DOI: https://doi.org/10.70052/jka.v3i3.1116

Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Penggunaan Qris Pada Platform Gojek Menggunakan Metode Naives Bayes Class

Aryoso Bimo 1, Willi Rochmah Nursitasari 2*, Noer Azni Septiani3

^{1,2,3}Program Studi Sistem Informasi, Universitas Bina Sarana Informatika Jl. Kramat Raya No.98, Jakarta Pusat, Indonesia

e-mail korespondensi: willirochmah@gmail.com

Submit: 30-09-2025 | Revisi: 06-10-2025 | Terima: 10-10-2025 | Terbit online: 14-10-2025

Abstrak - QRIS (Quick Response Code Indonesian Standard) merupakan standar pembayaran digital yang dirancang oleh Bank Indonesia untuk menyatukan berbagai layanan pembayaran berbasis kode QR di Indonesia. Salah satu platform digital besar yang telah mengadopsi QRIS adalah Gojek, yang menghadirkan metode pembayaran ini untuk meningkatkan kemudahan, kecepatan, serta kenyamanan dalam bertransaksi. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen masyarakat terhadap penggunaan QRIS pada platform Gojek dengan menerapkan metode Naive Bayes Classifier. Data sebanyak 2.998 ulasan masyarakat dikumpulkan dari media sosial dan forum daring, kemudian diproses melalui tahapan preprocessing seperti pembersihan data, tokenisasi, penghapusan stopword, dan stemming. Setelah itu, fitur teks diekstraksi menggunakan metode TF-IDF untuk menghasilkan representasi numerik yang lebih akurat. Data yang telah diproses kemudian diklasifikasikan ke dalam tiga kategori sentimen: positif, negatif, dan netral. Temuan ini menegaskan bahwa penerapan QRIS pada Gojek telah diterima dengan baik oleh masyarakat serta dapat menjadi masukan penting bagi pengembang layanan digital dalam mengoptimalkan kualitas, efektivitas, dan kenyamanan sistem pembayaran nontunai di masa depan.

Kata Kunci: QRIS, Gojek, Analisis Sentimen, Naïve Bayes, Pembayaran Digital

Abstract - The Quick Response Code Indonesian Standard (QRIS) is a digital payment standard developed by Bank Indonesia to unify various QR-based payment services in Indonesia. One of the major digital platforms that has adopted QRIS is Gojek, which integrates this payment method to enhance convenience, speed, and user experience in transactions. This study aims to analyze public sentiment toward the use of QRIS on the Gojek platform by applying the Naive Bayes Classifier method. A total of 2.998 user reviews were collected from social media and online forums, then processed through several preprocessing stages including data cleaning, tokenization, stopword removal, and stemming. Subsequently, textual features were extracted using the TF-IDF method to generate more accurate numerical representations. The processed data were then classified into three sentiment categories: positive, negative, and neutral. These findings indicate that the implementation of QRIS on Gojek has been well-received by the public and can provide valuable insights for digital service developers to further optimize the quality, effectiveness, and convenience of cashless payment systems in the future.

Keywords: QRIS, Gojek, Sentiment Analysis, Naïve Bayes, Digital Payment

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi digital telah membawa perubahan signifikan dalam sistem pembayaran di Indonesia. Bank Indonesia melalui Quick Response Code Indonesian Standard (QRIS) menghadirkan standar pembayaran berbasis kode QR untuk menyatukan berbagai layanan pembayaran digital. Dengan adanya QRIS, masyarakat dapat melakukan transaksi nontunai dengan lebih mudah, cepat, dan praktis hanya melalui satu kode QR. Salah satu platform besar yang telah mengintegrasikan QRIS adalah Gojek, yang menyediakan layanan pembayaran ini untuk meningkatkan kenyamanan pengguna dalam bertransaksi.

Salah satu metode yang efektif untuk tujuan ini adalah Naive Bayes Classifier. Analisis sentimen sendiri merupakan proses otomatis dalam memahami serta mengelola data dalam bentuk teks untuk menggali informasi dari suatu opini [2]. Dalam penelitian ini, klasifikasi sentimen dilakukan dengan menghitung jumlah kata positif dan negatif dalam setiap opini. Jika kata positif lebih banyak, opini dikategorikan sebagai sentimen positif; jika kata negatif lebih dominan, maka dikategorikan sebagai sentimen negatif. [3]. Dengan menganalisis data opini masyarakat menggunakan metode ini, dapat diperoleh wawasan yang berguna bagi pengembang aplikasi maupun pemangku kebijakan untuk meningkatkan kualitas layanan pembayaran digital, khususnya melalui QRIS.



