akurat untuk klasifikasi teks [13]. Pada awalnya, SVM dirancang untuk menangani masalah klasifikasi linier. Namun, seiring dengan perkembangan teknologi dan teori, SVM kini mampu menyelesaikan permasalahan klasifikasi non-linier melalui pemanfaatan fungsi *kernel*. Fungsi ini memungkinkan pemetaan data dari ruang berdimensi rendah ke ruang berdimensi lebih tinggi, sehingga data yang tidak dapat dipisahkan secara linier menjadi dapat dipisahkan. Metode ini termasuk ke dalam kategori non-parametrik dan banyak diterapkan dalam berbagai bidang, seperti klasifikasi data, pengolahan citra, serta pengenalan pola. Ada beberapa pilihan fungsi kernel yang dipakai pada sebuah aplikasi untuk mengatasi masalah metode SVM *non-linier*, seperti dibawah ini [14]:

$$f(x) = x'w + b = 0 \quad (3)$$

Dimana b merupakan nilai bias yang merupakan scalar, jika $\hat{w} = \sum_{i=1}^n \hat{\alpha}_i y_i x_i$, maka metode SVM dapat dijelaskan sebagai berikut :

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i \phi(x_i)' \phi(x_j) + b \quad (4)$$

Keterangan :

x : Vektor fitur input

w : Vektor bobot dalam ruang fitur

b : Bias atau intersep

α_i : Koefisien Lagrange untuk data latih ke- i

y_i : Label kelas untuk data latih ke- i

x_i : Vektor fitur dari data latih ke- i

$\phi(x)$: Fungsi pemetaan dari ruang input ke ruang fitur berdimensi tinggi

$\phi(x_i)' \phi(x_j)$: Hasil perkalian dalam antara dua data yang telah dipetakan ke ruang fitur berdimensi lebih tinggi

n : Jumlah data latih

2.5. Evaluasi Model

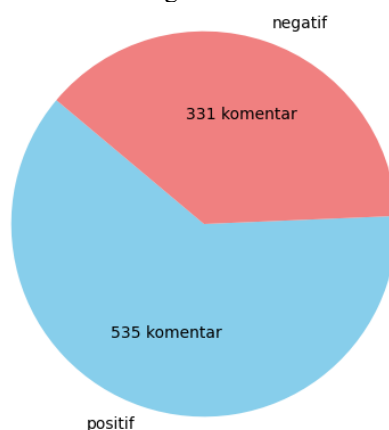
Untuk mengetahui seberapa baik model dalam menganalisis sentimen dari hasil ulasan aplikasi Qpon, digunakan beberapa pendekatan penilaian yang umum dipakai dalam analisis, berikut beberapa metrik evaluasi yang digunakan antara lain :

- 1) *Accuracy*: Merupakan ukuran kinerja model yang menunjukkan proporsi prediksi yang benar dari keseluruhan data uji. Nilai *Accuracy* yang tinggi mencerminkan kemampuan model dalam melakukan klasifikasi dengan akurat. *Accuracy* sering kali digunakan sebagai indikator utama untuk menilai performa model klasifikasi [15].
- 2) *Precision*: Berfokus pada seberapa tepat model dalam memprediksi kelas positif. Fokus akurasi ini tidak pada keseluruhan prediksi secara umum, namun hanya pada beberapa banyak dari data yang diprediksi yang benar - benar positif [15].

