Seminar Nasional
FMI 2026 Surabaya
Prosiding

FMI Jawa Timur XVIII 2026

e-ISSN: 3026-4499
Vol. 4
20-22 Oktober 2026

Analisis Sentimen Ulasan Pengguna di Google Playstore terhadap Aplikasi Shopeepay dan Gopay Menggunakan Metode Naïve Bayes

Robertus Sigit Haribowo Lukito, Raphael Luciano Manuhutu & Lena Ellitan

Universitas Katolik Widya Mandala Surabaya, Surabaya

Email: sigit@ukwms.ac.id

Abstract

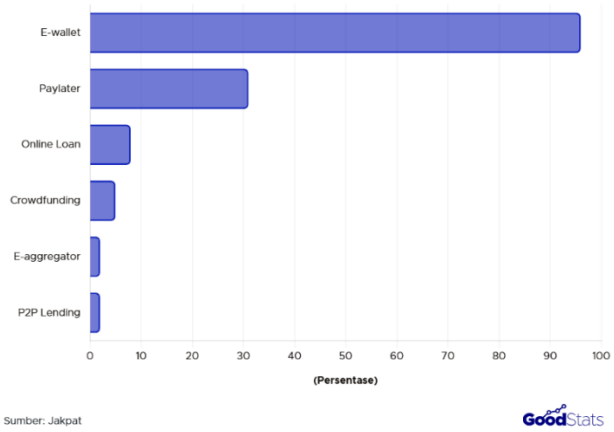
This study aims to analyze user sentiment toward the ShopeePay and GoPay applications based on Google Play Store reviews, evaluate the performance of the Multinomial Naïve Bayes method for sentiment classification, and compare sentiment distributions and dominant issues across both applications. This research addresses a gap in the literature, specifically, the limited number of comparative sentiment analysis studies on Google Play Store reviews for ShopeePay and GoPay that use the Naïve Bayes algorithm on Indonesian-language data. This study employed a quantitative research methodology using a machine learning-based text mining approach. The analysis process included text preprocessing, feature weighting via TF-IDF, and sentiment classification using the Multinomial Naïve Bayes algorithm. The model was evaluated using accuracy, precision, recall, and F1-score. The results indicate that user sentiment toward both applications is generally positive, reflecting a user experience characterized by ease of use, speed, and stability. However, significant negative sentiment was also identified; for GoPay, this primarily relates to transaction failures and balance-related issues, while for ShopeePay, it centers on OTP (One-Time Password) and account verification challenges. The findings suggest that although both applications enjoy high user satisfaction, certain technical aspects still need improvement. This study provides an empirical contribution to e-wallet sentiment analysis in Indonesia and offers practical implications for developers seeking to improve the quality of their digital services.

Keywords Naïve Bayes, sentiment analysis, Gopay and Shopee, consumer satisfaction, Google Playstore.

1. Pendahuluan

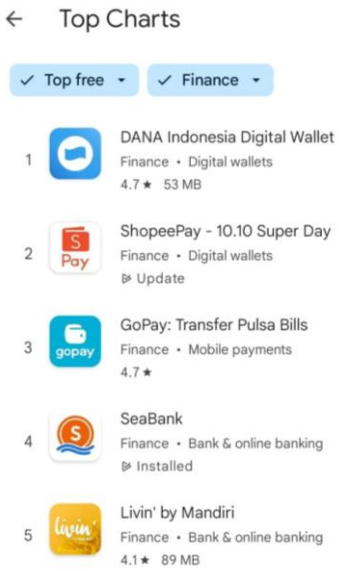
Perkembangan industri teknologi finansial / financial technology (FinTech) mendorong warga Indonesia untuk semakin mengikuti jaman yaitu melalui pembayaran non-tunai atau penggunaan E-wallet. Fintech ini semakin mengalami pertumbuhan pesat di beberapa tahun terakhir, seiring dengan meningkatkatnya akses terdahap teknologi digital di Masyarakat Indonesia. (Data, n.d.). Survei menunjukkan bahwa sebesar 71% pengguna menjadikan e-wallet sebagai alat untuk digunakan sehari-hari sebagai alat pembayaran sehingga e-wallet menjadi komponen penting bagi aktivitas ekonomi digital (InsightAsia, 2024). Dengan integrasi layanan on-demand dan e-commerce, serta insentif promosi yang agresif dari penyedia platform.

FMI Jawa Timur XVIII 2026
e-ISSN: 3026-4499
Vol. 4
20-22 Oktober 2026



Gambar 1 Persentase pengguna macam-macam metode pembayaran digital. (Data, n.d.)

Dapat dilihat dari data tersebut, sebanyak 96% warga Indonesia sudah menggunakan *E-Wallet* untuk metode pembayaran mereka. Diikuti oleh *Paylater* sebanyak 31%, kemudian *Online Loan, Crowdfunding, E-aggregator, dan P2P Lending* yaitu sebesar kurang dari 10%. Dari data tersebut dapat terlihat jelas bahwa penggunaan E-Wallet sudah merupakan pilihan nomor 1 untuk melakukan pembayaran di Indonesia karena mudah digunakan (Data, n.d.). Secara umum *E-Wallet* ada 2 jenis yaitu aplikasi dompet digital independen dan dompet digital yang tertanam pada aplikasi induk. Menurut evaluasi tersebut, aplikasi dompet digital yang tertanam pada induk atau aplikasi lain misalnya Gopay dan Shopeepay, aplikasi induk mereka yaitu Gojek dan Shopee. Sedangkan untuk aplikasi dompet digital independen misalnya OVO, Dana, LinkAja dan lainnya (Widianto et al., 2024).



Gambar 2 Ranking 5 E-Wallet Terbaik pada Google Play Store. (30-9-2025; 09:09)

FMI Jawa Timur XVIII 2026
e-ISSN: 3026-4499
Vol. 4
20-22 Oktober 2026

Terlihat pada gambar tersebut posisi ShopeePay dan GoPay pada Google Play Store terdapat pada posisi yang cukup tinggi yaitu posisi kedua untuk aplikasi ShopeePay dan posisi ketiga untuk aplikasi GoPay. Pada posisi pertama terdapat *E-Wallet* DANA yang merupakan salah satu *E-Wallet* yang paling awal dirilis di Indonesia. Pada posisi keempat terdapat SeaBank yang merupakan Bank Digital satu perusahaan dengan Sea Group sama dengan Shopee. Kemudian pada posisi kelima terdapat Livin' by Mandiri, yang merupakan Bank Digital milik perusahaan Mandiri. Pengambilan data tersebut diambil pada Google Play Store pada tanggal 30 September 2025, pada pukul 09:09 WIB.

Sejumlah studi terdahulu melakukan analisis sentimen pada layanan pembayaran digital (termasuk GoPay, ShopeePay, OVO, DANA) menggunakan metode pembelajaran mesin klasik hasil-hasil penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan seperti Naïve Bayes dapat memberikan baseline performa yang memadai sekaligus membantu mengidentifikasi isu-isu utama yang muncul di media sosial atau platform review. Namun, studi komparatif yang fokus pada ulasan Google Play Store untuk membandingkan persepsi pengguna ShopeePay vs GoPay menggunakan Naïve Bayes masih relatif terbatas, sehingga penelitian ini bertujuan mengisi kekosongan tersebut ("Research Gate Sentiment Analysis," 2025).

Berdasarkan hal-hal di atas, penelitian ini dirancang untuk mengumpulkan ulasan pengguna ShopeePay dan GoPay dari Google Play Store, melakukan pra-prosesing teks berbahasa Indonesia, mengklasifikasikan sentimen ulasan menggunakan metode Naïve Bayes (Multinomial NB) dengan representasi TF-IDF, serta membandingkan distribusi sentimen dan isu dominan antara kedua aplikasi tersebut. Ulasan yang akan saya gunakan adalah ulasan yang paling baru yaitu dengan timeline tahun 2025 dengan kategori *"Newest Rating"* agar mendapatkan hasil paling relevan dan mendapatkan feedback paling terbaru. Hasil penelitian diharapkan memberikan kontribusi ilmiah terkait efektivitas Naïve Bayes pada teks berbahasa Indonesia dan memberikan insight praktis bagi pengembang/ pemangku kepentingan *E-Wallet*.

Algoritma Naïve Bayes menawarkan beberapa manfaat signifikan dalam analisis sentimen, terutama efisiensi komputasinya yang tinggi dalam menangani dataset berukuran besar seperti ulasan pengguna. Keunggulan utamanya terletak pada kemampuannya melakukan klasifikasi dengan cepat meskipun dengan sumber daya komputasi terbatas, berkat asumsi independensi antar fitur yang menyederhanakan perhitungan probabilitas (*Naive Bayes Text Classification*, n.d.). Selain itu, algoritma ini relatif mudah diimplementasikan dan robust terhadap noise data, sehingga cocok untuk pemrosesan teks tidak terstruktur dari ulasan Google Play Store yang sering mengandung variasi bahasa informal, singkatan, atau typo (*Jurafsky, D., & Martin, J. H. (2021)*, n.d.). Performanya yang konsisten pada data berbahasa Indonesia telah terbukti dalam berbagai penelitian yang mencapai akurasi cukup tinggi dalam klasifikasi sentimen ulasan *e-commerce*, menjadikannya pilihan ideal untuk studi komparasi sentimen ShopeePay dan GoPay.

2. Tinjauan Literatur

Perception (Persepsi). Persepsi dalam konteks pengguna aplikasi digital merujuk pada proses kognitif dimana individu menafsirkan, mengorganisasikan, dan memberikan makna terhadap

e-ISSN: 3026-4499
Vol. 4
20-22 Oktober 2026

stimulus yang diterima dari pengalaman menggunakan aplikasi (Qiong, 2017). Persepsi pengguna terhadap aplikasi e-wallet dibentuk melalui tiga tahap: *selective attention* (perhatian selektif terhadap fitur tertentu), *selective distortion* (interpretasi berdasarkan ekspektasi sebelumnya), dan *selective retention* (mengingat pengalaman yang konsisten dengan keyakinan existing). Dalam konteks ShopeePay dan GoPay, persepsi pengguna terhadap kecepatan transaksi, kemudahan UI/UX, dan keandalan sistem akan membentuk *brand perception* yang mempengaruhi loyalitas pengguna (Sharma, 2020).