Terdapat beberapa penelitian terdahulu mengenai analisis sentiment tanggapan masyarakat terhadap penggunaan QRIS di aplikasi gojek yang telah dilakukan, namun terdapat perbedaan seperti jumlah dataset, waktu pengambilan data, serta uji. (Yuniar & Kismiantini, 2023) Berdasarkan judul "Analisis Sentimen Ulasan pada Gojek Menggunakan Metode Naïve Bayes", penelitian ini menggunakan data ulasan pengguna yang dikumpulkan selama periode 1 hingga 31 Januari 2023, dengan total sebanyak 4.198 ulasan. Hasil analisis menunjukkan bahwa mayoritas ulasan tersebut memiliki kecenderungan sentimen yang bersifat positif. Penelitian ini juga melakukan evaluasi terhadap performa model dengan tiga skenario rasio pembagian data pelatihan dan data pengujian, vaitu 70%:30%, 80%:20%, dan 90%:10%. Dari ketiga rasio tersebut, akurasi tertinggi diperoleh pada skenario pembagian 90% data pelatihan dan 10% data pengujian, dengan tingkat akurasi mencapai 89,9%. (Rizki Rinaldi et al., 2024) Berdasarkan judul "Penerapan Metode Naive Bayes Classifier pada Analisis Sentimen Aplikasi GoPay", penelitian ini dilakukan dengan mengumpulkan 1.000 ulasan pengguna aplikasi GoPay melalui proses web scraping. Setelah dilakukan analisis menggunakan metode Naïve Bayes Classifier, diperoleh hasil bahwa 649 ulasan tergolong sentimen positif, sementara 351 lainnya merupakan sentimen negatif. Evaluasi performa model menggunakan confusion matrix menunjukkan nilai akurasi sebesar 85%, presisi 84%, recall 96%, dan F1-score sebesar 90%. Temuan ini mengindikasikan bahwa sebagian besar pengguna memberikan ulasan yang bersifat positif terhadap aplikasi GoPay. (Paramita & Ibrahim, 2023) Dalam penelitian yang berjudul "Metode Klasifikasi Analisis Sentimen pada Media Sosial", digunakan data opini berbahasa Indonesia mengenai merek Smartfren yang diambil dari forum diskusi Kaskus. Total data yang dianalisis berjumlah 7.386 kalimat opini. Penelitian ini menggunakan 1.000 data sebagai data latih dan 6.388 data sebagai data uji. Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa sebanyak 4.049 opini tergolong dalam kategori sentimen positif, sedangkan 2.339 opini termasuk dalam kategori sentimen negatif. Secara keseluruhan, metode klasifikasi yang diterapkan menghasilkan tingkat akurasi sebesar 98,40%.

Pada penjelasan dilatar belakang diketahui bahwa penggunaa QRIS sebagai metode pembayaran digital saat ini belum sepenuhnya dapat diterima baik oleh masyarakat, terutama bagi kaum lansia. Hal tersebut memungkinkan penulis untuk mengetahui tingkat presentase atau opini pengguna ke dalam pengklasifikasikan sentiment positif dan sentiment negatif. Dalam melakukan klasifikasi sentiment diperlukan pemulihan metode untuk menghasilkan nilai sentiment yang akurat. Penulis memilih menggunakan metode text mining jenis classification dengan bantuan algoritma Naïve Bayes Class, sebuah algoritma klasifikasi yang menggunakan frekuensi dokumen untuk menghitung probabilitas sebuah kelas atau label dan mengidentifikasi pola kesamaan karakteristik dalam sebuah kelas data.

Untuk menghasilkan nilai sentimen yang akurat, digunakan metode text mining berbasis klasifikasi dengan algoritma Naïve Bayes Classifier. Algoritma ini menghitung probabilitas suatu kelas berdasarkan frekuensi kemunculan kata dalam dokumen, serta mengenali pola karakteristik dalam data. Naïve Bayes efektif memproses data dalam jumlah besar dan memberikan hasil klasifikasi yang akurat. Agar hasil klasifikasi sentimen lebih akurat, tahap awal yang penting dalam metode text mining dengan algoritma *Naive Bayes* adalah *text preprocessing*. Proses ini bertujuan untuk menyiapkan data teks sebelum dianalisis, yang mencakup beberapa langkah: *cleansing*, *case folding*, *tokenizing*, normalisasi, *stopword removal*, dan *stemming*.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini termasuk dalam jenis penelitian kuantitatif dengan pendekatan data mining, yang bertujuan untuk menganalisis sentimen masyarakat terhadap penggunaan QRIS pada platform Gojek. Jenis penelitian ini bersifat deskriptif analitis, karena berfokus pada pengumpulan, pengolahan, dan analisis data tekstual untuk memperoleh informasi mengenai sentimen pengguna.