- 3) *Recall*: Mengukur kemampuan model dalam menangkap semua data yang sebenarnya positif, yaitu proporsi data positif yang berhasil dikenali dari keseluruhan data positif. *Recall* penting untuk memastikan model tidak melewatkan kasus positif, terutama dalam konteks seperti deteksi keluhan pengguna [15].
- 4) *F1 - Score*: Merupakan rata-rata harmonis dari *precision* dan *recall*. Metrik ini digunakan untuk menyeimbangkan ketepatan (*precision*) dan kelengkapan (*recall*) prediksi, khususnya ketika data tidak seimbang, sehingga memberikan gambaran performa model yang lebih menyeluruh [15].
- 5) ROC AUC: Mengukur kemampuan model dalam membedakan antara dua kelas. Nilai AUC yang mendekati 1 menunjukkan performa model yang sangat baik dalam klasifikasi, sedangkan nilai mendekati 0,5 menandakan performa yang kurang baik atau acak.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dari proses *web scraping*, diperoleh sebanyak 866 data ulasan. Proses pelabelan dalam penelitian ini dilakukan berdasarkan *rating* bintang pengguna melalui ulasan pada aplikasi Qpon. Untuk pelabelan akan dibagi menjadi dua kategori, yaitu sentimen positif dan sentimen negatif. Ulasan dengan skor lebih dari 3 hingga 5 dikategorikan sebagai sentimen positif, sedangkan ulasan dengan skor 1 hingga 3 dikategorikan ke dalam sentimen negatif.



Gambar 2. Diagram Sentimen Ulasan

Berdasarkan gambar 2. menampilkan jumlah ulasan berdasarkan sentimen, terdapat 535 ulasan yang bersifat positif, sedangkan 331 ulasan bersifat negatif. Jumlah ini menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna memberikan respons yang positif terhadap aplikasi Qpon. Hal ini dapat mencerminkan bahwa tingkat kepuasan pengguna yang cukup tinggi terhadap kinerja dan layanan yang ditawarkan oleh aplikasi ini.

3.1. PreProcessing

Tahapan *preprocessing* dalam penelitian ini mencakup *cleaning*, *case folding*, normalisasi kata, *stemming*, *removing stopwords*, dan *tokenizing*. Proses ini tidak hanya menghilangkan elemen-elemen yang tidak relevan seperti tanda baca dan kata-kata umum, tetapi juga menyamakan bentuk kata agar sistem analisis dapat mengenali pola dan makna secara lebih efektif. Sehingga data yang telah diproses ini dapat meningkatkan kualitas data dan memberikan hasil analisis sentimen yang lebih akurat.

Tabel 2. *Cleaning* Teks

Sebelum <i>Cleaning</i>	Sesudah <i>Cleaning</i>
Aplikasi nya sangat membantu untuk makan enak dengan harga murah dengan diskon nya sampai 50%. Real karna saya sudah memperoleh manfaat nya.	Aplikasi nya sangat membantu untuk makan enak dengan harga murah dengan diskon nya sampai Real karna saya sudah memperoleh manfaat nya
Apk nya bagus untuk yang mau berhemat untuk keperluan belanja, makan, dan nonton film sangat rekomend sekali buat anak kos juga cocok yang mau hemat juga.	Apk nya bagus untuk yang mau berhemat untuk keperluan belanja makan dan nonton film sangat rekomend sekali buat anak kos juga cocok yang mau hemat juga

Berdasarkan tabel 2 hasil dari *cleaning* teks, terlihat bahwa proses *cleaning* data berhasil menghilangkan tanda baca seperti titik, koma, dan angka, serta menyederhanakan struktur kalimat tanpa mengubah makna utama dari ulasan. Hal ini penting untuk meningkatkan efektivitas dalam proses analisis berikutnya, karena teks yang bersih dapat meminimalkan *noise* dan memperbaiki akurasi model analisis sentimen yang digunakan.

Tabel 3. *Case Folding* Teks

Sebelum <i>Case Folding</i>	Sesudah <i>Case Folding</i>
Aplikasi nya sangat membantu untuk makan enak dengan harga murah dengan diskon nya sampai Real karna saya sudah memperoleh manfaat nya	aplikasi nya sangat membantu untuk makan enak dengan harga murah dengan diskon nya sampai real karna saya sudah memperoleh manfaat nya
Apk nya bagus untuk yang mau berhemat untuk keperluan belanja makan dan nonton film sangat rekomend sekali buat anak kos juga cocok yang mau hemat juga	apk nya bagus untuk yang mau berhemat untuk keperluan belanja makan dan nonton film sangat rekomend sekali buat anak kos juga cocok yang mau hemat juga

Selanjutnya pada proses case folding, tabel 3, menunjukkan bahwa kata-kata yang sebelumnya mengandung huruf kapital seperti *Aplikasi*, *Real* dan *Apk* telah diubah menjadi huruf kecil secara konsisten. Proses ini bertujuan untuk menghindari kesalahan dalam pengelompokan kata saat tokenisasi, karena sistem analisis teks tidak lagi membedakan kata berdasarkan kapitalisasi. Misalnya, tanpa proses *case folding*, kata "Aplikasi" dan "aplikasi" akan diperlakukan sebagai dua token yang berbeda, padahal secara makna keduanya sama.