Teori Analisis Sentimen. Analisis sentimen, yang juga dikenal sebagai *opinion mining*, adalah cabang dari klasifikasi teks yang bertujuan untuk mengevaluasi opini, emosi, atau sikap yang diekspresikan dalam suatu teks terhadap entitas tertentu. Proses ini melibatkan pemrosesan bahasa alami (*Natural Language Processing*), analisis teks, dan komputasi linguistik untuk mengidentifikasi dan mengkategorikan sentimen sebagai positif, negatif, atau netral (Rahel Lina Simanjuntak et al., 2023a).

Feedback (Umpan Balik). Umpan balik adalah respon atau reaksi yang diberikan oleh individu terhadap suatu tindakan, layanan, atau produk yang mereka terima (Hattie & Timperley, 2007). Dalam konteks layanan digital seperti ShopeePay dan GoPay, feedback yang diberikan oleh pengguna dapat berupa penilaian, komentar, atau saran terhadap pengalaman penggunaan aplikasi. Umpan balik berperan penting sebagai sarana komunikasi dua arah antara penyedia layanan dan pengguna, di mana penyedia dapat memahami kebutuhan dan ekspektasi pengguna, sedangkan pengguna merasa didengar dan dihargai. Selain itu, umpan balik yang dianalisis secara sistematis dapat menjadi dasar pengambilan keputusan strategis untuk meningkatkan kualitas produk dan layanan.

Review (Ulasan). Ulasan adalah bentuk penyampaian opini, evaluasi, atau pengalaman yang ditulis oleh pengguna terhadap suatu produk atau layanan setelah mereka menggunakannya (Chevalier & Mayzlin, n.d.). Ulasan online berfungsi sebagai salah satu bentuk komunikasi elektronik dari konsumen yang dapat mempengaruhi persepsi dan keputusan pembelian pengguna lain. Dalam konteks aplikasi digital, ulasan yang diberikan pengguna melalui platform seperti Google Play Store mencerminkan kepuasan, ketidakpuasan, atau saran perbaikan yang bermanfaat bagi penyedia layanan. Ulasan juga menjadi data penting dalam analisis sentimen, karena melalui teks ulasan tersebut dapat diketahui kecenderungan sikap pengguna terhadap layanan (Mayzlin et al., n.d.). Dengan demikian, review tidak hanya berfungsi sebagai sarana komunikasi antara pengguna dan penyedia layanan, tetapi juga sebagai indikator kualitas yang dapat memengaruhi reputasi serta strategi pengembangan produk.

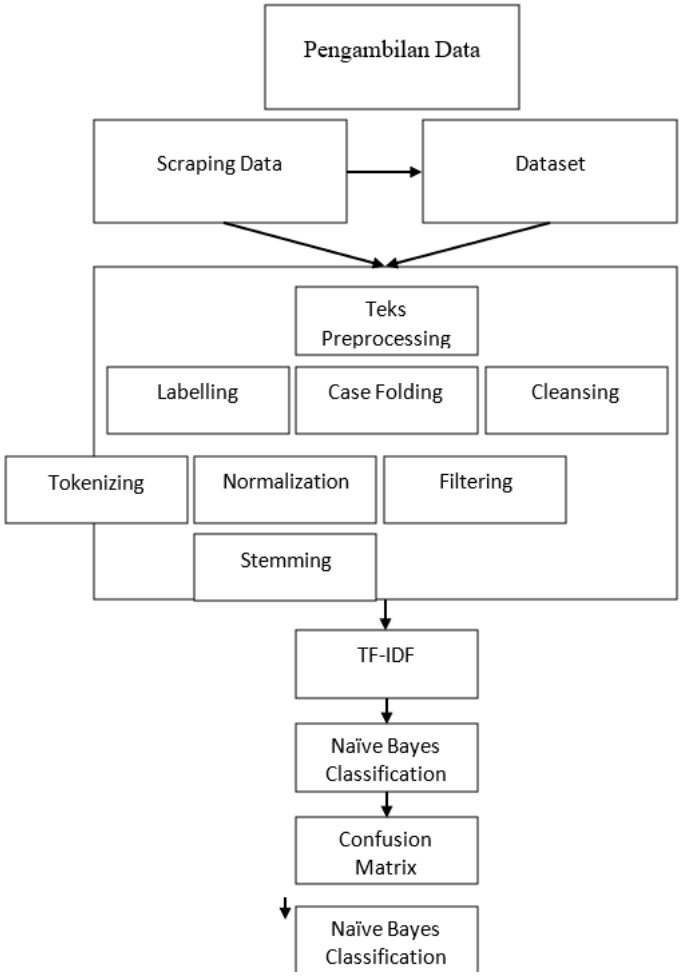
Teori TF-IDF. *Term Frequency* (TF) adalah tahapan untuk melakukan perhitungan jumlah *ter*m (token) yang terdapat pada dataset yang dianggap memiliki kepentingan yang sesuai dengan jumlah kemunculan kata (term). *Invers Document Frequency* (IDF) merupakan proses perhitungan bobot yang berfokus pada seberapa sering terdapat kata (term) pada banyak dokumen yang berbeda, semakin tinggi intensitas suatu kata muncul pada banyak dokumen yang berbeda maka akan diberikan bobot rendah (Widianto et al., 2024).

Teori Naive Bayes. Naïve Bayes adalah salah satu algoritma klasifikasi berbasis probabilistik

FMI Jawa Timur XVIII 2026
e-ISSN: 3026-4499
Vol. 4
20-22 Oktober 2026

yang digunakan dalam analisis sentimen. Algoritma ini didasarkan pada Teorema Bayes, yang menghitung probabilitas suatu kelas berdasarkan probabilitas sebelumnya dengan asumsi bahwa setiap fitur bersifat independen. Dalam analisis sentimen, Naïve Bayes bekerja dengan menghitung probabilitas suatu kata muncul dalam kategori sentimen tertentu berdasarkan data pelatihan. Keunggulan utama dari Naïve Bayes adalah kecepatan dan efisiensinya dalam menangani dataset besar, meskipun asumsi independensinya sering kali tidak terpenuhi dalam data teks nyata (Rahel Lina Simanjuntak et al., 2023b).

Kerangka Konseptual. Berdasarkan latar belakang dan rumusan masalah yang ada pada Bab I, kerangka konseptual atau flowchart untuk penelitian ini adalah sebagai berikut :



Gambar 3 Kerangka Konseptual. Sumber: Data Diolah (2025)

Berikut uraian dari gambar Tahapan Penelitian tersebut : (1) Pengambilan data: Pengambilan data ini dilakukan dengan metode *web scraping* data pada Google Play Store dengan menggunakan Bahasa pemograman *Python*. (2) *Teks Preprocessing*: Dataset akan diberikan label, kemudian data akan diproses dengan melibatkan beberapa langkah meliputi *labelling,*

e-ISSN: 3026-4499
Vol. 4
20-22 Oktober 2026

case folding, cleansing, tokenizing, normalization, filtering, dan *stemming*. (3) *Feature Extraction*: Setelah *preprocessing*, akan dilakukan perhitungan bobot kata, metode yang digunakan adalah *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TN-IDF). (4) *Classification*: Metode yang digunakan untuk melakukan klasifikasi adalah Naïve Bayes. (5) *Evaluation and Visualization*: Untuk tahapan terakhir yaitu melakukan pengukuran kinerja algoritma yang digunakan dalam proses klasifikasi dengan menggunakan *Confusion Matrix*, dan hasil evaluasi kemudian di visualisasikan.

3. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kualitatif, yang bertujuan untuk memahami secara mendalam persepsi dan pengalaman pengguna terhadap aplikasi ShopeePay dan GoPay melalui ulasan yang mereka tulis di Google Play Store. Pendekatan kualitatif dipilih karena penelitian ini berfokus pada makna, ekspresi, dan konteks yang muncul dalam teks ulasan, bukan sekadar angka statistik.

Penggunaan analisis sentimen berbasis teks dalam pendekatan kualitatif memungkinkan peneliti untuk mengidentifikasi tema, pola bahasa, kecenderungan emosi, serta aspek layanan yang dianggap penting oleh pengguna. Meskipun penelitian ini menggunakan bantuan algoritma Naïve Bayes untuk mengelompokkan sentimen, interpretasi hasil tetap dilakukan secara kualitatif dengan memahami konteks dan substansi ulasan.

Setting atau Situs (Lokasi) Penelitian. Setting penelitian ini adalah platform Google Play Store, khususnya pada halaman ulasan aplikasi ShopeePay dan GoPay. Google Play Store dipilih karena merupakan platform resmi distribusi aplikasi Android yang menyediakan ruang bagi pengguna untuk memberikan ulasan secara terbuka.Google Play Store menyediakan ulasan aktual dan langsung dari pengguna yang benar-benar menggunakan aplikasi.Dengan demikian, Google Play Store menjadi lokasi penelitian yang tepat untuk menggali pemahaman terkait pengalaman pengguna ShopeePay dan GoPay.

Jenis dan Sumber Data. Dalam penelitian ini, data yang digunakan adalah data sekunder yang diperoleh dari ulasan pengguna aplikasi Shopeepay dan GoPay di Google Play Store. Ulasan dikumpulkan dari Google Play Store menggunakan teknik *web scraping* dengan bantuan pustaka *Python* seperti google-play-scraper. Ulasan yang digunakan adalah dari periode 1 tahun terakhir yaitu tahun 2025 untuk memastikan data mencerminkan kondisi dan tren saat ini.

Kriterianya sumber data: (1) Ulasan dalam Bahasa Indonesia. (2) Ulasan dengan minimal 5 kata untuk memastikan konteks cukup. (3) Ulasan memiliki rating jelas (Bintang 1-5). (4) Berasal dari kategori "*Newest*" agar mendapatkan ulasan yang terbaru. Sumber data sekunder ini memungkinkan peneliti memperoleh informasi aktual yang mencerminkan persepsi pengguna pada periode terbaru.

Alat dan Metode Pengumpulan Data. Alat pengumpulan data dalam penelitian ini akan meliputi : (1) Laptop untuk melakukan penelitian. (2) Google Colab dengan menggunakan bahasa pemograman Python. (3) Library Scraping menggunakan *google-play-scraper*. (4) Tools untuk melakukan pengolahan data (NLTK, sastrawi, sklearn). (5) Spreadsheet (CSV/Excel) untuk

e-ISSN: 3026-4499
Vol. 4
20-22 Oktober 2026

penyimpanan hasil data yang diolah.