Metode Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) merupakan salah satu teknik yang digunakan dalam pemrosesan teks dan pemodelan bahasa alami. Tujuan utamanya adalah untuk menilai tingkat kepentingan suatu kata (term) dalam sebuah dokumen, dengan mempertimbangkan konteks dari keseluruhan kumpulan dokumen. Pendekatan TF-IDF menggabungkan dua komponen utama dalam perhitungannya:

- a. Term Frequency (TF) digunakan untuk mengukur seberapa sering sebuah kata muncul dalam suatu dokumen. Pendekatan yang umum digunakan dalam menghitung TF adalah dengan membagi jumlah kemunculan kata tersebut dengan total jumlah kata dalam dokumen. Dalam penerapannya, TF juga dapat dimodifikasi menggunakan skema penimbangan yang lebih kompleks untuk mencerminkan pentingnya suatu kata secara lebih akurat.
- b. Inverse Document Frequency (IDF) digunakan untuk menilai tingkat kepentingan suatu kata dalam konteks keseluruhan kumpulan dokumen. Kata-kata yang jarang muncul di seluruh koleksi dokumen akan memiliki nilai IDF yang lebih tinggi. Perhitungan IDF dilakukan dengan membagi jumlah total dokumen dalam koleksi dengan jumlah dokumen yang mengandung kata tersebut, kemudian hasilnya diubah menggunakan fungsi logaritma guna menghasilkan skala yang lebih halus dan terkontrol

Preprocessing teks merupakan langkah awal dalam text mining yang bertujuan untuk mengubah data mentah menjadi bentuk yang lebih terstruktur dan mudah dianalisis. Data mentah seringkali tidak valid dan

Case Foliating

Tokenizing

Normalisasi

Stop Removal

mungkin memiliki banyak kesalahan. Teknik preprocessing teks terdiri dari beberapa tahapan [5].

Sumber: (Zamzami et al., 2024)

Gambar 1. Text Preprocessing

- 1. Tahap pembersihan (*cleansing*) pertama membersihkan data dari kata-kata yang tidak penting seperti simbol, akun, *hastag*, dan *link URL*.
- 2. Normalisasi Huruf (Case Folding) adalah proses mengubah huruf besar menjadi huruf cetak kecil atau huruf besar menjadi huruf kecil.
- 3. Tokenisasi (*Tokenizing*): Kalimat dalam data akan dipecah atau dipisahkan menjadi beberapa token atau kata demi kata.
- 4. Normalisasi: Perubahan data menjadi kata baku atau bahasa informal dilakukan setelah mengumpulkan data yang mengandung kata singkatan atau non-baku.
- 5. Penghapusan Kata tidak bermakna (*Stopword*): Teknik ini menghilangkan kata- kata yang tidak penting, tidak bermakna, atau tidak penting. Kata hubung atau kata ganti yang digunakan dalam komentar merupakan contohnya.
- 6. Penghapusan Imbuhan (Stemming): Proses mengubah kata berimbuhan menjadi kata dasar

Naive Bayes Classifier adalah metode klasifikasi yang terdiri dari beberapa tahapan, mulai dari penggunaan data pelatihan (training data), penerapan algoritma pembelajaran (learning algorithm), pembentukan model, hingga pengujian menggunakan data uji (test data), yang akhirnya menghasilkan keputusan klasifikasi yang akurat [10]. Salah satu keunggulan utama dari metode ini adalah kemampuannya menghasilkan estimasi yang baik meskipun hanya menggunakan sejumlah kecil data pelatihan.

