



Analisis Sentimen Ulasan Pengguna QRIS pada Aplikasi GoPay: Studi Komparatif Algoritma Support Vector Machine dan Decision Tree Berbasis TF-IDF

Erlinda Sistia Aritonang, Yuwan Jumaryadi*

Fakultas Ilmu Komputer, Program Studi Sistem Informasi, Universitas Mercu Buana, Jakarta, Indonesia

Email: ¹41820010065@student.mercubuana.ac.id, ^{2,*}yuwan.jumaryadi@mercubuana.ac.id

Email Penulis Korespondensi: yuwan.jumaryadi@mercubuana.ac.id

Abstrak—Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen pengguna terhadap fitur QRIS pada aplikasi GoPay berdasarkan ulasan di Google Play Store serta membangun model klasifikasi sentimen menggunakan pendekatan pembelajaran mesin. Sebanyak 20.746 ulasan dikumpulkan dan disaring menggunakan kata kunci terkait QRIS sehingga diperoleh 4.347 ulasan yang relevan. Data diberi label secara manual dan diproses melalui tahapan *preprocessing*, kemudian diekstraksi menggunakan metode TF-IDF. Hasil analisis menunjukkan distribusi sentimen terdiri dari 49,49% positif, 35,34% negatif, dan 15,18% netral. Proses klasifikasi dilakukan menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) dan Decision Tree. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa Decision Tree memperoleh akurasi 79% dengan nilai precision, recall, dan F1-score masing-masing sebesar 79%, sedangkan SVM menghasilkan akurasi 78% dengan precision 79%, recall 78%, dan F1-score 78%. Perbedaan performa kedua model relatif kecil, sehingga keduanya memiliki kemampuan yang seimbang dalam klasifikasi sentimen, meskipun Decision Tree menunjukkan konsistensi metrik yang sedikit lebih baik..

Kata Kunci: Analisis Sentimen; Decision Tree; QRIS; SVM; TF-IDF

Abstract—This study aims to analyze user sentiment towards the QRIS feature in the GoPay application based on reviews on the Google Play Store and to build a sentiment classification model using a machine learning approach. A total of 20,746 reviews were collected and filtered using QRIS-related keywords, resulting in 4,347 relevant reviews. The data were manually labeled and preprocessed, then extracted using the TF-IDF method. The analysis results show a sentiment distribution consisting of 49.49% positive, 35.34% negative, and 15.18% neutral. The classification process was carried out using the Support Vector Machine (SVM) and Decision Tree algorithms. The evaluation results showed that Decision Tree achieved 79% accuracy with precision, recall, and F1-score values of 79% each, while SVM produced 78% accuracy with precision of 79%, recall of 78%, and F1-score of 78%. The difference in performance between the two models was relatively small, so both had equal capabilities in sentiment classification, although Decision Tree showed slightly better metric consistency.

Keywords: Sentiment Analysis; Decision Trees; QRIS; SVM; TF-IDF

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi finansial di Indonesia telah mendorong transformasi signifikan dalam perilaku transaksi masyarakat menuju layanan pembayaran digital (Darmawan et al., 2026; Gustiani et al., 2021). Salah satu inovasi utama adalah implementasi QRIS (*Quick Response Code Indonesian Standard*) yang dikembangkan oleh Bank Indonesia sebagai standar nasional untuk memfasilitasi transaksi nontunai yang terintegrasi (Widjaja & Legowo, 2025). Data Bank Indonesia menunjukkan bahwa transaksi QRIS mengalami pertumbuhan yang sangat pesat, dengan peningkatan volume transaksi hingga ratusan persen per tahun serta jumlah pengguna yang telah mencapai puluhan juta, yang mencerminkan adopsi luas di berbagai sektor ekonomi. Namun demikian, peningkatan penggunaan secara masif ini juga diikuti oleh meningkatnya kompleksitas sistem, sehingga berpotensi menimbulkan berbagai permasalahan teknis, seperti kegagalan transaksi, keterlambatan proses, dan gangguan konektivitas yang dapat menurunkan kualitas layanan.

Aplikasi dompet digital seperti GoPay merupakan salah satu platform utama yang mengimplementasikan QRIS dalam ekosistem pembayaran digital (Hong et al., 2026; Ratnawati & Malik, 2024). Dibandingkan dengan fitur pembayaran digital lainnya, QRIS memiliki karakteristik yang lebih kompleks karena melibatkan proses pemindaian kode, interaksi lintas sistem, serta ketergantungan pada konektivitas real-time antara pengguna, merchant, dan penyedia layanan. Kompleksitas ini menjadikan fitur QRIS lebih rentan terhadap gangguan dibandingkan fitur pembayaran lain seperti transfer saldo atau pembayaran dalam aplikasi (*in-app payment*). Meskipun demikian, indikasi permasalahan kualitas layanan masih sering ditemukan, baik dari laporan sistem pembayaran maupun dari ulasan pengguna di Google Play Store. Keluhan seperti kegagalan pemindaian QR, transaksi yang tidak berhasil, hingga kesalahan sistem menunjukkan adanya kesenjangan antara performa sistem yang diharapkan dan pengalaman aktual pengguna. Dalam konteks ini, ulasan pengguna menjadi sumber data yang penting karena merepresentasikan pengalaman nyata pengguna secara langsung.