Metode pengumpulan data ulasan dikumpulkan menggunakan teknik web scraping, yang terdiri dari beberapa tahap: (1) Akses Google Play Store: Menggunakan tools web scraping untuk mengambil ulasan berdasarkan ID aplikasi ShopeePay dan GoPay. (2) Ekstraksi Teks: (a) Mengambil teks ulasan, rating, dan tanggal ulasan, (b) menyimpan data dalam format terstruktur (CSV atau JSON). (3) Penyimpanan Data: Data disimpan dalam database atau file CSV untuk proses selanjutnya. (4) Preprocessing Data: (a) Case Folding: Mengubah semua huruf menjadi lowercase untuk konsistensi. (b) Tokenizing: Memisahkan teks menjadi kata per kata menggunakan tokenizer. (c) Stopword Removal: Menghapus kata umum yang tidak informatif (contoh: "dan", "yang", "di") menggunakan daftar stopwords bahasa Indonesia. (d) Stemming: Mengurangi kata ke bentuk dasar menggunakan algoritma *Indonesian Stemmer* (contoh: "menggunakan" menjadi "guna").

4. Hasil dan Pembahasan

Pengolahan Data. Penelitian ini dilakukan pada 26 November 2025 yang mengambil 1000 ulasan untuk tiap aplikasi ShopeePay dan Gopay. Tahapan analisis sentimen dalam penelitian ini dilakukan secara sistematis agar proses klasifikasi ulasan dapat berjalan secara akurat. Adapun langkah-langkah analisis meliputi web scraping, preprocessing teks, ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF, pelatihan model Naïve Bayes, serta evaluasi model. Uraian setiap tahap dijelaskan sebagai berikut.

Web Scraping. Tahap pertama adalah pengambilan data ulasan pengguna ShopeePay dan GoPay dari Google Play Store melalui proses web scraping. Pengambilan data dilakukan menggunakan skrip Python yang menghasilkan dataset berisi teks ulasan, rating, waktu unggahan, dan informasi lain yang relevan. Data yang diperoleh masih bersifat mentah sehingga memerlukan tahapan pembersihan sebelum dapat dianalisis lebih lanjut. Pada tahap ini, fokus utama adalah menghimpun data sebanyak mungkin agar model memiliki representasi yang memadai dari persepsi pengguna. Proses pengambilan 1.000 ulasan aplikasi GoPay dan ShopeePay dari Google Play Store menggunakan fungsi *reviews*, di mana bahasa dan negara disetel ke Indonesia, metode pengurutan diatur pada ulasan terbaru (*sort = NEWEST*), serta seluruh skor rating dari bintang 1 hingga 5 disertakan tanpa penyaringan. Parameter-parameter tersebut memastikan bahwa data yang diambil merupakan ulasan paling baru, lengkap, dan relevan untuk dianalisis lebih lanjut dalam tahap *preprocessing* dan klasifikasi sentimen. Proses lanjutan setelah pengambilan data ulasan, yaitu mengonversi hasil scraping ke dalam bentuk *DataFrame* menggunakan *library* Pandas. Pada tahap ini, seluruh hasil ulasan terlebih dahulu ditempatkan dalam satu kolom bernama *review*, kemudian isi kolom tersebut di-*expand* menjadi beberapa kolom baru sesuai struktur data aslinya, seperti *reviewId*, *userName*, *content*, *score*, dan *at*. Setelah DataFrame berhasil dibentuk, sebagian baris awal ditampilkan untuk memastikan bahwa data telah tersusun dengan benar dan sesuai format yang diperlukan untuk tahap preprocessing berikutnya. Selanjutnya dilakukan proses pengecekan jumlah baris dengan menghitung panjang indeks DataFrame, seperti terlihat pada gambar 4.5, guna memastikan bahwa jumlah data yang diperoleh benar-benar sesuai dengan target yang diambil dari scraping,

yaitu sebanyak 1.000 ulasan.

Preprocessing Teks. Setelah data terkumpul, tahap berikutnya adalah *preprocessing* teks. Tahapan ini melibatkan beberapa proses pembersihan, seperti mengubah seluruh teks menjadi huruf kecil, menghapus karakter non-alfanumerik, memecah kalimat menjadi *token*, menghilangkan *stopwords*, dan melakukan *stemming* untuk mengembalikan kata ke bentuk dasarnya. Tahapan selanjutnya dilakukannya proses *case folding* dan *stopword removal* sebagai bagian dari pembersihan teks. *Case folding* dilakukan dengan mengubah seluruh isi ulasan menjadi huruf kecil agar format penulisan lebih seragam dan menghindari perbedaan makna akibat variasi huruf besar dan kecil. Setelah itu dilanjutkan dengan *stopword removal*, yaitu menghapus kata-kata umum yang tidak memiliki kontribusi penting dalam analisis, seperti "dan", "yang", "di", atau "ke". Kedua tahapan ini bertujuan untuk menyederhanakan teks sehingga hanya menyisakan kata-kata yang lebih bermakna dan relevan untuk proses analisis sentimen berikutnya. Setelah melalui proses pembersihan teks dan penghapusan stopword, data kemudian masuk ke tahap *tokenizing*, yaitu proses memecah sebuah kalimat menjadi unit-unit kata yang lebih kecil yang disebut *token*. Tokenisasi bertujuan agar setiap kata dapat dianalisis secara terpisah dan lebih mendalam dalam tahap analisis selanjutnya. Contoh seperti kalimat panjang "kecewa saldo masuk proses pengecekan proses" menjadi "[kecewa, saldo, masuk, proses, pengecekan, proses]". Selanjutnya dilakukan proses *stemming*. Sebelum menjalankan tahap ini pada Google Colab, terlebih dahulu perlu menginstal library Sastrawi sebagai alat utama untuk melakukan stemming pada teks bahasa Indonesia. Proses stemming bertujuan untuk mengembalikan setiap kata ke bentuk dasar atau kata bakunya. Dengan demikian, kata-kata berimbuhan seperti "berkurang", akan diubah menjadi bentuk dasarnya seperti "kurang". Tahap ini penting agar data menjadi lebih konsisten, meminimalkan variasi kata yang tidak diperlukan, serta meningkatkan akurasi analisis pada proses selanjutnya.Data tersebut sudah dalam bentuk jauh lebih terstruktur dibandingkan dengan data mentah di awal dan siap digunakan untuk proses analisis lebih lanjut, seperti perhitungan TF-IDF maupun pembangunan model klasifikasi pada langkah selanjutnya.

Ekstraksi Fitur TF-IDF. Tahap selanjutnya adalah mengubah teks yang telah dibersihkan menjadi representasi numerik menggunakan metode Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF). TF-IDF memberikan bobot pada setiap kata berdasarkan frekuensi dan tingkat kepentingannya dalam dokumen. Representasi numerik ini akan menjadi input utama bagi model klasifikasi. Tahap ini merupakan penghubung antara data teks dengan model machine learning, karena algoritma tidak dapat mengolah teks secara langsung tanpa transformasi numerik. Setelah data melalui tahap preprocessing, selanjutnya dilakukan proses pembagian data menjadi data train dan data test. Tahap ini menggunakan fungsi *train_test_split* dari library Scikit-Learn, dengan proporsi 80% data digunakan sebagai data training dan 20% sebagai data testing. Pembagian ini bertujuan agar model dapat dilatih menggunakan sebagian besar data, sementara sisa data digunakan untuk menguji performa model secara objektif. Penggunaan parameter *random_state = 0* memastikan bahwa proses pembagian data bersifat konsisten dan dapat direplikasi pada percobaan selanjutnya. Dengan demikian, model dapat dievaluasi secara lebih akurat dan tidak bias. Setelah data train dan test diperoleh, tahap

e-ISSN: 3026-4499
Vol. 4
20-22 Oktober 2026

selanjutnya adalah mengubah teks menjadi bentuk numerik menggunakan TF-IDF dan CountVectorizer. Pada gambar tersebut, *Tfidf Vectorizer* digunakan untuk memberikan bobot pada setiap kata berdasarkan tingkat kepentingannya dalam dokumen, sehingga menghasilkan matriks TF-IDF untuk data training dan testing. Selain itu, *CountVectorizer* digunakan untuk menghitung frekuensi kemunculan kata sehingga teks dapat direpresentasikan sebagai matriks hitungan kata. Kedua metode ini berfungsi untuk mengubah teks menjadi fitur numerik yang siap digunakan pada proses pelatihan model klasifikasi.

Pelatihan Model Naïve Bayes. Setelah fitur terbentuk, model Multinomial Naïve Bayes dilatih menggunakan data TF-IDF yang telah diberi label sentimen. Model mempelajari pola linguistik yang muncul pada ulasan positif, netral, dan negatif. Proses pelatihan dilakukan dengan membagi data menjadi data latih dan data uji, sehingga performa model dapat dievaluasi secara objektif. Tahap ini memungkinkan model untuk mengenali pola kemunculan kata tertentu dan menggunakannya untuk memprediksi sentimen pada data baru. Setelah data teks berhasil diubah menjadi bentuk numerik menggunakan TF-IDF, tahap berikutnya adalah melatih model klasifikasi menggunakan algoritma *Multinomial Naive Bayes*. Pada gambar tersebut, model dilatih menggunakan data *tfidf_train* dan *y_train*, sehingga model dapat mempelajari pola kata yang berkaitan dengan masing-masing label sentimen. Setelah proses pelatihan selesai, model kemudian digunakan untuk memprediksi label pada data *tfidf_test*. Tahap terakhir adalah menghitung nilai evaluasi seperti *accuracy, precision, recall,* dan *f1-score* untuk mengetahui seberapa baik model dalam mengklasifikasikan sentimen pada data uji. Evaluasiini penting untuk menilai performa model sebelum digunakan pada analisis lebih lanjut.