Terdapat beberapa jenis Naive Bayes, yang paling umum adalah:

- a. *Multinomial Naive Bayes*: Digunakan untuk menangani variabel diskrit, jenis Naive Bayes ini umum diterapkan dalam klasifikasi teks, di mana setiap kata dalam dokumen dianggap sebagai fitur yang mewakili karakteristik dokumen tersebut.
- b. *Gaussian Naive Bayes*: digunakan untuk menangani variabel kontinu, dengan asumsi bahwa setiap nilai fitur mengikuti distribusi Gaussian atau distribusi normal.
- c. Bernoulli Naive Bayes: digunakan untuk variabel biner, dan sangat cocok untuk tugas klasifikasi biner di mana setiap fitur direpresentasikan dalam bentuk nilai biner, seperti keberadaan atau ketiadaan suatu atribut dalam data.

Web scrapping adalah teknik untuk mendapatkan informasi dari situs tertentu secara manual yang dilakukan dengan cara menyalin informasi secara manual maupun otomatis [10]. Web scraping berfokus pada mendapatkan data yang dilakukan dengan cara pengambilan dan ekstraksi. Manfaatnya agar informasi yang telah disalin dapat disaring sehingga mempermudah melakukan pencarian suatu data dengan ukuran yang bervariasi [6]. Data yang diperoleh biasanya disimpan dalam format CSV, *Excel*, database, atau JSON. Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari sumber-sumber yang telah tersedia sebelumnya berbentuk teks (komentar atau ulasan) yang memuat opini masyarakat terhadap penggunaan fitur QRIS di aplikasi Gojek. Data ini bersifat tidak terstruktur dan perlu diproses lebih lanjut sebelum dianalisis.

Data diambil dari platform digital yang bersifat terbuka (open access), antara lain: Google Play Store Review untuk memperoleh ulasan pengguna terhadap aplikasi Gojek., Google Review atau forum publik lainnya – sebagai tambahan jika tersedia data relevan, data diperoleh menggunakan metode web scraping dengan bantuan bahasa pemrograman Python dan pustaka-pustaka berikut:, beautifulSoup— untuk mengambil data dari halaman web seperti ulasan di Google Play Store, pandas — untuk menyimpan data dalam format tabular (CSV atau Excel). Contoh kata kunci yang digunakan dalam pengumpulan data: "QRIS Gojek", "Bayar pakai QR di Gojek", "QRIS

Gopay", "Pembayaran QRIS di aplikasi Gojek". Dan dalam pengumpulan data, ditetapkan kriteria komentar/opini menggunakan bahasa Indonesia, komentar memiliki konteks yang relevan dengan fitur QRIS pada Gojek, rentang waktu pengambilan data adalah 3–6 bulan terakhir agar tetap aktual, dan komentar yang mengandung spam, iklan, atau tidak mengandung informasi opini akan dihapus pada tahap *preprocessing*

Jumlah data yang ditargetkan untuk dikumpulkan adalah sebanyak 1000–3000 komentar dan kemudian diberikan label sentimen (positif, negatif, atau netral), dan dibagi menjadi dua bagian: data latih (training set) dan data uji (testing set) dengan perbandingan umum 80:20. Pengumpulan data dilakukan dengan tetap memperhatikan etika penelitian. Hanya data dari sumber terbuka (publik) yang digunakan, dan informasi sensitif seperti nama pengguna, ID akun, dan data pribadi lainnya tidak disimpan atau disebarkan. Penelitian ini hanya bertujuan untuk keperluan akademik. Analisis sentimen merupakan proses yang digunakan untuk mendeteksi serta mengkategorikan opini atau emosi yang terdapat dalam suatu teks, apakah bersifat positif, negatif, atau netral. Tujuan utamanya adalah untuk memahami pandangan dan perasaan pengguna terhadap suatu topik atau entitas tertentu yang dapat memberikan wawasan berharga bagi pengembang produk, pemasar, dan peneliti [7]. Analisis sentimen banyak digunakan untuk memahami persepsi publik terhadap produk, layanan, atau kebijakan. Dalam penelitian ini, analisis sentimen dilakukan terhadap komentar masyarakat yang berkaitan dengan penggunaan QRIS di Gojek, yang diambil dari media sosial atau platform digital[13].

3. Hasil dan Pembahasan

Program memulai pengambilan (scraping) data ulasan dari halaman aplikasi Gojek di Google Play Store.