Tabel 4. Normalisasi Kata

Sebelum Normalisasi Kata	Sesudah Normalisasi Kata
aplikasi nya sangat membantu untuk makan enak dengan harga murah dengan diskon nya sampai real karna saya sudah memperoleh manfaat nya	aplikasi nya sangat membantu untuk makan enak dengan harga murah dengan diskon nya sampai real karena saya sudah memperoleh manfaat nya
apk nya bagus untuk yang mau berhemat untuk keperluan belanja makan dan nonton film sangat rekomend sekali buat anak kos juga cocok yang mau hemat juga	aplikasi nya baik untuk yang ingin berhemat untuk keperluan belanja makan dan nonton film sangat rekomendasi sekali buat anak kos juga cocok yang ingin hemat juga

Hasil normalisasi pada tabel 4, menunjukkan bahwa kata-kata tidak baku atau singkatan seperti *karna* dan *apk* telah berhasil diubah menjadi bentuk baku seperti *karena* dan *aplikasi*. Selain itu, terdapat juga penyesuaian kata informal atau tidak sesuai konteks menjadi bentuk yang lebih tepat, seperti *rekomend* menjadi *rekomendasi*, dan *mau* menjadi *ingin*. Proses normalisasi ini berfungsi untuk menyamakan berbagai variasi penulisan kata yang sering muncul dalam ulasan pengguna, sehingga dapat mengurangi variasi kata yang tidak perlu dan memperjelas makna dari setiap kalimat.

Tabel 5. *Stemming* Kata

Sebelum <i>Stemming</i>	Sesudah <i>Stemming</i>
aplikasi nya sangat membantu untuk makan enak dengan harga murah dengan diskon nya sampai real karena saya sudah memperoleh manfaat nya	aplikasi nya sangat bantu untuk makan enak dengan harga murah dengan diskon nya sampai real karena saya sudah oleh manfaat nya
aplikasi nya baik untuk yang ingin berhemat untuk keperluan belanja makan dan nonton film sangat rekomendasi sekali buat anak kos juga cocok yang ingin hemat juga	aplikasi nya baik untuk yang ingin hemat untuk perlu belanja makan dan nonton film sangat rekomendasi sekali buat anak kos juga cocok yang ingin hemat juga

Kemudian pada tabel 5, proses *stemming* kata terlihat bahwa beberapa kata berimbuhan seperti *membantu*, *berhemat*, dan *keperluan* telah berhasil diubah menjadi bentuk dasarnya, yaitu *bantu*, *hemat*, dan *perlu*. Proses ini merupakan bagian dari tahapan *stemming* dalam *preprocessing* yang bertujuan untuk menyamakan variasi kata dengan makna serupa. Dengan mengurangi kompleksitas data dan menyederhanakan struktur kata, proses ini membantu meningkatkan konsistensi serta efektivitas dalam analisis teks pada tahap selanjutnya.

Tabel 6. *Stopword*

Sebelum <i>Stopword</i>	Sesudah <i>Stopword</i>
aplikasi nya sangat bantu untuk makan enak dengan harga murah dengan diskon nya sampai real karena saya sudah oleh manfaat nya	aplikasi bantu makan enak harga murah diskon real manfaat
aplikasi nya baik untuk yang ingin hemat untuk perlu belanja makan dan nonton film sangat rekomendasi sekali buat anak kos juga cocok yang ingin hemat juga	aplikasi hemat belanja makan nonton film rekomendasi anak kos cocok hemat

Dari tabel 6 proses *stopword* menunjukkan bahwa sebagian besar kata sambung, kata bantu, kata ganti, dan kata fungsional lainnya seperti *yang*, *untuk*, *dengan*, *karena*, *sudah*, *saya*, dan *nya* telah berhasil dihilangkan sehingga hanya tersisa kata-kata kunci yang merepresentasikan inti dari ulasan pengguna. Proses *stopword* ini penting untuk meningkatkan efisiensi analisis teks, karena dapat mengurangi beban pemrosesan tanpa menghilangkan informasi penting dari isi ulasan.