Evaluasi Model. Tahap terakhir adalah evaluasi model menggunakan confusion matrix, akurasi, precision, recall, dan F1-score. Evaluasi ini bertujuan untuk menilai kemampuan model dalam mengklasifikasikan sentimen secara benar. Confusion matrix memberikan informasi mengenai jumlah prediksi yang benar dan salah pada setiap kategori sentimen, sedangkan metrik lainnya memberikan gambaran mengenai konsistensi dan ketepatan model. Hasil evaluasi ini menjadi dasar untuk memastikan bahwa analisis sentimen yang dipaparkan pada subbab berikutnya memiliki validitas.

Analisis Data. Distribusi Sentimen Berdasarkan Hasil Klasifikasi Model Naïve Bayes. Hasil Klasifikasi Sentimen Aplikasi GoPay

Tabel 1. Hasil Evaluasi Model Naïve Bayes pada Ulasan GoPay

Sentimen	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negatif	0.65	0.81	0.72	32
Netral	0.00	0.00	0.00	9
Positif	0.94	0.94	0.94	159
Accuracy	—	—	0.88	200
Macro Avg	0.53	0.59	0.55	200
Weighted Avg	0.85	0.88	0.86	200

Sumber: Data Diolah (2025)

e-ISSN: 3026-4499
Vol. 4
20-22 Oktober 2026

Hasil evaluasi model Naïve Bayes pada ulasan GoPay menunjukkan performa klasifikasi yang kuat, terutama pada kategori sentimen positif. Nilai F1-score sebesar 0.94 pada kategori positif mengindikasikan bahwa model memiliki tingkat keseimbangan yang sangat baik antara precision dan recall, serta mampu mengidentifikasi pola linguistik ulasan positif dengan akurasi yang tinggi. Dominasi kata-kata bernada apresiatif dalam ulasan positif GoPay memberikan kontribusi signifikan terhadap kemampuan model dalam membedakan kelas ini secara konsisten, selaras dengan temuan literatur yang menyatakan bahwa kelas dengan jumlah data besar dan pola teks yang berulang cenderung memberikan hasil klasifikasi yang optimal.

Pada kategori negatif, model menunjukkan performa yang cukup baik dengan precision 0.65, recall 0.81, dan F1-score 0.72. Tingginya nilai recall mengindikasikan bahwa model mampu menangkap sebagian besar ulasan negatif, meskipun nilai precision yang lebih rendah mengungkapkan bahwa masih terdapat sejumlah prediksi yang salah arah, biasanya karena adanya kemiripan struktur bahasa antara keluhan ringan dan ulasan yang bernada netral atau ambigu. Fenomena ini umum terjadi dalam analisis sentimen berbasis teks pendek, di mana intensitas keluhan tidak selalu tercermin secara eksplisit melalui kata-kata kunci.

Sementara itu, kategori netral kembali menjadi kelas dengan performa paling rendah, ditandai dengan precision dan recall masing-masing 0.00. Hasil ini menunjukkan bahwa model sama sekali tidak mampu mengidentifikasi ulasan netral secara akurat, yang dapat dijelaskan oleh dua faktor utama: (1) jumlah data netral yang sangat terbatas (support hanya 9 ulasan), sehingga tidak cukup untuk membentuk pola probabilistik yang stabil; dan (2) kecenderungan ulasan netral yang memiliki struktur bahasa tumpang tindih dengan ulasan positif atau negatif, sehingga menimbulkan ambiguitas semantik yang sulit dipecahkan oleh model. Hal ini sejalan dengan kajian sebelumnya yang menyatakan bahwa kelas netral merupakan kategori paling rawan salah klasifikasi pada model probabilistik.

Hasil Klasifikasi Sentimen Aplikasi ShopeePay

Tabel 2 Hasil Evaluasi Model Naïve Bayes pada Ulasan ShopeePay

Sentimen	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negatif	0.79	0.76	0.77	29
Netral	0.00	0.00	0.00	2
Positif	0.96	0.98	0.97	169
Accuracy	—	—	0.94	200
Macro Avg	0.58	0.58	0.58	200
Weighted Avg	0.92	0.94	0.93	200

Sumber: Data Diolah (2025)

Hasil evaluasi model Naïve Bayes pada ulasan ShopeePay menunjukkan performa klasifikasi yang sangat baik, dengan akurasi mencapai 94%, melampaui performa model pada aplikasi GoPay. Tingginya akurasi ini mengindikasikan bahwa pola linguistik pada ulasan ShopeePay relatif lebih stabil, terstruktur, dan mudah dipetakan oleh model probabilistik. Hal tersebut sejalan dengan karakteristik pengguna aplikasi e-commerce yang umumnya mengekspresikan

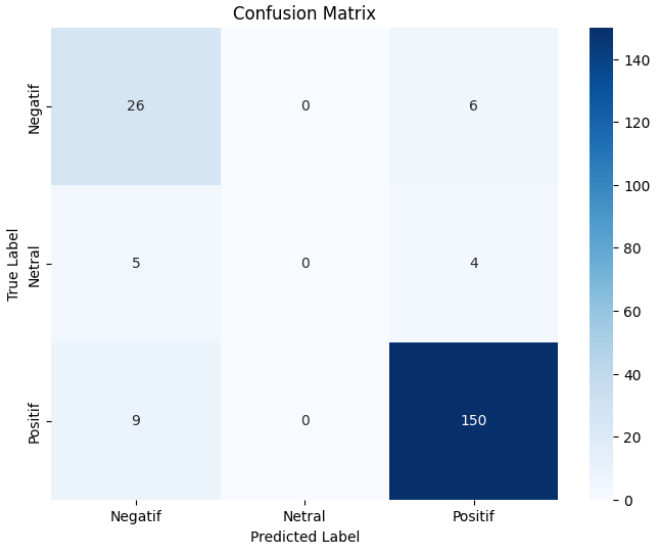
FMI Jawa Timur XVIII 2026
e-ISSN: 3026-4499
Vol. 4
20-22 Oktober 2026

pendapat secara lebih eksplisit dan konsisten, terutama pada pengalaman transaksi yang bersifat rutin.

Kategori positif memperlihatkan performa terbaik, terlihat dari nilai precision sebesar 0.96, recall 0.98, dan F1-score 0.97, yang menunjukkan bahwa model mampu mengidentifikasi hampir seluruh ulasan positif dengan sangat akurat sekaligus meminimalkan kesalahan klasifikasi. Dominasi yang kuat pada kategori ini mengindikasikan bahwa sentimen positif terhadap ShopeePay memiliki struktur bahasa yang homogen, sehingga memudahkan model dalam mempelajari distribusi kata yang khas untuk kelas tersebut. Temuan ini konsisten dengan literatur yang menyatakan bahwa kelas dengan representasi data besar dan pola leksikal yang repetitif cenderung menghasilkan performa klasifikasi yang optimal pada algoritma Naïve Bayes.

Sebaliknya, kategori netral menunjukkan performa yang sangat rendah (precision dan recall masing-masing 0.00), yang mengonfirmasi bahwa model tidak mampu mendeteksi ulasan netral secara akurat. Kondisi ini tidak hanya disebabkan oleh jumlah data netral yang sangat kecil (support hanya 2), tetapi juga oleh sifat ulasan netral yang tidak memiliki fitur emosional yang kuat sehingga gagal membentuk representasi statistik yang signifikan bagi algoritma. Hal ini sejalan dengan temuan penelitian sebelumnya yang menyebutkan bahwa sentimen netral merupakan kategori paling sulit diklasifikasikan dalam analisis sentimen karena ambiguitas semantik dan rendahnya intensitas kata kunci emosional.

Hasil Analisis Sentimen pada Aplikasi GoPay: *Confusion Matrix* GoPay. *Confusion matrix* digunakan untuk melihat performa model dalam mengklasifikasikan setiap kategori sentimen. Pengujian dilakukan menggunakan 20% data uji (200 ulasan). Visualisasi *confusion matrix* untuk GoPay ditunjukkan sebagai berikut:

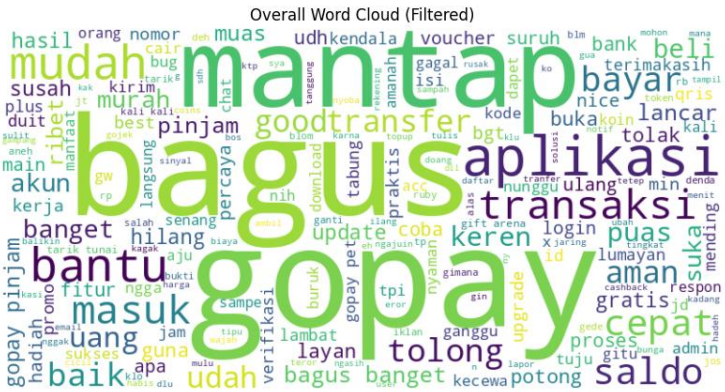


Gambar 3 Confusion Matrix Sentimen GoPay. Sumber: Data Diolah (2025)

FMI Jawa Timur XVIII 2026
e-ISSN: 3026-4499
Vol. 4
20-22 Oktober 2026

Confusion matrix pada GoPay memberikan gambaran mengenai kemampuan model *Multinomial Naïve Bayes* dalam mengklasifikasikan sentimen berdasarkan data ulasan pengguna. Dari 200 data uji yang dianalisis, model berhasil mengklasifikasikan 26 ulasan negatif dengan benar, sementara 6 ulasan negatif lainnya salah diprediksi sebagai positif. Pada sisi lain, performa model dalam mengenali sentimen positif tergolong sangat kuat, dengan 150 ulasan positif berhasil diprediksi secara akurat. Dominasi jumlah ulasan positif dalam dataset memberikan kontribusi signifikan terhadap kemampuan model untuk mempelajari pola linguistik yang konsisten dan berulang pada kelas tersebut. Secara keseluruhan, model menunjukkan performa tinggi dalam mendeteksi sentimen positif, performa moderat pada sentimen negatif, dan performa sangat rendah pada sentimen netral. Temuan ini selaras dengan literatur yang menyebutkan bahwa algoritma Naïve Bayes menunjukkan akurasi optimal pada dataset dengan distribusi kelas yang tidak seimbang, selama kelas dominan memiliki pola bahasa yang konsisten. Dengan demikian, *confusion matrix* ini memberikan bukti empiris bahwa meskipun *Naïve Bayes* mampu bekerja efektif pada data GoPay, peningkatan pada jumlah data netral dan teknik penyeimbangan kelas diperlukan untuk menghasilkan klasifikasi yang lebih stabil dan akurat.