Gambar 2. Tampilan *Interface Naïve Bay*

Gambar 2 menunjukkan tahap pembersihan dan pembagian data dalam analisis sentimen pengguna QRIS di Gojek, di mana dari 3000 ulasan awal yang berhasil dikumpulkan, 1 data kosong (NaN) dihapus sehingga tersisa 2999 data bersih. Data ini kemudian dibagi menjadi 2399 data (80%) untuk training set dan 600 data (20%) untuk testing set, yang akan digunakan untuk melatih dan menguji model Naive Bayes agar dapat mengklasifikasikan sentimen dengan akurat. Proses ini memastikan data valid dan terdistribusi dengan baik sehingga hasil analisis sentimen menjadi lebih dapat diandalkan.

#roses		Durasi			
Waktu Training		0.18 deti	ik .		
METRIK EVA	LUASI				
Label	Pr	ecision	Recall	F1-Score	Support
negatif		0.4198	0.679	0.5189	81
netral		0.8379	0.6618	0.7395	414
positif		0.5141	9.6952	0.5911	105
Rata-rata		0.5986	8.6787	0.6165	600

Gambar 3. Process Training Data dan Output Tabel Metric Evaluation

Gambar 3 hasil pelatihan model Naive Bayes pada data ulasan pengguna QRIS di Gojek, di mana proses training selesai 100% hanya dalam waktu 0,18 detik, kemudian model diuji pada 600 data testing dengan menghasilkan metrik evaluasi yang merinci precision, recall, dan f1-score untuk masing-masing label sentimen: negatif (precision 0,4198, f1-score 0,5189), netral (precision 0,8379, f1- score 0,7395), dan positif (precision 0,5411, f1-score 0,5911). Secara keseluruhan, model mencapai akurasi 67%, yang menunjukkan kemampuan model cukup baik dalam membedakan ketiga kelas sentimen meskipun masih ada ruang untuk perbaikan terutama

pada kelas negatif yang memiliki presisi terendah.

I TABEL 3: PERSENTASE HASIL SENTIMEN					
Label	Jumlah Data	Persentase			
netral	2070	69.02%			
positif	524	17.47%			
negatif	405	13.5%			

Gambar 4. Tampilan Tabel Output Presentase Hasil Sentimen

Gambar 4 menampilkan tabel distribusi hasil analisis sentimen yang menunjukkan mayoritas ulasan pengguna QRIS di Gojek bersentimen netral sebanyak 2070 data (69,02%), diikuti sentimen positif sebesar 524 data (17,47%), dan sentimen negatif paling sedikit dengan 405 data (13,5%), yang menggambarkan bahwa sebagian besar pengguna memberikan ulasan netral terkait pengalaman mereka menggunakan QRIS, sementara ulasan positif dan negatif jumlahnya relatif lebih kecil.

TABEL 4: REKAP TOP KATA DOMINAN PER LABEL					
Label	Persentase	Top Kata Dominan			
negatif	13.5%	driver, aplikasi, susah, nya, pesan			
positif	17.47%	aplikasi, bagus, nya, driver, mudah			
netral	69.02%	driver, aplikasi, nya, pesan, gojek			

Gambar 5. Tabel Output Recap kata dominan per Label

Gambar 5 menunjukkan tabel rekap kata dominan dari hasil analisis sentimen, di mana pada sentimen negatif (13,5%) kata yang sering muncul adalah "driver", "aplikasi", "susah", "nya", dan "pesan", sedangkan pada sentimen positif (17,47%) kata dominannya "aplikasi", "bagus", "nya", "driver", dan "mudah", sementara pada sentimen netral (69,02%) kata dominan meliputi "driver", "aplikasi", "nya", "pesan", dan "gojek", yang mengindikasikan fokus utama ulasan pengguna berkisar pada pengalaman dengan driver, aplikasi, dan layanan pemesanan.



Gambar 6. Hasil Output Wordcloud Positif

Wordcloud output pada gambar 6 menunjukkan hasil analisis dari ulasan dengan sentimen positif, di mana kata-kata yang paling sering muncul adalah "aplikasi", "bagus", "mudah", "driver", "cepat", dan "gojek", yang mencerminkan aspek-aspek yang banyak diapresiasi pengguna seperti kemudahan penggunaan aplikasi, kecepatan layanan, dan kualitas driver, sehingga kata-kata ini menjadi indikator utama kepuasan pengguna terhadap pengalaman mereka menggunakan QRIS di Gojek.