3.3. Permodelan

Dalam penelitian ini, proses klasifikasi sentimen pada ulasan aplikasi Qpon dilakukan menggunakan algoritma *Logistic Regression* dan *Support Vector Machine (SVM)*. Untuk membagi data, digunakan metode *Stratified K-Fold Cross-Validation* sebanyak 5 *fold*, yaitu teknik pembagian data secara berulang ke dalam beberapa bagian (*fold*) dengan tetap menjaga keseimbangan proporsi kelas di setiap *fold*. Pendekatan ini membantu menghasilkan evaluasi model yang lebih adil dan tidak bergantung pada satu kali pembagian data saja. Model *Logistic Regression* dikonfigurasi menggunakan `solver='liblinear'`, yang cocok untuk klasifikasi biner dan data set berukuran kecil hingga sedang, serta menggunakan regularisasi L2 dengan parameter `C=1.0` untuk mengontrol kompleksitas model. Sementara itu, model SVM menggunakan kernel *linear* dan parameter `C=1.0` untuk mengatur margin serta penalti terhadap kesalahan klasifikasi, dan disertai `probability=True` agar memungkinkan perhitungan probabilitas yang diperlukan dalam evaluasi ROC AUC. Dari hasil pengujian, model SVM dan *Logistic Regression* menunjukkan performa terbaik berdasarkan lima metrik evaluasi, yaitu akurasi, presisi, recall, F1-score, dan ROC AUC, dengan masing-masing model unggul di metrik yang berbeda.

Model *Support Vector Machine (SVM)* menunjukkan kinerja yang sangat baik, dengan nilai akurasi tertinggi sebesar 0.925, yang menunjukkan bahwa model ini mampu mengklasifikasikan sebagian besar ulasan dengan benar. SVM juga memiliki nilai presisi tertinggi sebesar 0.958, yang berarti model ini memiliki kemampuan sangat baik dalam melakukan klasifikasi dengan kesalahan minimal. Sementara itu, nilai *recall* sebesar 0.920 menunjukkan bahwa SVM cukup mampu mengenali ulasan positif dengan baik. Nilai *F1-score* sebesar 0.938 menjadi indikator bahwa model ini memiliki keseimbangan yang baik antara presisi dan *recall*. Meskipun demikian, nilai ROC AUC dari SVM sedikit lebih rendah dibandingkan *Logistic Regression*, yaitu 0.964, namun tetap menunjukkan kemampuan diskriminasi yang sangat baik dalam membedakan antara sentimen positif dan negatif.

Sementara itu, model *Logistic Regression* juga memberikan performa yang kompetitif. Nilai akurasi yang diperoleh adalah 0.905, sedikit lebih rendah dibandingkan SVM. Akan tetapi, model ini memiliki nilai *recall* tertinggi sebesar 0.935, yang berarti *Logistic Regression* lebih sensitif dalam mengenali ulasan yang benar-benar positif, sehingga cocok digunakan apabila tujuan utama adalah untuk menghindari kesalahan dalam mengabaikan opini positif pengguna. Nilai presisi dari model ini berada pada angka 0.915, dan *F1-score* sebesar 0.924, menunjukkan performa yang cukup seimbang. Keunggulan utama dari *Logistic Regression* terdapat pada nilai ROC AUC tertinggi sebesar 0.970, yang menunjukkan bahwa model ini sangat baik dalam membedakan antara kedua kelas secara probabilistik.