Word Cloud Keseluruhan GoPay. Visualisasi *word cloud* berikut dihasilkan dari seluruh ulasan GoPay setelah melalui tahapan preprocessing. Word cloud menggambarkan kata-kata yang paling sering muncul.


Overall Word Cloud (Filtered)
mantap
gopay
bagus
aplikasi
transaksi
bantu
mudah
goodtransfer
tolong
cepat
saldo
masuk
aman
puas
bayar
beli
lancar
tolak
pinjam
uang
baik
udah
banget
hilang
susah
murah
akun
keren
update
gratis
proses
voucher
kendala
terimakasih
lumayan
suka
login
buka
kode
nice
qris
hasil
orang
nomor
muas
udh
bank
gagal
isi
kirim
main
kerja
percaya
praktis
tabung
download
transfer
ulang
min
coba
gift
arena
login
puas
lumayan
suka
aman
respon
gratis
cepat
proses
admin
saldo
tolong
layan
lambat
ganggu
verifikasi
upgrade
buruk
gopay pet
nyaman
gimana
tpi
error
sampe
fitur
promo
gopay pinjam
hadiah
sukses
guna
jam
apa
bagus
banget
kecewa
potong
tuju
gitu
lapor
ngga
ngga jelas
ngga jelas
ngga jelas

FMI Jawa Timur XVIII 2026
e-ISSN: 3026-4499
Vol. 4
20-22 Oktober 2026

menyelesaikan transaksi harian, baik pada layanan internal Gojek maupun pada pembayaran melalui QRIS. Kemunculan kata *mantap* dan *bagus* menjadi representasi evaluasi emosional yang menunjukkan tingkat kepuasan pengguna terhadap stabilitas dan kenyamanan penggunaan aplikasi. Sementara itu, munculnya kata *gopay* dalam ukuran besar menandakan tingginya konsistensi penyebutan nama aplikasi dalam konteks positif, yang memperkuat citra GoPay sebagai alat pembayaran digital yang dapat diandalkan. Pola kata tersebut sejalan dengan literatur yang menyatakan bahwa persepsi positif terhadap kemudahan penggunaan dan keefektifan transaksi merupakan faktor utama yang memengaruhi adopsi dan loyalitas pengguna terhadap layanan pembayaran digital (Ayu et al., 2025). Hasil ini juga mendukung penelitian sebelumnya yang menekankan bahwa semakin lancar pengalaman transaksi yang diberikan aplikasi dompet digital, semakin kuat kecenderungan pengguna memberikan ulasan positi. Dengan demikian, word cloud keseluruhan ini tidak hanya memberikan gambaran visual mengenai frekuensi kata, tetapi juga memperkuat temuan analisis sentimen yang menunjukkan bahwa GoPay dipersepsikan sebagai layanan yang mudah digunakan, responsif, dan membantu kebutuhan transaksi pengguna.

Word Cloud Sentimen Positif GoPay. Word cloud sentimen positif pada GoPay menunjukkan dominasi kata-kata seperti bagus, mantap, mudah, cepat, praktis, dan lancar, yang merupakan representasi langsung dari persepsi pengguna terhadap pengalaman bertransaksi menggunakan GoPay. Warna-warna yang terdapat pada *Word Cloud* seperti hijau dan besar menandakan kata-kata yang paling sering digunakan, kemudian diikuti dengan warna ungu dan warna kuning untuk kata-kata yang lebih jarang muncul. Warna tersebut juga sebagai sebagai pemisah antar kata agar lebih jelas. Dominasi kata *mudah* dan *praktis* menegaskan bahwa pengguna melihat GoPay sebagai alat pembayaran yang sederhana dan intuitif, sesuai dengan karakteristik layanan dompet digital yang bertujuan mempermudah transaksi harian. Kemunculan kata *cepat* dan *lancar* menunjukkan bahwa kecepatan pemrosesan transaksi dan minimnya hambatan teknis menjadi aspek yang sangat diapresiasi pengguna, terutama pada transaksi layanan Gojek dan pembayaran QRIS. Sementara itu, kata *bagus* dan *mantap* mencerminkan evaluasi positif secara umum terhadap performa aplikasi, stabilitas sistem, serta kenyamanan penggunaan dalam berbagai skenario pembayaran.



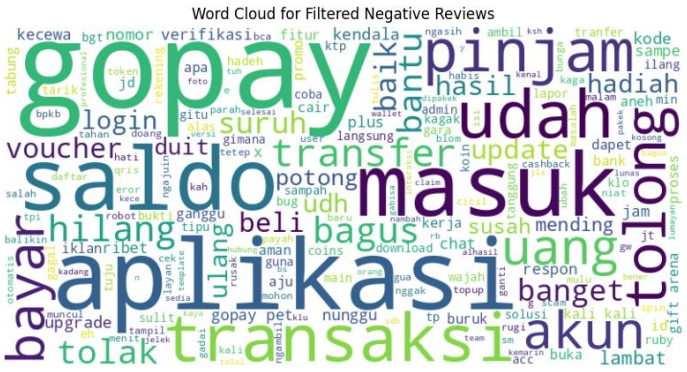
Gambar 5 Word Cloud Sentimen Positif GoPay. Sumber: Data Diolah (2025)

Published by: FMI FORUM MANAJEMEN INDONESIA
Training & Research Institute JERAMBA ILMU SUKSES

FMI Jawa Timur XVIII 2026
e-ISSN: 3026-4499
Vol. 4
20-22 Oktober 2026

Temuan ini selaras dengan penelitian terdahulu yang menegaskan bahwa kemudahan penggunaan (*perceived ease of use*) dan kegunaan layanan (*perceived usefulness*) merupakan dua faktor utama yang mendorong kepuasan pengguna pada aplikasi pembayaran digital (Febrilia, 2023). Selain itu, literatur mengenai kualitas layanan digital menunjukkan bahwa aspek kecepatan dan responsivitas sistem merupakan indikator penting dalam menentukan kepuasan pelanggan pada layanan berbasis teknologi. Dengan demikian, word cloud ini memperlihatkan bahwa GoPay telah mampu memenuhi sebagian besar ekspektasi pengguna terkait transaksi cepat, stabil, dan mudah digunakan, sehingga menghasilkan persepsi sentimen positif yang kuat pada keseluruhan ulasan.

Word Cloud Sentimen Negatif GoPay. Word cloud sentimen negatif pada GoPay menunjukkan bahwa kata-kata seperti saldo, masuk, akun, potong, gagal, tolong, dan update merupakan kata yang paling sering muncul dalam ulasan pengguna. Sama seperti visualisasi sentimen positif, pada *Word Cloud* sentimen negatif ini, ukuran kata dan warna merefleksikan frekuensi kemunculan kata dalam ulasan. Hijau tua dan ungu pada sentiment negatif ini menunjukkan frekuensi kata yang lebih sering keluar pada ulasan negatif. Dominasi kata-kata tersebut menggambarkan bahwa keluhan pengguna GoPay berfokus pada permasalahan yang bersifat teknis dan berkaitan langsung dengan fungsi inti dompet digital. Masalah yang paling sering dilaporkan mencakup saldo yang tidak masuk, kegagalan verifikasi akun, transaksi yang tertunda atau gagal diproses, serta pemotongan saldo yang tidak disertai penjelasan yang jelas. Pola keluhan ini menunjukkan bahwa pengguna mengalami ketidakpastian pada sisi keandalan sistem dan konsistensi kinerja aplikasi, dua aspek yang sangat penting dalam layanan keuangan digital.



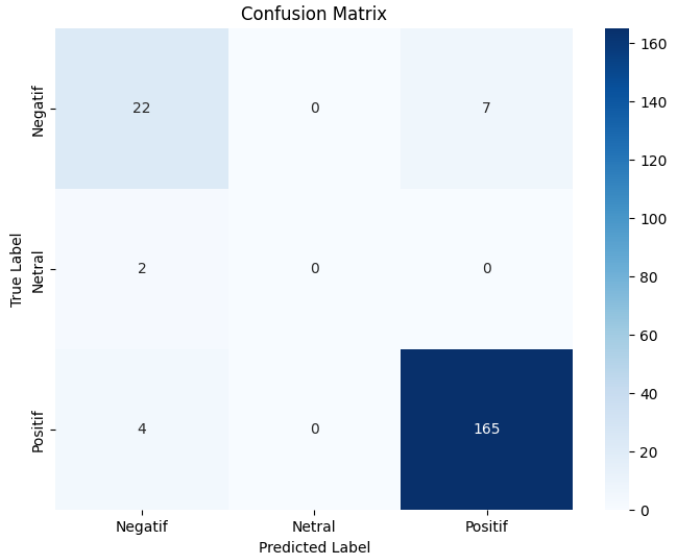
Gambar 6 Word Cloud Sentimen Negatif GoPay. Sumber: Data Diolah (2025)

Temuan ini sejalan dengan hasil penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa stabilitas server, keandalan proses transaksi, dan keamanan akun merupakan faktor krusial yang sangat memengaruhi tingkat kepuasan maupun ketidakpuasan pengguna dompet digital (Sahabuddin et al., 2025). Ketika gangguan teknis terjadi pada tahap transaks yang merupakan *critical service touchpoint* dalam layanan pembayaran elektronik pengguna akan lebih cenderung merasakan frustrasi dan memberikan ulasan negatif. Oleh karena itu, konsentrasi kata-kata bernuansa keluhan dalam word cloud ini mencerminkan area kritis yang perlu mendapat

FMI Jawa Timur XVIII 2026
e-ISSN: 3026-4499
Vol. 4
20-22 Oktober 2026

perhatian pengembang GoPay, terutama dalam memastikan transaksi yang lebih stabil, cepat, serta mekanisme verifikasi akun yang lebih akurat. Word cloud tersebut dengan demikian bukan hanya menjadi representasi visual dari frekuensi keluhan, tetapi juga menjadi indikator langsung mengenai aspek-aspek layanan yang paling memengaruhi persepsi negatif pengguna.

Hasil Analisis Sentimen pada Aplikasi ShopeePay. *Confusion Matrix* ShopeePay: *Confusion matrix* untuk ShopeePay menunjukkan performa model yang lebih tinggi dibanding GoPay.