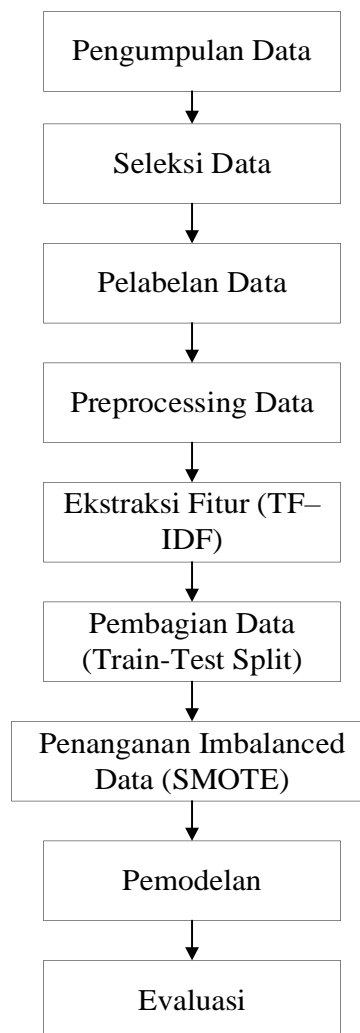
Analisis sentimen merupakan pendekatan yang efektif untuk mengekstraksi dan mengklasifikasikan persepsi pengguna dari data teks secara otomatis. Penelitian sebelumnya telah banyak menerapkan analisis sentimen pada layanan dompet digital seperti OVO, DANA, dan ShopeePay (Wahyu Agung Prasetyo et al., 2023). Namun, sebagian besar penelitian tersebut belum secara spesifik mengkaji fitur QRIS, padahal karakteristiknya yang unik berpotensi menghasilkan pola sentimen yang berbeda. Selain itu, penelitian yang berfokus pada analisis sentimen QRIS dalam ekosistem GoPay masih terbatas (Hadi et al., 2025), serta belum banyak studi yang melakukan evaluasi komparatif algoritma dengan mempertimbangkan karakteristik data teks berdimensi tinggi dan bersifat *sparse*. Oleh karena itu,

terdapat kebutuhan akan penelitian yang tidak hanya berfokus pada objek QRIS, tetapi juga pada pendekatan metodologis yang lebih terstruktur dan berbasis pertimbangan teoretis.

Untuk menjawab kesenjangan tersebut, penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen pengguna terhadap fitur QRIS pada aplikasi GoPay serta membangun model klasifikasi sentimen berbasis pembelajaran mesin. Penelitian ini menggunakan teknik *preprocessing* teks bahasa Indonesia dan ekstraksi fitur TF-IDF yang menghasilkan representasi data berdimensi tinggi. Dalam proses klasifikasi, digunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) dengan kernel linear yang umum digunakan pada data teks karena efisien dalam menangani fitur berdimensi tinggi, serta Decision Tree sebagai metode pembandingan yang mampu menangkap hubungan non-linear dan memberikan interpretasi yang lebih mudah (Hakim et al., 2023; Priambodo et al., 2022; Yusuf et al., 2022).

Dengan demikian, kontribusi penelitian ini tidak hanya terletak pada penyediaan analisis empiris mengenai persepsi pengguna terhadap QRIS pada aplikasi GoPay, tetapi juga pada penguatan pendekatan metodologis melalui studi komparatif algoritma klasifikasi. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan insight yang lebih komprehensif bagi pengembang aplikasi maupun regulator dalam meningkatkan kualitas dan keandalan layanan pembayaran digital berbasis QRIS di Indonesia.

2. METODOLOGI PENELITIAN



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Berdasarkan Gambar 1, penelitian ini diawali dengan proses pengumpulan data ulasan pengguna aplikasi GoPay di Google Play Store melalui teknik *web scraping*. Data yang diperoleh kemudian diseleksi menggunakan kata kunci yang relevan dengan fitur QRIS untuk memastikan kesesuaian data dengan konteks penelitian. Selanjutnya, dilakukan pelabelan data secara manual ke dalam kategori sentimen tertentu, kemudian data diproses melalui tahapan *preprocessing* dan ekstraksi fitur menggunakan metode TF-IDF agar dapat direpresentasikan dalam bentuk numerik. Dataset kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji menggunakan metode *train-test split*, dilanjutkan dengan penanganan ketidakseimbangan data menggunakan metode SMOTE pada data latih. Tahap berikutnya adalah proses pemodelan menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) dan Decision Tree, kemudian dilakukan evaluasi



performa model menggunakan metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* untuk membandingkan kinerja kedua metode klasifikasi.