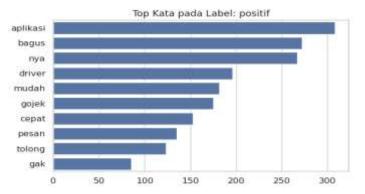
Gambar 7. Hasil Output Wordcloud Netral

Wordcloud pada gambar 7 merepresentasikan kata-kata dominan dari ulasan pengguna dengan sentimen netral, di mana kata seperti "driver", "aplikasi", "nya", "gojek", "pesan", dan "gak" paling sering muncul, menunjukkan bahwa pengguna banyak memberikan komentar deskriptif atau naratif seputar pengalaman mereka tanpa ekspresi emosi yang kuat, misalnya terkait layanan driver, proses pemesanan, atau penggunaan aplikasi, yang mencerminkan ulasan netral yang lebih bersifat informatif dibandingkan menunjukkan kepuasan atau ketidakpuasan.



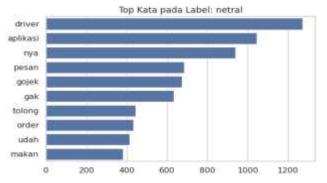
Gambar 8. Hasil Output Wordcloud Negatif

Hasil output wordcloud negatif pada gambar 8 menunjukkan beberapa kata kunci yang dominan, yaitu "lambat", "masuk", "restor", "sukabata", dan "makan". Kata-kata ini mencerminkan keluhan atau umpan balik negatif dari pelanggan, seperti keterlambatan ("lambat"), masalah saat masuk ("masuk"), pengalaman buruk terkait restoran ("restor"), lokasi atau layanan yang tidak memuaskan ("sukabata"), serta kualitas makanan ("makan"). Wordcloud ini membantu mengidentifikasi area masalah utama yang perlu diperbaiki untuk meningkatkan kepuasan pelanggan.



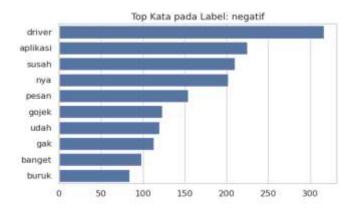
Gambar 9. Hasil Output Top kata Positif

Hasil output grafik pada gambar 9, top kata pada label positif menunjukkan kata-kata yang paling sering muncul dalam umpan balik positif, di antaranya adalah "aplikasi", "bagus", "nya", "driver", "mudah", "golek", "cepat", "pesan", "tolong", dan "gak". Kata-kata ini mencerminkan kepuasan pengguna terhadap layanan, seperti kemudahan penggunaan aplikasi ("aplikasi", "mudah"), kualitas layanan yang baik ("bagus", "cepat"), pengalaman positif dengan driver ("driver"), serta kemudahan dalam memesan ("pesan"). Meskipun ada kata "gak" yang biasanya negatif, dalam konteks ini mungkin digunakan sebagai pengecualian atau bagian dari frasa positif.



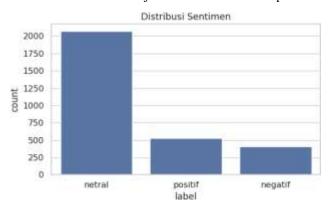
Gambar 10. Hasil *Output* Top kata Netral

Hasil output grafik pada gambar 10, top kata pada label netral menampilkan kata-kata yang paling sering muncul dalam umpan balik netral, seperti "driver", "agilikasi" (mungkin typo dari "aplikasi"), "nya", "pesan", "gojek", "gak", "kolong", "order", "udah", dan "makan". Kata-kata ini menunjukkan komentar atau tanggapan yang tidak secara eksplisit positif maupun negatif, melainkan bersifat informasional atau netral. Misalnya, kata "driver", "pesan", dan "order" mungkin merujuk pada proses layanan yang biasa saja, sementara "gak" dan "udah" bisa menjadi bagian dari konfirmasi atau pernyataan biasa. Frekuensi tinggi kata-kata ini mencerminkan topiktopik umum yang sering dibicarakan pengguna tanpa sentimen kuat, sehingga berguna untuk memahami interaksi rutin dalam layanan.