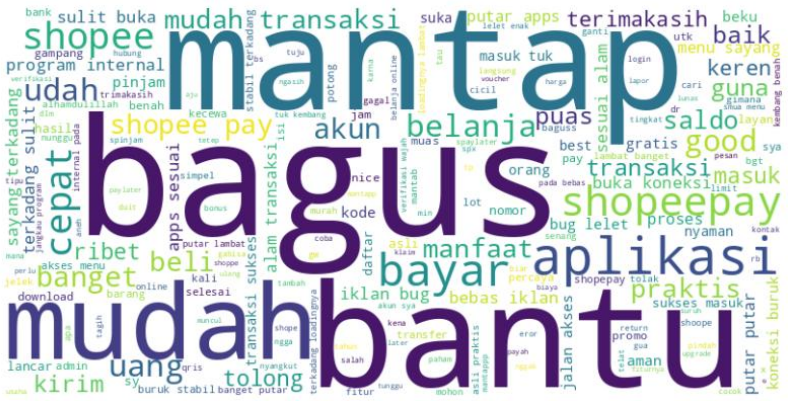


Gambar 7 Matrix Sentimen ShopeePay. Sumber: Data Diolah (2025)

Confusion matrix pada ShopeePay menunjukkan bahwa model *Multinomial Naïve Bayes* memiliki performa klasifikasi yang sangat baik. Dari hasil pengujian terhadap 200 data uji, terdapat 22 ulasan negatif yang berhasil diprediksi dengan benar, sementara 7 ulasan negatif lainnya salah diklasifikasikan sebagai sentimen positif, yang mengindikasikan adanya tumpang tindih pola bahasa negatif yang menyerupai ekspresi positif. Pada sisi lain, kinerja model dalam mengenali sentimen positif sangat kuat, dibuktikan dengan 165 ulasan positif yang berhasil diklasifikasikan secara akurat dan konsisten. Model menghasilkan akurasi sebesar 94%, yang menunjukkan bahwa pola bahasa pada ulasan ShopeePay relatif stabil dan mudah dipelajari algoritma. Temuan ini selaras dengan kajian literatur yang menyatakan bahwa performa algoritma *Naïve Bayes* meningkat secara signifikan ketika pola teks dalam dataset bersifat homogen dan kelas dominan memiliki representasi yang konsisten (Siregar et al., 2025) . Tingginya akurasi ini juga mendukung temuan penelitian terdahulu yang menunjukkan bahwa ulasan aplikasi berbasis e-commerce umumnya memiliki struktur bahasa yang lebih terorganisasi dan cenderung lebih mudah diidentifikasi oleh model klasifikasi sentimen (*Liu*, 2012). Dengan demikian, confusion matrix ShopeePay memberikan bukti empiris bahwa model bekerja dengan efektif dalam mendeteksi sentimen positif, meskipun masih menghadapi kendala pada kategori netral dan sebagian kecil ulasan negatif.

FMI Jawa Timur XVIII 2026
e-ISSN: 3026-4499
Vol. 4
20-22 Oktober 2026

Word Cloud Keseluruhan ShopeePay. *Word cloud* keseluruhan ShopeePay memperlihatkan kumpulan kata dengan frekuensi tertinggi yang muncul dalam seluruh ulasan pengguna, baik positif, netral, maupun negatif. Kata-kata dominan seperti *bagus*, *mantap*, *bantu*, *mudah*, *cepat*, dan *shopee* menunjukkan bahwa mayoritas pengalaman pengguna terhadap ShopeePay bersifat positif dan berfokus pada aspek kemudahan penggunaan serta kecepatan transaksi. Warna ungu pada kata-kata yang besar juga menunjukkan frekuensi kata-kata yang digunakan, kemudian diikuti dengan hijau gelap, dan warna terang seperti hijau muda dan kuning. Dominasi kata *mudah* dan *cepat* menegaskan bahwa pengguna menilai alur pembayaran melalui ShopeePay berlangsung efisien dan responsif, terutama dalam konteks transaksi *e-commerce* yang membutuhkan kecepatan dan keandalan sistem.



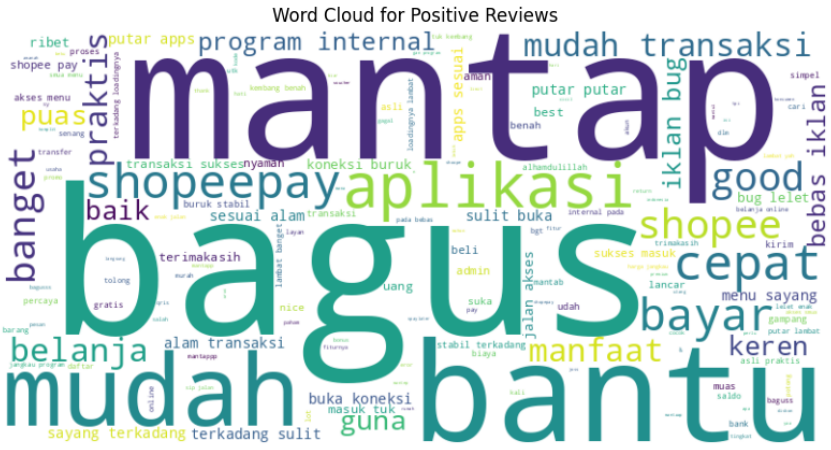
Gambar 8 Word Cloud Keseluruhan ShopeePay. Sumber: Data Diolah (2025)

Kemunculan kata *bantu* dan *shopee* menggambarkan persepsi bahwa ShopeePay memperkuat pengalaman berbelanja di platform Shopee melalui integrasi sistem yang baik dan fitur-fitur yang mempermudah proses pembayaran. Temuan tersebut konsisten dengan literatur yang menyatakan bahwa persepsi kemudahan penggunaan dan kualitas layanan digital merupakan faktor kunci dalam membangun kepuasan pengguna pada sistem pembayaran elektronik (Putra & Raharjo, 2022). Dengan demikian, *word cloud* keseluruhan ini memberikan gambaran komprehensif mengenai dominasi persepsi positif pengguna terkait kepraktisan, kenyamanan, dan efisiensi yang ditawarkan ShopeePay

Word Cloud Sentimen Positif ShopeePay. *Word cloud* sentimen positif ShopeePay memperlihatkan dominasi kata-kata seperti *mantap*, *bagus*, *praktis*, *mudah*, *manfaat*, dan *cepat*, yang menggambarkan persepsi positif pengguna terhadap performa dan keandalan aplikasi. Ukuran dan warna yang ada pada *word cloud* tersebut juga memberikan frekuensi kata-kata yang paling sering muncul pada sentimen positif ShopeePay, seperti warna ungu yang menandakan kata tersebut paling sering muncul, kemudian diikuti oleh hijau tua, dan warna-warna terang yang menandakan frekuensi yang lebih kecil. Kemunculan kata *mudah* dan *praktis* menunjukkan bahwa ShopeePay dinilai menawarkan pengalaman penggunaan yang sederhana dan tidak membingungkan, sehingga mempermudah proses transaksi di lingkungan *e-commerce* yang menuntut kecepatan dan efisiensi. Dominasi kata *cepat* mengindikasikan

FMI Jawa Timur XVIII 2026
e-ISSN: 3026-4499
Vol. 4
20-22 Oktober 2026

bahwa pengguna merasa proses pembayaran menggunakan ShopeePay berlangsung tanpa hambatan, baik untuk transaksi di aplikasi Shopee maupun melalui QRIS di merchant offline.



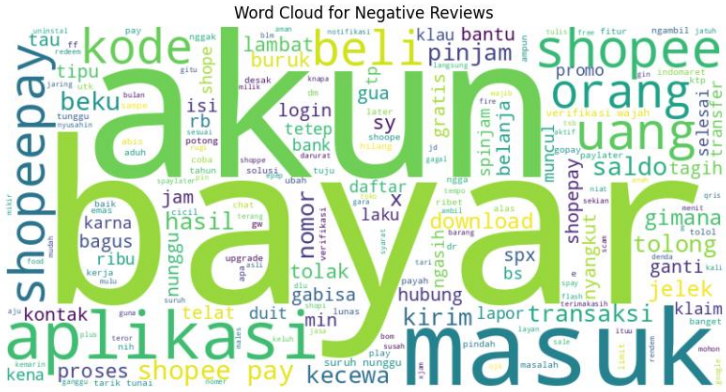
Gambar 9 Word Cloud Sentimen Positif ShopeePay. Sumber: Data Diolah (2025)

Sementara itu, kata *manfaat* dan *bagus* mencerminkan kepuasan pengguna terhadap fitur-fitur seperti *cashback*, integrasi yang kuat dengan sistem Shopee, serta kenyamanan dalam pengelolaan saldo. Pola ini sejalan dengan penelitian sebelumnya yang menyatakan bahwa persepsi terhadap kemudahan penggunaan (*ease of use*) dan kegunaan (*perceived usefulness*) merupakan determinan utama dalam pembentukan kepuasan dan loyalitas pengguna layanan dompet digital (Yuniarti & Herlina, 2025). Visualisasi *word cloud* ini memperkuat hasil analisis sentimen sebelumnya yang menunjukkan bahwa ShopeePay berhasil memberikan pengalaman transaksi yang positif, cepat, dan efisien bagi penggunanya.