2.1 Pengumpulan Data (*Scraping Data*)

Data diperoleh melalui teknik web scraping terhadap ulasan pengguna aplikasi GoPay di Google Play Store menggunakan library Python `google-play-scraper`. Sebanyak 20.746 ulasan berhasil dikumpulkan sebagai data awal penelitian.

2.2 Seleksi Data

Data yang telah dikumpulkan kemudian diseleksi menggunakan kata kunci yang relevan dengan fitur QRIS, seperti *qris*, *qr*, *qr code*, *kode qr*, *scan*, *pindai*, *barcode*, *bayar*, *pembayaran*, *transaksi*, *error*, *gagal*, *tidak bisa*, *loading*, *pending*, *timeout*, *gagal scan*, *tidak terbaca*, *merchant*. Proses ini bertujuan untuk memastikan bahwa data yang digunakan benar-benar merepresentasikan pengalaman pengguna terhadap fitur QRIS. Setelah proses seleksi, diperoleh sebanyak 4.347 ulasan yang digunakan sebagai dataset penelitian.

2.3 Pelabelan Data

Data yang telah diseleksi selanjutnya diberi label sentimen secara manual ke dalam kategori positif, negatif, dan netral. Proses pelabelan dilakukan berdasarkan isi teks ulasan agar label yang dihasilkan lebih sesuai dengan konteks sentimen pengguna.

2.4 Preprocessing

Data teks ulasan yang diperoleh dari proses pengumpulan data umumnya masih bersifat tidak terstruktur dan mengandung berbagai elemen yang tidak relevan, seperti simbol, karakter khusus, serta variasi penulisan yang tidak konsisten. Oleh karena itu, diperlukan tahapan *preprocessing* untuk membersihkan dan menormalisasi data agar dapat diproses secara optimal oleh algoritma klasifikasi (Rifaldi et al., 2022; Sandiwarno et al., 2025; Trisnawati & Wibowo, 2024):

- Data cleaning*, yaitu proses pembersihan teks dengan menghapus karakter khusus, angka, URL, emoji, serta simbol lain yang tidak memiliki kontribusi terhadap analisis sentimen. Tahap ini bertujuan untuk mengurangi *noise* pada data.
- Case folding*, yaitu proses mengubah seluruh huruf dalam teks menjadi huruf kecil untuk menghindari perbedaan representasi kata akibat penggunaan huruf kapital dan huruf kecil.
- Tokenizing*, yaitu proses memecah kalimat atau dokumen teks menjadi unit-unit kata (token) sehingga memudahkan analisis lebih lanjut pada tingkat kata.
- Stopword removal*, yaitu proses menghilangkan kata-kata umum yang sering muncul namun tidak memiliki makna signifikan dalam menentukan sentimen, seperti kata penghubung dan kata umum lainnya.
- Stemming*, yaitu proses mengubah kata ke dalam bentuk dasar dengan menghilangkan imbuhan, sehingga kata dengan makna yang sama dapat direpresentasikan dalam bentuk yang seragam.

Melalui tahapan ini, data teks yang semula tidak terstruktur dapat diubah menjadi representasi yang lebih bersih, konsisten, dan terstandarisasi, sehingga mampu meningkatkan kualitas fitur yang dihasilkan pada tahap ekstraksi fitur serta mendukung peningkatan performa model klasifikasi sentimen.

2.5 Ekstraksi Fitur (TF-IDF)

Data teks yang telah diproses kemudian diubah menjadi representasi numerik menggunakan metode TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*). Representasi ini digunakan sebagai fitur dalam proses klasifikasi sentimen.

2.6 Pembagian Data

Dataset dibagi menjadi data latih sebesar 80% dan data uji sebesar 20% menggunakan metode *stratified sampling* untuk menjaga proporsi distribusi kelas pada kedua subset data

2.7 Penanganan Ketidakseimbangan Data (*Imbalanced Data*)

Ketidakseimbangan distribusi kelas pada data latih ditangani menggunakan metode SMOTE (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*) untuk menghasilkan distribusi data yang lebih seimbang sebelum proses pelatihan model dilakukan. Penerapan metode ini bertujuan untuk mengurangi kecenderungan model dalam memprediksi kelas mayoritas sehingga kemampuan klasifikasi pada kelas minoritas dapat meningkat (Anto et al., 2024; Tarik et al., 2023).