Gambar 11. Hasil Output Top kata Negatif

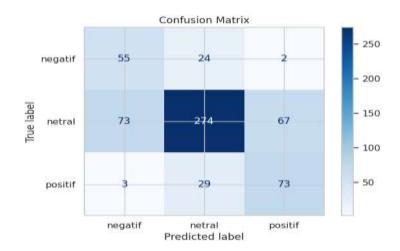
Berdasarkan hasil visualisasi word frequency pada gambar 11, label negatif, teridentifikasi sejumlah keyword dominan yang merepresentasikan keluhan atau umpan balik negatif dari pengguna. Kata-kata kunci tersebut meliputi: "driver", "sqlitassi", "susash", "nya", "pessan", "gylek", "udash", "gok", "barquet", dan "buruk". Beberapa kata menunjukkan indikasi typo atau variasi penulisan yang tidak baku, seperti "sqlitassi" (diduga terkait kata "pelayanan" atau "pelit"), "gylek" (variasi dari "Gojek"), dan "pessan" (kemungkinan maksud "pesan"). Kata "buruk" secara eksplisit menyiratkan evaluasi negatif, sementara kata "driver" yang muncul dengan frekuensi tinggi mengindikasikan bahwa isu terkait driver menjadi fokus utama ketidakpuasan.



Gambar 12. Hasil Output Distribusi Sentimen

Berdasarkan hasil visualisasi grafik distribusi sentimen pada gambar 12, terlihat bahwa jumlah umpan balik pengguna didominasi oleh sentimen netral dengan frekuensi tertinggi, diikuti oleh sentimen positif, dan kemudian sentimen negatif sebagai yang paling rendah. Distribusi ini mengindikasikan bahwa sebagian besar interaksi atau tanggapan pengguna cenderung bersifat informasional atau tidak mengandung ekspresi emosi yang kuat, sementara umpan balik positif masih lebih banyak dibandingkan umpan balik negatif.

Hal ini dapat mencerminkan bahwa layanan secara umum telah memenuhi ekspektasi pengguna, meskipun masih terdapat ruang untuk peningkatan, terutama dalam mengurangi frekuensi umpan balik negatif. Dominasi sentimen netral juga menyarankan perlunya analisis lebih mendalam untuk memahami konteks di balik tanggapan tersebut, apakah benar-benar netral atau mengandung potensi sentimen yang tidak terklasifikasi dengan tepat. Temuan ini menjadi dasar penting untuk mengevaluasi strategi peningkatan kualitas layanan dan pengalaman pengguna secara lebih terarah.



Gambar 13. Hasil Output Confusion Matrix

Berdasarkan hasil confusion matrix pada gambar 13, terlihat bahwa model klasifikasi sentimen menunjukkan variasi performa dalam memprediksi tiga kategori label, yaitu negatif, netral, dan positif. Untuk sentimen negatif, model mampu memprediksi dengan benar sebanyak 55 instance (true negative), namun terdapat 73 instance yang sebenarnya negatif tetapi terprediksi sebagai netral (false neutral) dan 24 instance yang terprediksi sebagai positif (false positive). Pada sentimen netral, model mencapai 214 prediksi benar (true neutral), tetapi masih terdapat 29 instance netral yang salah prediksi sebagai negatif (false negative). Sementara untuk sentimen positif, model menunjukkan akurasi yang lebih baik dengan 250 prediksi benar (true positive), meskipun terdapat 67 instance positif yang terprediksi sebagai netral (false neutral) dan 2 instance yang terprediksi sebagai negatif (false negative). Secara keseluruhan, model cenderung lebih baik dalam mengklasifikasikan sentimen positif dan netral dibandingkan negatif, yang ditandai dengan tingginya angka false neutral dan false positive pada kategori negatif.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian mengenai analisis sentimen masyarakat terhadap penggunaan QRIS pada platform Gojek dengan menggunakan metode Naive Bayes Classifier, dapat disimpulkan bahwa mayoritas ulasan masyarakat cenderung memberikan sentimen positif terhadap layanan tersebut. Hal ini menunjukkan bahwa QRIS dinilai praktis, aman, dan mendukung transaksi non-tunai secara lebih efisien. Dari sisi teknis, penerapan metode Naive Bayes terbukti mampu mengklasifikasikan sentimen dengan tingkat akurasi yang tinggi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa pembagian data dengan rasio 90% untuk training dan 10% untuk testing menghasilkan performa terbaik dengan tingkat akurasi mencapai ±89,9%. Hal ini menunjukkan bahwa Naive Bayes Classifier dapat digunakan secara efektif untuk menganalisis data ulasan berbasis teks dalam jumlah besar serta memberikan hasil yang konsisten. Dengan demikian, penelitian ini memperlihatkan bahwa integrasi QRIS pada platform Gojek tidak hanya mendapatkan penerimaan positif dari masyarakat, tetapi juga memiliki potensi besar dalam memperluas ekosistem pembayaran digital di Indonesia. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi masukan bagi pihak penyedia layanan, baik Gojek maupun regulator, untuk terus meningkatkan kualitas layanan, memperluas literasi transaksi non-tunai, serta memastikan keberlanjutan adopsi QRIS dalam mendukung perkembangan ekonomi digital nasional.