Word Cloud Sentimen Negatif ShopeePay. *Word cloud* sentimen negatif pada ShopeePay menunjukkan konsentrasi kata-kata dominan seperti *bayar*, *masuk*, *kode*, *gagal*, *akun*, dan *tolak*, yang menggambarkan pola keluhan pengguna yang relatif terfokus pada hambatan teknis dalam proses transaksi. Sama seperti sentimen positif ShopeePay, ukuran dan warna yang ada pada *word cloud* menentukan frekuensi kata-kata yang lebih digunakan oleh pengguna. Warna hijau muda sebagai kata-kata yang frekuensinya tinggi, kemudian diikuti oleh warna-warna yang lebih gelap. Dominasi kata *bayar* dan *gagal* menunjukkan bahwa sebagian besar keluhan berkaitan dengan kegagalan proses pembayaran, terutama pada tahap akhir transaksi. Sementara itu, kemunculan kata *kode* dan *masuk* mengindikasikan permasalahan yang terkait dengan kode OTP atau proses autentikasi login yang tidak berjalan dengan baik. Keluhan lain yang cukup sering muncul meliputi keterlambatan pembaruan saldo dan transaksi yang tidak dapat diproses oleh sistem, yang keduanya mengarah pada masalah sinkronisasi server dan kestabilan sistem pembayaran. Jika dibandingkan dengan GoPay, pola keluhan negatif pada ShopeePay tampak lebih homogen dan berfokus pada beberapa isu utama saja, sehingga menunjukkan bahwa intensitas dan variasi gangguan teknis pada ShopeePay relatif lebih rendah. Temuan ini diperkuat oleh penelitian sebelumnya yang menyatakan bahwa keberhasilan proses autentikasi dan keandalan sistem pembayaran merupakan faktor krusial dalam menjaga

FMI Jawa Timur XVIII 2026
e-ISSN: 3026-4499
Vol. 4
20-22 Oktober 2026

kepuasan pengguna layanan dompet digital (Illah & Ilham, 2025). Dengan demikian, word cloud ini memberikan gambaran visual yang jelas mengenai aspek-aspek teknis yang masih harus diperbaiki oleh ShopeePay untuk meningkatkan kualitas pengalaman pengguna dan meminimalkan risiko kegagalan transaksi.



Gambar 101 Word Cloud Sentimen Negatif ShopeePay. Sumber: Data Diolah (2025)

Perbandingan Hasil Analisis antara GoPay dan ShopeePay. Hasil analisis komparatif antara GoPay dan ShopeePay menunjukkan adanya perbedaan pola persepsi pengguna yang cukup signifikan meskipun keduanya berada dalam kategori layanan dompet digital yang sama. Dari sisi performa model, akurasi klasifikasi sentimen pada ShopeePay mencapai 94%, lebih tinggi dibanding GoPay yang berada pada angka 88%. Perbedaan ini mengindikasikan bahwa struktur dan pola bahasa dalam ulasan ShopeePay cenderung lebih konsisten, sehingga lebih mudah dipelajari oleh algoritma Naïve Bayes. Dominasi sentimen positif pada kedua aplikasi mengonfirmasi temuan penelitian sebelumnya yang menyatakan bahwa pengguna layanan keuangan digital di Indonesia umumnya memberikan penilaian positif terhadap aspek kecepatan transaksi, kemudahan penggunaan, serta keandalan sistem (Riskawati et al., 2024). Meskipun demikian, proporsi sentimen positif pada ShopeePay terlihat lebih besar dibanding GoPay, yang mengindikasikan tingkat kepuasan pengguna yang lebih tinggi pada konteks transaksi *e-commerce*. Selain itu, sentimen netral pada kedua aplikasi sulit diklasifikasikan oleh model karena jumlahnya yang sangat sedikit dan kecenderungan pengguna untuk mengekspresikan pendapat secara lebih emosional, baik positif maupun negatif. Fenomena ini juga ditemukan dalam berbagai penelitian analisis sentimen yang melibatkan ulasan produk atau layanan dengan distribusi kelas tidak seimbang (Prihartono & Rohmat, 2025). Visualisasi *word cloud* memperkuat temuan ini, di mana dominasi kata menunjukkan perbedaan fokus pengalaman pengguna: GoPay lebih menonjol dalam konteks kemudahan transaksi harian seperti pembayaran transportasi dan layanan Gojek, sedangkan ShopeePay lebih menonjol dalam aspek kepraktisan transaksi pada platform e-commerce, terutama pada proses pembayaran pesanan Shopee. Secara keseluruhan, pola-pola ini mencerminkan bahwa meskipun kedua aplikasi berada pada kategori layanan serupa, konteks penggunaan yang berbeda menghasilkan persepsi, kepuasan, dan keluhan pengguna yang juga berbeda.

FMI Jawa Timur XVIII 2026
e-ISSN: 3026-4499
Vol. 4
20-22 Oktober 2026

Hasil analisis sentimen menunjukkan bahwa persepsi pengguna terhadap layanan dompet digital GoPay dan ShopeePay secara umum berada pada kategori positif, sebagaimana ditunjukkan oleh dominasi ulasan bernada positif pada kedua aplikasi. Kondisi ini konsisten dengan temuan berbagai penelitian sebelumnya yang menyatakan bahwa tingkat adopsi dan kepuasan pengguna terhadap dompet digital di Indonesia meningkat seiring kemudahan sistem, kecepatan transaksi, dan luasnya ekosistem layanan digital (Sahabuddin et al., 2025). Keduanya menemukan bahwa pengalaman pengguna yang mulus dan stabil berkontribusi signifikan terhadap terbentuknya sentimen positif pada platform pembayaran digital. Pola tersebut tercermin dari *word cloud* yang memperlihatkan dominasi kata seperti *mudah*, *mantap*, *bagus*, dan *cepat*, baik pada GoPay maupun ShopeePay. Kalau ditinjau dari teori perilaku konsumen, sentimen positif ini merepresentasikan evaluasi afektif yang mencerminkan pengalaman pengguna, di mana pengguna menilai kualitas layanan sebagai memenuhi atau melampaui ekspektasi mereka.

Meskipun demikian, penelitian ini juga menemukan sejumlah sentimen negatif yang cukup signifikan terutama pada GoPay, yang sebagian besar berkaitan dengan kegagalan transaksi, saldo tidak masuk, kendala verifikasi akun, dan pemotongan saldo yang tidak jelas. Pola keluhan tersebut selaras dengan hasil studi Maulana dan Sumiyana (2022) yang menyatakan bahwa isu kegagalan transaksi merupakan faktor utama pembentuk ketidakpuasan pada layanan pembayaran digital. Sentimen negatif pada ShopeePay menunjukkan kecenderungan berbeda: keluhan pengguna lebih banyak berkaitan dengan kegagalan OTP, pembayaran yang tertolak, dan keterlambatan saldo. Kedua pola keluhan ini memperlihatkan bahwa walaupun kedua aplikasi berada dalam industri yang sama, karakteristik teknis dan ekosistem layanan yang berbeda membentuk jenis pengalaman pengguna yang juga berbeda. Pada GoPay yang digunakan untuk transaksi cepat dalam ekosistem transportasi, kegagalan saldo menjadi isu besar; sedangkan pada ShopeePay yang berfokus pada e-commerce, kendala verifikasi mendominasi. Temuan ini sesuai dengan konsep *service encounter* yang menyatakan bahwa hambatan teknis pada titik transaksi memiliki dampak langsung pada persepsi kualitas layanan.

Dari sisi performa algoritma, penelitian ini menemukan bahwa model Multinomial Naïve Bayes bekerja sangat baik pada kedua dataset, meskipun dengan akurasi yang berbeda. Model pada ShopeePay menghasilkan akurasi sebesar 94%, sedangkan pada GoPay sebesar 88%. Hasil ini sesuai dengan literatur yang menyatakan bahwa Naïve Bayes menunjukkan performa optimal pada dataset dengan struktur kalimat yang lebih konsisten dan pola frekuensi kata yang lebih stabil. Struktur ulasan ShopeePay yang lebih homogen membuat model lebih mudah mengenali pola, sehingga menghasilkan akurasi yang lebih tinggi. Sebaliknya, variasi kosa kata pada ulasan negatif GoPay menyebabkan distribusi data menjadi kurang seimbang, sehingga menurunkan kemampuan model dalam mengidentifikasi sentimen tertentu. Ketidakseimbangan kelas pada kategori netral juga menyebabkan *recall* kategori ini mendekati nol, fenomena yang telah banyak dibahas dalam penelitian analisis sentimen dengan dataset tidak seimbang . Kondisi ini menegaskan bahwa performa klasifikasi sangat dipengaruhi oleh keseimbangan jumlah data pada setiap kategori.

e-ISSN: 3026-4499
Vol. 4
20-22 Oktober 2026

5. Kesimpulan

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen pengguna terhadap aplikasi ShopeePay dan GoPay berdasarkan ulasan yang diambil dari Google Play Store tahun 2025 menggunakan metode *Multinomial Naïve Bayes* dengan representasi TF-IDF. Berdasarkan hasil analisis terhadap masing-masing 1.000 ulasan pengguna dari kedua aplikasi, dapat disimpulkan bahwa persepsi pengguna secara umum berada pada kategori positif, yang menunjukkan bahwa kedua layanan mampu memberikan pengalaman transaksi yang memuaskan bagi sebagian besar pengguna. Dominasi sentimen positif pada kedua aplikasi memperlihatkan bahwa fitur-fitur inti seperti kemudahan penggunaan, kecepatan transaksi, kepraktisan sistem pembayaran, serta kenyamanan antarmuka aplikasi telah berhasil memenuhi ekspektasi pengguna. Hal ini sekaligus mengonfirmasi temuan penelitian terdahulu yang menyatakan bahwa layanan keuangan digital dengan tingkat kemudahan tinggi cenderung memperoleh sentimen positif yang kuat dari masyarakat. Meskipun demikian, ShopeePay menunjukkan tingkat sentimen positif yang lebih tinggi dibandingkan GoPay, yang menandakan bahwa kepuasan pengguna ShopeePay relatif lebih konsisten, khususnya dalam konteks transaksi *e-commerce*.

Dari sisi performa algoritma, model *Multinomial Naïve Bayes* bekerja sangat baik dalam mengklasifikasikan sentimen terhadap kedua aplikasi, meskipun menghasilkan performa yang berbeda. Model untuk ShopeePay mencapai akurasi 94%, sedangkan model untuk GoPay mencapai 88%. Perbedaan ini menunjukkan bahwa struktur dan pola bahasa dalam ulasan pengguna ShopeePay lebih konsisten dan lebih mudah dipelajari oleh model dibandingkan dengan ulasan GoPay yang memiliki variasi kosakata yang lebih tinggi, terutama pada ulasan negatif. Selain itu, ketidakseimbangan kelas, terutama jumlah ulasan netral yang sangat sedikit, menyebabkan model kesulitan untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan kategori tersebut, sehingga recall dan precision untuk kelas netral cenderung mendekati nol. Temuan ini mempertegas bahwa distribusi data yang tidak merata dapat berdampak signifikan terhadap kinerja model klasifikasi berbasis probabilistik.