Tabel 8. Evaluasi Performa Model Klasifikasi

Model	Accuracy	Precision	Recall	F1 - Score	ROC AUC
<i>Logistic Regression</i>	0.905	0.915	0.935	0.924	0.970
<i>Support Vector Machine</i>	0.925	0.958	0.920	0.938	0.964

Berdasarkan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa SVM lebih unggul dari sisi akurasi dan presisi, sehingga cocok digunakan apabila sistem lebih memprioritaskan ketepatan klasifikasi. Sebaliknya, *Logistic Regression* unggul dalam aspek *recall* dan ROC AUC, sehingga lebih sesuai digunakan apabila sensitivitas dan kemampuan dalam menangkap seluruh opini positif pengguna menjadi prioritas. Pemilihan model terbaik bergantung pada kebutuhan spesifik implementasi di lapangan.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi Qpon ke dalam kategori positif maupun negatif menggunakan dua algoritma, yaitu *Support Vector Machine (SVM)* dan *Logistic Regression*. Data sebanyak 866 ulasan dikumpulkan melalui metode web scraping, kemudian diproses melalui tahapan preprocessing seperti cleaning, case folding, normalisasi, stemming, stopword removal, dan tokenizing. Selanjutnya, data direpresentasikan menggunakan metode TF-IDF dan dievaluasi menggunakan teknik *Stratified K-Fold Cross Validation* sebanyak 5 *fold*. Evaluasi dilakukan berdasarkan lima metrik utama, yaitu akurasi, presisi, recall, F1-score, dan ROC AUC.

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa SVM memiliki nilai akurasi (92,5%) dan presisi (95,8%). Hal ini menandakan bahwa SVM mampu melakukan klasifikasi dengan tingkat kesalahan yang sangat rendah. Di sisi lain, *Logistic Regression* menunjukkan performa lebih baik pada matrik *recall* (93,5%) dan ROC AUC (97%), yang berarti lebih sensitif dalam mendeteksi ulasan positif, dan lebih mampu membedakan antara dua kelas sentimen berdasarkan peluangnya. Hal ini menunjukkan bahwa masing-masing algoritma memiliki kelebihannya tersendiri.

Dengan demikian, pemilihan model terbaik tergantung pada kebutuhan. Jika ketepatan klasifikasi lebih diutamakan, maka SVM adalah pilihan yang sesuai. Namun, jika yang dibutuhkan adalah kemampuan menangkap sebanyak mungkin ulasan positif dan negatif, maka *Logistic regression* lebih direkomendasikan. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi acuan untuk pengembangan sistem analisis sentimen yang dapat membantu peningkatan layanan aplikasi berdasarkan ulasan pengguna.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada dosen pengampu mata kuliah Data Mining atas bimbingan dan ilmu yang diberikan selama perkuliahan. Ucapan terima kasih juga disampaikan kepada semua pihak yang telah membantu dalam proses penyusunan artikel ini. Dukungan berupa masukan, bantuan teknis, dan diskusi selama penelitian sangat membantu dalam menyelesaikan analisis. Bantuan dan saran selama pengolahan data sangat berarti bagi kelancaran penelitian ini. Semoga hasil penelitian ini dapat memberikan manfaat dalam pengembangan analisis sentimen berbasis ulasan pengguna pada aplikasi digital di masa depan.