Referensi

- [1] M. Bagas, D. Putra, and E. Setiawan, "Metode lexicon based untuk analisis sentimen pengguna twitter terhadap kinerja isp (studi kasus : Indihome, biznet, myrepublic," Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika, vol. 8, no. ue 6), 2024.
- [2] K. Diah Indarwati and H. Februariyanti, "Analisis sentimen terhadap kualitas pelayanan aplikasi go-jek menggunakan metode naive bayes classifier," Jatisi(Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi), vol. 10, no. 2, 2023.
- [3] M. Amar, D. Nasya Berliani, D. Dwi Marta, S. Diva, N. Rahmadani, W. Rahma, F. Ekonomi, B. Islam, and Abdurrahman, "Penggunaan qris di kalangan umkm (studi persepsi dan intensi umkm di kota pekalongan," Journal Economic Excellence Ibnu Sina, vol. 1, no. 3, 2023.
- [4] F. Djiwadikusumah, G. Hayindra Irawan, and R. Haekal Al-Fadilah Web Scraping Situs E-Commerce Menggunakan Teknik Parsing Dom, vol. 7, no. 2, 2021.

- [5] S. Hikmawan, A. Pardamean, S. Nur Khasanah, N. Mandiri, J. Damai No, W. Jati Barat, and J. Selatan, "Halaman: 167-176 terakreditasi peringkat 5 (sinta 5," sesuai SK RISTEKDIKTI Nomor, vol. 20, no. ue 2), 2020.
- [6] E. Martantoh and N. Yanih, "Implementasi metode na"ive bayes untuk klasifikasi karakteristik kepribadiaan siswa di sekolah mts darussa'adah menggunakan php mysql implementation of naive bayes method for classification of student's personality characteristics at mts darussa'adah school using php mysql," JTSI, vol. 3, no. ue 2), 2022.
- [7] R. Mursyid and A. Dwi Indriyanti, "Perbandingan akurasi metode analisis sentimen untuk evaluasi opini pengguna pada platform media sosial (studi kasus: Twitter," Journal of Informatics and Computer Science, vol. 06, 2024.
- [8] D. Nurwahidah, G. Dwilestari, N. Nuris, R. Narasati, and T. Informatika, "Analisis sentimen data ulasan pengguna aplikasi google kelas pada google play store menggunakan algoritma na "ive bayes," Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika, vol. 7, no. ue 6), 2023.
- [9] I. K. Fajar Sodik Pamungkas, "Analisis sentimen dengan svm, naïve bayes dan knn untuk studi tanggapan masyarakat indonesia terhadap pandemi covid-19 pada media sosial twitter," Prisma- Prosiding Seminar Matematika, vol. 4, p. 628–634, 2021
- [10] P. and A. Ibrahim, "Analisis sentimen terhadap pengguna qris (quick respond code indonesian standart) pada twitter menggunakan metode na "ive," Joisie Journal Of Information System And Informatics Engineering, vol. 7, no. 1, p. 1–6, 2023.
- [11] A. Rinaldi, J. Perjuangan No, and B. Majasem Kec Kesambi Kota Cirebon, "Penerapan metode na"ive bayes classifier pada analisis sentimen aplikasi gopay," Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika, vol. 8, no. ue 1), 2024.
- [12] A. Saputra, D. Prasetio Budiman, R. Reynanda, and A. Sari, "Analisis sentimen aplikasi gojek pada twitter menggunakan algoritma naïve bayes," vol. 3, 2024.
- [13] A. Wahyuni Purbohastuti, "Faktor penyebab beralihnya konsumen ojek pangkalan menjadi ojek online," 2018.
- [14] P. Yuniar and Kismiantini, "Analisis sentimen ulasan pada gojek menggunakan metode naive bayes," Statistika, vol. 23, no. 2, p. 164–175, 2023.
- [15] F. Zamzami, R. Hidayat, and R. Fathonah, "Penerapan algoritma naive bayes classifier untuk analisis sentimen komentar twitter proyek pembagunan ikn," Jurnal Tekno Kompak, vol. 17, no. 1, p. 47–57, 2024