Selain temuan terkait performa model, penelitian ini juga mengidentifikasi adanya perbedaan karakteristik keluhan pengguna pada masing-masing aplikasi. Pada GoPay, keluhan yang muncul bersifat lebih beragam dan mencakup isu-isu teknis yang fundamental seperti saldo tidak masuk, kegagalan transaksi, keterlambatan proses verifikasi akun, serta pemotongan saldo tanpa kejelasan. Hal ini menggambarkan bahwa pengguna GoPay sering menghadapi kendala yang langsung berdampak pada transaksi harian, terutama mengingat keterkaitan GoPay dengan layanan transportasi dan pesan-antar yang membutuhkan kecepatan dan ketepatan tinggi. Sementara itu, keluhan pada ShopeePay relatif lebih homogen dan cenderung berfokus pada kegagalan OTP, penolakan pembayaran, atau keterlambatan masuknya saldo. Karakteristik ini sesuai dengan konteks penggunaan ShopeePay yang lebih menonjol pada ekosistem *e-commerce*, yang sangat bergantung pada stabilitas proses verifikasi.

Secara keseluruhan, penelitian ini membuktikan bahwa analisis sentimen berbasis Naïve Bayes dengan TF-IDF merupakan pendekatan yang efektif untuk mengidentifikasi persepsi pengguna terhadap layanan dompet digital di Indonesia. Temuan penelitian ini tidak hanya memberikan

FMI Jawa Timur XVIII 2026
e-ISSN: 3026-4499
Vol. 4
20-22 Oktober 2026

gambaran mengenai tingkat kepuasan pengguna, tetapi juga menunjukkan pola keluhan yang dapat menjadi dasar bagi pengembang aplikasi dalam melakukan evaluasi dan perbaikan layanan. Selain itu, hasil penelitian turut memperkuat kerangka teori terkait bagaimana pengalaman pengguna dan stabilitas layanan digital memengaruhi persepsi, emosi, serta loyalitas pengguna terhadap platform pembayaran digital.

Referensi

5 Top E-Wallets in Indonesia and What They're Best For (2025). (2025, November 24). *Fintech News Indonesia*. https://fintechnews.id/top-e-wallets-in-indonesia-best-for/

Anggraeni, R. (2022, November 28). *Top! Gopay Jadi Dompet Digital Paling Populer di Indonesia*. Bisnis.com. https://finansial.bisnis.com/read/20221128/563/1603089/top-gopay-jadi-dompet-digital-paling-populer-di-indonesia

antaranews.com. (2020, August 25). *Resmi diluncurkan, ShopeePay bikin kampanye "Semua Rp1."* Antara News. https://www.antaranews.com/berita/1687522/resmi-diluncurkan-shopeepay-bikin-kampanye-semua-rp1

Ayu, S. N., Fuadi, F., & Syarif, A. H. (2025). Analisis Perceived Enjoyment Dan Perceived Ease Of Use Untuk Pembayaran Digital Menggunakan Layanan Gopay Pada Masyarakat di Bandar Lampung. *EKOMA: Jurnal Ekonomi, Manajemen, Akuntansi, 4(2),* 4452-4466.

Chevalier, J. A., & Mayzlin, D. (n.d.). *NBER WORKING PAPER SERIES*.

Data, G. (n.d.). *96% Masyarakat Indonesia Sudah Menggunakan E-Wallet*. GoodStats Data. Retrieved August 23, 2025, from https://data.goodstats.id/statistic/96-masyarakat-indonesia-sudah-menggunakan-e-wallet-itxIc

Febrilia, I. (2023). Pengaruh Perceived Ease Of Use, Perceived Usefulness dan Satisfaction terhadap Continuance Intention Pengguna Aplikasi Food Delivery Saat Pandemi. *Jurnal Bisnis, Manajemen, Dan Keuangan, 4(2),* 408-427.

GoPay by Gojek. (n.d.). *PPRO*. Retrieved September 30, 2025, from https://www.ppro.com/payment-methods/gopay/

GoTo: Go Together, Go Far. (n.d.). GoTo. Retrieved September 30, 2025, from https://www.gotocompany.com

Hattie, J., & Timperley, H. (2007). The Power of Feedback. *Review of Educational Research*, *77*(1), 81–112. https://doi.org/10.3102/003465430298487

Illah, A. N., & Ilham, I. (2025). Analisis Risiko, Keamanan, dan Efektivitas Framework pada Layanan Pembayaran Digital Menggunakan Systematic Literature Review. *Jurnal Teknologi Sistem Informasi, 6(1),* 89-102.

InsightAsia. (2024, June 16). GoPay: The Most-Used E-wallet Platform - News | InsightAsia. *Insight Asia*. https://insightasia.com/consistency-that-leads-e-wallet-industry-outlook-2023/

Jurafsky, D., & Martin, J. H. (2021). (n.d.).

FMI Jawa Timur XVIII 2026
e-ISSN: 3026-4499
Vol. 4
20-22 Oktober 2026

Maulana, P., & Sumiyana, S. (2022). Kegagalan layanan e-commerce dan perubahan pengalaman pada perilaku beralih konsumen. *ABIS: Accounting and Business Information Systems Journal, 10(2).*

Mayzlin, D., Dover, Y., & Chevalier, J. A. (n.d.). *Promotional Reviews: An Empirical Investigation of Online Review Manipulation*.

Mediatama, G. (2024, November 23). *ShopeePay Dinobatkan Sebagai Aplikasi Terbaik Indonesia 2024 oleh Google Play*. kontan.co.id. https://keuangan.kontan.co.id/news/shopeepay-dinobatkan-sebagai-aplikasi-terbaik-indonesia-2024-oleh-google-play

Naive Bayes text classification. (n.d.). Retrieved September 30, 2025, from https://nlp.stanford.edu/IR-book/html/htmledition/naive-bayes-text-classification-1.html

Qiong, O. (2017). *A Brief Introduction to Perception*.

Prihartono, W., & Rohmat, C. L. (2025). Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Terhadap Aplikasi Pembelajaran Berbahasa Duolingo Menggunakan Algoritma Naïve Baiyes Classifier. J. *Urnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan, 13(1).*

Putra, D. N. G., & Raharjo, S. T. (2022). . Analisis Pengaruh Kemudahan Penggunaan, Kualitas Layanan, Dan Persepsi Manfaat Terhadap Loyalitas Pengguna Dengan Kepuasan Pengguna Sebagai Variabel Intervening (Studi pada Pengguna Aplikasi Grab di Kota Semarang). *Diponegoro Journal of Management, 11(1).*

Rahayu, N. K. S. (2021). *Determinan Keberterimaan Sistem Pembayaran ShopeePay Pada Aplikasi Shopee (Studi Kasus Pada Mahasiswa Fakultas Ekonomi Universitas Pendidikan Ganesha)* [Undergraduate, Universitas Pendidikan Ganesha]. https://repo.undiksha.ac.id/6806/

Rahel Lina Simanjuntak, Theresia Romauli Siagian, Vina Anggriani, & Arnita Arnita. (2023a). Analisis Sentimen Ulasan Pada Aplikasi E-Commerce Shopee Dengan Menggunakan Algoritma Naïve Bayes. *Jurnal Teknik Mesin, Elektro dan Ilmu Komputer*, *3*(3), 23–39. https://doi.org/10.55606/teknik.v3i3.2411

Rahel Lina Simanjuntak, Theresia Romauli Siagian, Vina Anggriani, & Arnita Arnita. (2023b). Analisis Sentimen Ulasan Pada Aplikasi E-Commerce Shopee Dengan Menggunakan Algoritma Naïve Bayes. *Jurnal Teknik Mesin, Elektro dan Ilmu Komputer*, *3*(3), 23–39. https://doi.org/10.55606/teknik.v3i3.2411

Riskawati, R., Fatihanursari, F., Iin, I., & Rinaldi, A. R. (2024). Penerapan Metode Naïve Bayes Classifier Pada Analisis Sentimen Aplikasi Gopay. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika), 8(1)*, 346-353.

Sea | Home. (n.d.). Retrieved September 30, 2025, from https://www.sea.com/

Sahabuddin, R., Azhari, A., Manggarani, S., Ramadani, F. A., Astuty, L. M., & Purnama, A. (2025). PENGARUH KEMUDAHAN, KEAMANAN, PROMOSI, DAN KEPERCAYAAN PENGGUNAAN DOMPET DIGITAL DI KALANGAN MASYARAKAT. *Jurnal Rumpun*

FMI Jawa Timur XVIII 2026
e-ISSN: 3026-4499
Vol. 4
20-22 Oktober 2026

Manajemen Dan Ekonomi, 2(3), 409-420.

Sentiment Analysis of Indonesian Digital Payment Customer Satisfaction Towards GOPAY, DANA, and ShopeePay Using Naïve Bayes and K-Nearest Neighbour Methods. (2025). *ResearchGate*. https://doi.org/10.30865/mib.v6i1.3545

Sharma, A. (2020). A review on: Perception and its effect on judgments. *Journal of Management Research and Analysis*, *6*(4), 164–168. https://doi.org/10.18231/j.jmra.2019.034

Siregar, M. E., Dermawan, S., & Hisyam, A. A. (2025). Perbandingan Kinerja Naive Bayes dan KNN dalam Analisis Sentimen Komentar X dengan dan tanpa Text Preprocessing (Studi Kasus: Danantara). *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan, 13(3).*

Taqiyuddin, H. F., & Abdurrahman, A. (2022). *Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Niat Menggunakan E-WalletShopeePay: Studi Generasi Z di Indonesia*. *01*(05).

Widianto, I. S., Ramadhan, Y. R., Ramadhan, Y. R., Komara, M. A., & Komara, M. A. (2024). ANALISIS SENTIMEN E-WALLET GOPAY, SHOPEEPAY, DAN OVO MENGGUNAKAN ALGORITMA NAIVE BAYES. *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, *12*(3S1). https://doi.org/10.23960/jitet.v12i3S1.5277

Yuniarti, Y., & Herlina, L. (2025). Analisis Persepsi Kemudahan dan Keamanan Penggunaan QRIS Sebagai Alat Pembayaran Digital Terhadap Minat Gen Z Dalam Menggunakan QRIS di Kota Bandung. *Al-Zayn: Jurnal Ilmu Sosial & Hukum, 3(3),* 3025-3037.

Copyrights

Copyright for this article is retained by the author(s), with first publication rights granted to the journal.

This is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution license (http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)