2.8 Penerapan Metode Klasifikasi.

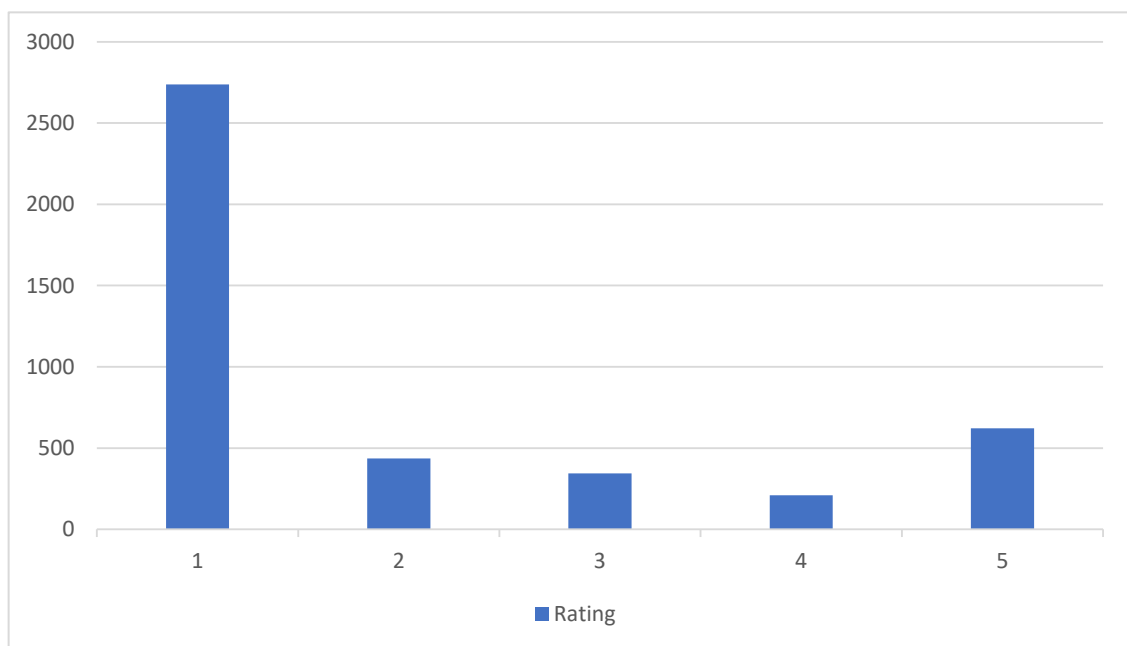
Setelah data melalui tahap *preprocessing*, ekstraksi fitur, dan penyeimbangan data, tahap selanjutnya adalah membangun model klasifikasi untuk memprediksi sentimen pengguna (Iklima et al., 2022; Jumaryadi et al., 2025). Algoritma yang digunakan dalam penelitian ini adalah Support Vector Machine (SVM) dan Decision Tree. Dataset dibagi menjadi data latih sebesar 80% dan data uji sebesar 20% menggunakan metode *train-test split* untuk memastikan proses pelatihan dan pengujian model dilakukan secara objektif.

2.9 Evaluasi

Langkah terakhir adalah mengevaluasi kinerja masing – masing model klasifikasi (Alfiyanti & Indra, 2024)(Muzaki & Witanti, 2021). Evaluasi model dilakukan menggunakan empat metrik utama, yaitu akurasi, precision, recall, dan F1-Score. Akurasi digunakan untuk mengukur persentase prediksi yang benar dibandingkan dengan seluruh data yang diuji. Precision digunakan untuk menilai tingkat ketepatan model dalam memprediksi label tertentu, sehingga menunjukkan seberapa relevan hasil prediksi yang dihasilkan model. Recall digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam menangkap seluruh data positif yang tersedia pada dataset. Sementara itu, F1-Score merupakan rata-rata harmonis antara nilai precision dan recall yang digunakan untuk memberikan keseimbangan evaluasi terhadap kedua metrik tersebut. Berdasarkan hasil pengujian menggunakan keempat metrik tersebut, model yang memperoleh skor terbaik di antara ketiga algoritma akan dipilih sebagai model paling optimal dalam melakukan klasifikasi sentimen ulasan QRIS pada aplikasi GoPay.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari pengumpulan ulasan pengguna aplikasi GoPay dari Google Play Store. Dari total 20.746 ulasan, dilakukan proses penyaringan menggunakan kata kunci yang relevan dengan fitur QRIS, meliputi istilah utama seperti qris, qr, qr code, dan kode qr, serta aktivitas penggunaan seperti scan, pindai, dan barcode. Selain itu, digunakan kata kunci terkait transaksi, seperti bayar, pembayaran, dan transaksi, serta kata kunci yang merepresentasikan kendala teknis, seperti error, gagal, tidak bisa, loading, pending, timeout, gagal scan, dan tidak terbaca. Kata kunci merchant juga disertakan untuk menangkap konteks penggunaan QRIS dalam transaksi. Melalui proses tersebut, diperoleh sebanyak 4.347 ulasan yang relevan dengan fitur QRIS. Untuk memberikan gambaran awal terhadap persepsi pengguna, ditampilkan distribusi rating dalam bentuk grafik batang.