REFERENSI

- [1] Raihanda Luthfiansyah, Budi Wasito, "ANALISIS SENTIMEN TERHADAP PARA KANDIDAT PRESIDEN 2024 BERDASARKAN NETIZEN PENGGUNA TWITTER DENGAN METODE DATA MINING DAN TEXT MINING," *Jurnal Informatika dan Bisnis*, vol. 11, no. 2, p. 3, 2022.
- [2] A. Novantika and Sugiman, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Video Conference Google Meet menggunakan Metode SVM dan Logistic Regression," *PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika*, vol. 5, pp. 808-813, 2022.
- [3] M. Djufri, "PENERAPAN TEKNIK WEB SCRAPING UNTUK PENGGALIAN POTENSI PAJAK (Studi Kasus pada Online Market Place Tokopedia, Shopee dan Bukalapak)," *Jurnal BPPK : BADAN PENDIDIKAN DAN PELATIHAN KEUANGAN KEMENTERIAN KEUANGAN REPUBLIK INDONESIA*, vol. 13, no. 2, pp. 65-75, 2020.
- [4] E. R. Lidinillah, T. Rohana and A. R. Juwita, "Analisis sentimen twitter terhadap steam menggunakan algoritma logistic regression dan support vector machine," *TEKNOSAINS: Jurnal Sains, Teknologi dan Informatika*, vol. 10, no. 2, pp. 154-164, 2023.
- [5] I. Syahrohim, S. D. Saputra, R. W. Saputra, V. H. Pranatawijaya and R. Priskila, "PERBANDINGAN ANALISIS SENTIMEN SETELAH PILPRES 2024 DI TWITTER MENGGUNAKAN ALGORITMA MACHINE LEARNING," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 2, 2024.
- [6] M. R. Adrian, M. P. Putra, M. H. Rafialdy and N. A. Rakhmawati, "Perbandingan Metode Klasifikasi Random Forest dan SVM Pada Analisis Sentimen PSBB," *Jurnal Informatika Upgris*, vol. 7, no. 1, 2021.
- [7] R. R. Salam, M. F. Jamil, Y. Ibrahim, Rahmaddeni, Soni and Herianto, "Analisis Sentimen Terhadap Bantuan Langsung Tunai (BLT) Bahan Bakar Minyak (BBM) Menggunakan Support Vector Machine," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 3, no. 1, pp. 27-35, 2023.
- [8] P. Agusia, M. U. A. Manurung, V. Calista and V. C. Mawardi, "Pemanfaatan Word Cloud Pada Analisis Sentimen Dalam Menggali Persepsi Publik," *SEMINAR NASIONAL CORISINDO*, pp. 25-30, 2024.
- [9] J. J. A. Limbong, I. Sembiring and K. D. Hartomo, "ANALISIS KLASIFIKASI SENTIMEN ULASAN PADA E-COMMERCE SHOPEE BERBASIS WORD CLOUD DENGAN METODE NAIVE BAYES DAN K-NEAREST NEIGHBOR," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, vol. 9, no. 2, pp. 327-356, 2022.
- [10] A. I. Nurrisqi, Erfiani, Indahwati, A. Fitrianto and R. Amelia, "Pemodelan Regresi Logistik Berbasis Backward Elimination Untuk Mengetahui Faktor yang Memengaruhi Tingkat Kemiskinan di Indonesia Tahun 2021," *Jurnal Statistika dan Aplikasinya*, vol. 6, no. 2, pp. 160-170, 2022.
- [11] S. D. Anugrawati, Nurhikma, I. W. Saputri and K. Nurfadilah, "Analisis Regresi Logistik Biner dalam Penentuan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Ketepatan Waktu Lulus Mahasiswa UIN Alauddin Makassar," *Journal of Mathematics: Theory and Applications*, vol. 5, no. 1, pp. 11-16, 2023.
- [12] I. M. Parapat, M. T. Furqon and Sutrisno, "Penerapan Metode Support Vector Machine (SVM) Pada Klasifikasi Penyimpangan Tumbuh Kembang Anak," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 2, no. 10, pp. 3163-3169, 2018.
- [13] I. S. K. Idris, Y. A. Mustofa and I. A. Salih, "Analisis Sentimen Terhadap Penggunaan Aplikasi Shopee Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM)," *Jambura Journal of Electrical and Electronics Engineering*, vol. 5, no. 1, pp. 32-35, 2023.
- [14] S. S. M. Wara, A. F. Adziima, M. Nasrudin, and A. R. Pratama, "Predictive Analysis of Government Application Comment on Playstore with Clustered Support Vector Machine," *Proceeding - IEEE 10th Inf. Technol. Int. Semin. ITIS 2024*, pp. 84-88, 2024, doi: 10.1109/ITIS64716.2024.10845453.
- [15] M. Fadli and R. A. Saputra, "KLASIFIKASI DAN EVALUASI PERFORMA MODEL RANDOM FOREST UNTUK PREDIKSI STROKE," *JT: Jurnal Teknik*, vol. 12, no. 2, pp. 72-80, 2023.