Gambar 2. Distribusi Rating Pengguna Terhadap Fitur QRIS

Gambar 2 menunjukkan bahwa distribusi rating pengguna terhadap fitur QRIS pada aplikasi GoPay didominasi oleh rating 1 dengan jumlah tertinggi dibandingkan rating lainnya. Hal ini mengindikasikan bahwa sebagian besar pengguna mengalami ketidakpuasan dalam penggunaan fitur QRIS. Sementara itu, rating 5 juga muncul dalam jumlah yang cukup signifikan, meskipun masih lebih rendah dibandingkan rating 1. Keberadaan rating 2, 3, dan 4 dalam jumlah yang relatif lebih sedikit menunjukkan adanya variasi pengalaman pengguna, meskipun tidak dominan. Dominasi rating rendah ini mengindikasikan adanya permasalahan yang cukup serius, seperti kegagalan transaksi, kendala pemindaian QR, dan gangguan sistem.

Untuk memastikan konsistensi antara rating dan label sentimen, dilakukan pelabelan ulang berbasis isi teks ulasan. Hasil distribusi label setelah melalui tahapan *preprocessing* disajikan pada Tabel 1 sebagai representasi komposisi sentimen dalam dataset.

Tabel 1. Distribusi Label

Label	Jumlah Data	Persentase
Positif	2151	49.49%



Label	Jumlah Data	Persentase
Negatif	1536	35.34%
Netral	660	15.18%

Berdasarkan Tabel 1, sentimen positif memiliki proporsi terbesar dengan persentase sebesar 49,49%, diikuti oleh sentimen negatif sebesar 35,34%, dan sentimen netral sebesar 15,18%. Temuan ini menunjukkan bahwa meskipun rating rendah (terutama rating 1) mendominasi, distribusi sentimen berbasis teks tidak sepenuhnya sejalan dengan distribusi rating. Dengan kata lain, tidak semua ulasan dengan rating rendah mengandung sentimen negatif secara eksplisit, dan sebaliknya, terdapat ulasan dengan rating tinggi yang tidak selalu mencerminkan sentimen positif. Hal ini mengonfirmasi adanya inkonsistensi antara rating dan isi ulasan, sehingga analisis sentimen berbasis teks menjadi penting untuk memperoleh gambaran persepsi pengguna yang lebih akurat.

3.1 Preprocessing Data

Pada tahapan preprocessing, dilakukan pembersihan dan normalisasi teks untuk mengurangi noise dan meningkatkan kualitas fitur (Jumaryadi et al., 2025; Zelina & Afyati, 2024). Tahapan meliputi *case folding*, *cleansing*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming*.

Tabel 2. Tabel Preprocessing Data

Proses	Ulasan Awal	Hasil Preprocessing
Data Cleaning	Saya kasi bintang 5 saja, walupun saya tetap tidak bisa login, kasian	Saya kasi bintang saja walupun saya tetap tidak bisa login kasian
Case Folding	Saya kasi bintang saja walupun saya tetap tidak bisa login kasian	saya kasi bintang saja walupun saya tetap tidak bisa login kasian
Tokenizing	saya kasi bintang saja walupun saya tetap tidak bisa login kasian	['saya', 'kasi', 'bintang', 'saja', 'walupun', 'saya', 'tetap', 'tidak', 'bisa', 'login', 'kasian']
Stopword Removal	['saya', 'kasi', 'bintang', 'saja', 'walupun', 'saya', 'tetap', 'tidak', 'bisa', 'login', 'kasian']	['kasi', 'bintang', 'walupun', 'login', 'kasian']
Stemming	['kasi', 'bintang', 'walupun', 'login', 'kasian']	['kasi', 'bintang', 'walupun', 'login', 'kasi']

Hasil preprocessing pada Tabel 2 menunjukkan bahwa teks ulasan yang awalnya tidak terstruktur dapat diubah menjadi representasi kata kunci yang lebih relevan, sehingga meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola sentimen.

3.2 Penanganan imbalanced data (SMOTE)

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini memiliki distribusi kelas yang tidak seimbang (*imbalanced*), di mana jumlah data pada setiap kelas berbeda secara signifikan. Berdasarkan distribusi label awal, kelas dengan label 0 memiliki jumlah paling dominan, diikuti oleh kelas 1 dan kelas 2 sebagai kelas minoritas. Ketidakseimbangan ini berpotensi menyebabkan model cenderung bias terhadap kelas mayoritas dan kurang optimal dalam mengklasifikasikan kelas minoritas.

Setelah dilakukan pembagian data menggunakan metode *train-test split* dengan rasio 80:20, distribusi label pada data pelatihan tetap menunjukkan kondisi yang tidak seimbang. Oleh karena itu, dilakukan penanganan ketidakseimbangan data dengan menerapkan metode Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE) pada data pelatihan sebelum tahap pemodelan. SMOTE merupakan teknik *oversampling* yang bekerja dengan menghasilkan data sintesis pada kelas minoritas berdasarkan kedekatan antar sampel dalam ruang fitur. Penerapan SMOTE hanya dilakukan pada data pelatihan untuk menghindari terjadinya *data leakage*, sehingga data uji tetap merepresentasikan kondisi distribusi asli.

Hasil penerapan SMOTE menunjukkan bahwa distribusi data pelatihan menjadi lebih seimbang pada setiap kelas, sehingga model dapat mempelajari pola data secara lebih optimal. Dengan demikian, performa model dalam mengklasifikasikan data, khususnya pada kelas minoritas, diharapkan dapat meningkat. Distribusi label pada data pelatihan sebelum penerapan SMOTE disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Distribusi Label Sebelum SMOTE

Sentiment	
0	1720
1	1229
2	528

Distribusi label target pada data pelatihan setelah SMOTE disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Distribusi Label setelah SMOTE

Sentiment	
0	1720



Sentiment	
1	1720
2	1720

3.3 Pemodelan

Model klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah Support Vector Machine (SVM) dan Decision Tree. Data yang telah melalui tahap *preprocessing* dan ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF direpresentasikan dalam bentuk numerik agar dapat diproses oleh algoritma klasifikasi. Selanjutnya, dataset dibagi menjadi data latih sebesar 80% dan data uji sebesar 20% untuk memastikan evaluasi model dilakukan secara objektif. Pada tahap pemodelan, kedua algoritma dilatih menggunakan data latih untuk mempelajari pola hubungan antara fitur teks dan label sentimen, kemudian model yang telah dilatih digunakan untuk memprediksi label sentimen pada data uji. Hasil prediksi tersebut selanjutnya digunakan untuk membandingkan performa masing-masing model dalam mengklasifikasikan sentimen pengguna.

3.4 Evaluasi Model Klasifikasi

Evaluasi dilakukan menggunakan metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* untuk mengukur performa masing-masing model.

Tabel 5. Evaluasi Model Klasifikasi

Algoritma	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
Support Vector Machine	78%	79%	78%	78%
Decision Tree	79%	79%	79%	79%

Berdasarkan Tabel 5, hasil evaluasi menunjukkan bahwa model Decision Tree memiliki performa yang sedikit lebih baik dibandingkan Support Vector Machine (SVM). Decision Tree mencapai akurasi sebesar 79%, dengan nilai presisi, *recall*, dan *F1-score* masing-masing sebesar 79%. Sementara itu, SVM menghasilkan akurasi sebesar 78%, dengan nilai presisi sebesar 79%, *recall* sebesar 78%, dan *F1-score* sebesar 78%.

Perbedaan performa antara kedua model relatif kecil, sehingga keduanya dapat dikatakan memiliki kinerja yang seimbang dalam melakukan klasifikasi sentimen. Namun demikian, Decision Tree menunjukkan keunggulan tipis dari sisi konsistensi nilai evaluasi pada seluruh metrik yang digunakan. Oleh karena itu, analisis lebih lanjut diperlukan untuk memahami karakteristik kesalahan yang dihasilkan oleh masing-masing model. Meskipun demikian, untuk memahami lebih dalam kinerja masing-masing model, diperlukan analisis lanjutan, seperti penggunaan *confusion matrix*, guna mengidentifikasi pola kesalahan klasifikasi yang terjadi pada setiap kelas sentimen. Untuk memperoleh pemahaman yang lebih mendalam terhadap kinerja model, dilakukan analisis tambahan menggunakan *confusion matrix*.

Tabel 6. Confusion Matrix SVM

	Prediksi Negatif	Prediksi Netral	Prediksi Positif
Aktual Negatif	374	56	1
Aktual Netral	80	218	9
Aktual Aktual	6	37	89

Berdasarkan Tabel 6, model SVM menunjukkan kemampuan yang cukup baik dalam mengklasifikasikan kelas negatif, dengan jumlah prediksi benar sebanyak 374 data. Namun, kesalahan klasifikasi masih terjadi, terutama pada kelas netral yang cukup sering diprediksi sebagai negatif sebanyak 80 data. Selain itu, terdapat pula kesalahan pada kelas positif yang diprediksi sebagai netral sebanyak 37 data.

Kesalahan klasifikasi ini umumnya disebabkan oleh adanya ambiguitas dalam teks ulasan, seperti penggunaan kata-kata positif dalam konteks keluhan (misalnya “fitur bagus tetapi sering error”). Selain itu, model juga mengalami kesulitan dalam mengklasifikasikan ulasan yang sangat singkat atau tidak memiliki konteks yang jelas. Temuan ini menunjukkan bahwa tantangan dalam analisis sentimen tidak hanya bergantung pada algoritma yang digunakan, tetapi juga dipengaruhi oleh kompleksitas bahasa alami yang digunakan oleh pengguna. Oleh karena itu, meskipun Decision Tree memiliki keunggulan tipis secara kuantitatif, analisis lebih lanjut seperti *confusion matrix* memberikan insight penting terkait pola kesalahan model yang tidak dapat dijelaskan hanya melalui metrik evaluasi.

4. KESIMPULAN

Hasil analisis menunjukkan bahwa distribusi sentimen didominasi oleh sentimen positif sebesar 49,49%, diikuti oleh sentimen negatif sebesar 35,34%, dan sentimen netral sebesar 15,18%. Temuan ini konsisten dengan kecenderungan sebagian pengguna yang memberikan pengalaman positif terhadap penggunaan QRIS. Namun, distribusi rating menunjukkan dominasi rating rendah, sehingga terdapat ketidaksesuaian antara rating dan isi teks ulasan. Kondisi ini mengindikasikan bahwa rating tidak selalu merepresentasikan sentimen yang sebenarnya, karena pengguna dapat memberikan rating rendah meskipun isi ulasan mengandung apresiasi tertentu, atau sebaliknya. Oleh karena itu, analisis sentimen berbasis teks menjadi penting untuk memperoleh gambaran persepsi pengguna yang lebih akurat dan tidak



bias terhadap rating. Pada tahap pemodelan, hasil evaluasi menunjukkan bahwa algoritma Decision Tree memiliki performa yang sedikit lebih baik dibandingkan Support Vector Machine (SVM), dengan akurasi masing-masing sebesar 79% dan 78%. Meskipun perbedaannya relatif kecil, Decision Tree menunjukkan konsistensi nilai evaluasi pada seluruh metrik. Namun, analisis *confusion matrix* mengungkap bahwa kedua model masih mengalami kesalahan klasifikasi, terutama pada kelas netral yang sering tertukar dengan kelas negatif. Hal ini menunjukkan bahwa tantangan utama terletak pada karakteristik data teks, khususnya pada ulasan yang bersifat ambigu, pendek, atau mengandung campuran ekspresi positif dan negatif dalam satu kalimat. Dengan demikian, keunggulan model tidak hanya ditentukan oleh kemampuan teoretis algoritma, tetapi juga oleh kesesuaiannya dengan karakteristik data. Dalam konteks penelitian ini, performa kedua model yang relatif seimbang menunjukkan bahwa pendekatan berbasis TF-IDF mampu merepresentasikan fitur teks secara cukup baik, namun masih memiliki keterbatasan dalam menangkap konteks semantik yang lebih kompleks. Secara keseluruhan, penelitian ini mengidentifikasi bahwa permasalahan utama yang dialami pengguna QRIS pada aplikasi GoPay berkaitan dengan kegagalan transaksi, kendala pemindaian QR, serta ketidakstabilan sistem. Temuan ini dapat menjadi dasar bagi pengembang aplikasi untuk meningkatkan kualitas layanan, khususnya dalam hal stabilitas sistem dan keandalan fitur QRIS. Selain itu, penelitian ini menegaskan pentingnya pemilihan metode analisis yang tidak hanya bergantung pada metrik kuantitatif, tetapi juga mempertimbangkan analisis kesalahan (*error analysis*) untuk memahami perilaku model secara lebih mendalam.

REFERENCES

- Alfiyanti, D., & Indra. (2024). Penerapan Algoritma Multinomial Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM) untuk Analisis Sentimen terhadap Ulasan Google Maps di Taman Mini Indonesia. *Simetris*, 15(1), 85–102. <https://doi.org/10.24176/simet.v15i1.10838>
- Anto, F. M., Abimanyu, L. S., & Herdi, T. (2024). Penerapan Algoritma Naïve Bayes Dengan Feature Selection Pada Data Penjualan Konstruksi. *Jurnal Ilmiah FIFO*, 15(2), 102. <https://doi.org/10.22441/fifo.2023.v15i2.002>
- Darmawan, I. M. D. H., Kusuma, N. P. N., Kshetri, N., Artani, K. T. B., & Wardani, W. P. P. (2026). Harnessing Blockchain for Transparent and Sustainable Accounting in Creative MSMEs amid Digital Disruption: Evidence from Indonesia. *Journal of Risk and Financial Management*, 19(1), 80. <https://doi.org/10.3390/jrfm19010080>
- Gustiani, F., Sujono, K., Arya Maulana, R., & Capah, D. A. H. (2021). Aplikasi Pembelajaran Tari Tradisional Indonesia Sebagai Media Pengembangan Bakat Pada Generasi Z Berbasis Web. *Jurnal Ilmiah Betrik*, 12(3), 278–288. <https://doi.org/10.36050/betrik.v12i3.399>
- Hadi, I., Ghozali, A., Fathin, M. A., & Handoko, A. R. (2025). A Comparative Study of Machine Learning with Statistical Feature Selection for Risk Detection of Diabetic. *Jurnal Ilmiah FIFO*, 17(2), 102–118. <https://doi.org/10.22441/fifo.2025.v17i2.001>
- Hakim, L., Dalimunthe, M. V., Danuputri, C., & Widyaningrum, D. (2023). Sentimen Analisis Mengenai Polusi Udara Menggunakan Algoritma Support Vector Machine dan Random Forest. *Jurnal Ilmiah FIFO*, 15(2), 91–101. <https://doi.org/10.22441/fifo.2023.v15i2.001>
- Hong, Y., Wan, M., & Yao, W. (2026). More than Just Payment! Exploring the Determinants of Mobile Payment Continuance Intention: Insights from WeChat Pay. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, 21(1), 7. <https://doi.org/10.3390/jtaer21010007>
- Iklima, Z., Kadarina, T. M., & Hajar, M. H. I. (2022). Sentiment classification of delta robot trajectory control using word embedding and convolutional neural network. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 26(1), 211–220. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v26.i1.pp211-220>
- Jumaryadi, Y., Fajriah, R., Salamah, U., Priambodo, B., & Lystha, A. (2025). Machine Learning Approaches to Sentiment Analysis of Mental Health Discussions on Platform X. *PIKSEL Penelitian Ilmu Komputer Sistem Embedded and Logic*, 13(2), 235–246. <https://doi.org/10.33558/piksel.v13i2.11350>
- Muzaki, A., & Witanti, A. (2021). Sentiment Analysis of the Community in the Twitter To the 2020 Election in Pandemic Covid-19 By Method Naive Bayes Classifier. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 2(2), 101–107. <https://doi.org/10.20884/1.jutif.2021.2.2.51>
- Priambodo, B., Jumaryadi, Y., Rahayu, S., Ani, N., Ratnasari, A., Salamah, U., Putra, Z. P., & Otong, M. (2022). Predicting Employee Turnover in IT Industries using Correlation and Chi-Square Visualization. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 13(12), 71–75. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2022.0131210>
- Ratnawati, A. T., & Malik, A. (2024). The Effect of Perceived Ease of Use, Benefits, and Risks on Intention in Using the Quick Response Code Indonesian Standard. *Global Business and Finance Review*, 29(7), 110–125. <https://doi.org/10.17549/gbfr.2024.29.7.110>
- Rifaldi, D., Fadlil, A., & Herman. (2022). Teknik Preprocessing Pada Text Mining Menggunakan Data Tweet “Mental Health.” *Decode: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi*, 2(2), 59–65. <https://doi.org/10.51454/decode.v3i2.131>
- Sandiwarno, S., Sensuse, D. I., Budi Santoso, H., Sumirat Hidayat, D., & Nyamawe, A. S. (2025). SEMAR: A Multi-Task Term Weighting Approach for Sentiment and Emotion-Based E-Learning Users’ Satisfaction Analysis. *IEEE Access*, 13(September), 187584–187601. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3627657>
- Tarik, M., Mniai, A., & Jebari, K. (2023). Hybrid Feature Selection and Support Vector Machine Framework for Predicting Maintenance Failures. *Applied Computer Science*, 19(2), 112–124. <https://doi.org/10.35784/acs-2023->



- Trisnawati, W., & Wibowo, A. (2024). Sentiment Analysis of ICT Service User Using Naive Bayes Classifier and SVM Methods With TF-IDF Text Weighting. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 5(3), 709–719. <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2024.5.3.1784>
- Wahyu Agung Prasetyo, Y., Rahim, R., Manuhutu, M. A., & Sujito, S. (2023). QRIS and GOST: A Symbiotic Approach for Secure QR Code Transactions. *SSRG International Journal of Electronics and Communication Engineering*, 10(5), 138–147. <https://doi.org/10.14445/23488549/IJECE-V10I5P113>
- Widjaja, M., & Legowo, N. (2025). Examining Drivers of Integrated QR Payment System (QRIS) Adoption Among Generation X in Indonesia. *Malaysian Journal of Consumer and Family Economics*, 34, 327–362. <https://doi.org/10.60016/majcafe.v34.11>
- Yusuf, F. A., Alfaridzi, M., & Herdi, T. (2022). Penerapan Algoritma Decision Tree Untuk Klasifikasi KIPV Vaksin Covid-19. *Jurnal Ilmiah FIFO*, 14(2), 155. <https://doi.org/10.22441/fifo.2022.v14i2.005>
- Zelina, N., & Afiyati, A. (2024). Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi M-Banking Menggunakan Algoritma Support Vector Machine dan Decision Tree. *Jurnal Linguistik Komputasional (JLK)*, 7(1), 31–37. <https://doi.org/10.26418/jlk.v7i1.169>