

ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENGGUNA APLIKASI SHOPEE DI GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE DENGAN TEKNIK SMOTE

Nadia Dwi Ramadhanti¹, Rissa Nurfitriana Handayani²

^{1,2} Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Adhirajasa Reswara Sanjaya, Indonesia

¹nadiadwir394@gmail.com, ²rissa@ars.ac.id

Abstrak

Sebagai salah satu platform *e-commerce* yang tumbuh paling cepat di Indonesia, Shopee telah menjadi bagian dari kehidupan sehari-hari masyarakat. Ulasan pengguna di Google Play Store mengandung data berharga untuk memahami pendapat dan pengalaman pengguna secara langsung. Studi ini bertujuan untuk mengeksplorasi sentimen ulasan aplikasi Shopee melalui penerapan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Sebanyak 3.000 data ulasan yang telah melalui proses pembersihan dan standarisasi (pra-pemrosesan) kemudian dikonversi menjadi representasi numerik menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) agar dapat diproses secara komputasional. Analisis sentimen dilakukan dengan mengelompokkan data ke dalam tiga kategori utama: positif, negatif, dan netral. Untuk memastikan proses pembelajaran model berlangsung secara adil serta tidak dipengaruhi oleh dominasi kelas mayoritas, teknik *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE) diterapkan guna menyeimbangkan komposisi data. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa akurasi model SVM sebelum optimasi SMOTE adalah 82,67% dengan nilai *Area Under the Curve* (AUC) sebesar 0,86, yang dikategorikan sebagai Baik. Setelah menjalani proses optimasi dengan SMOTE, terdapat peningkatan signifikan dalam kinerja, dengan akurasi mencapai 94,27% disertai nilai AUC sebesar 0,99, yang masuk ke dalam kategori Sangat Baik. Temuan ini membuktikan peran penting teknik SMOTE dalam meningkatkan kinerja model SVM. Dengan mengatasi masalah distribusi data ulasan yang tidak seimbang, model ini tidak hanya memberikan klasifikasi sentimen yang lebih andal, tetapi juga menggambarkan gambaran yang lebih autentik tentang persepsi pengguna yang sebenarnya.

Kata kunci: Analisis Sentimen, Klasifikasi, *Support Vector Machine*, SMOTE

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi digital yang pesat, khususnya dalam sektor perdagangan elektronik (*e-commerce*), telah mendorong perubahan signifikan dalam pola konsumsi masyarakat Indonesia (Pradhisa & Fajriyah, 2024). Badan Pusat Statistik (BPS) mencatat bahwa tren penggunaan *e-commerce* di Indonesia terus menunjukkan peningkatan. Pada tahun 2022, jumlah pelaku usaha *e-commerce* mengalami pertumbuhan sebesar 4,46%, sementara pada tahun 2023 tercatat sebanyak 58,63 juta pengguna *e-commerce* (Statistik, 2023). Selain itu, menurut Asosiasi Penyelenggara Jasa Internet Indonesia (APJII) mengungkapkan bahwa jumlah pengguna internet di Indonesia pada periode 2022–2023 mencapai 215,63 juta, meningkat sebesar 2,67% dibandingkan tahun sebelumnya. Angka tersebut diprediksi akan terus bertambah seiring meningkatnya penetrasi internet yang diproyeksikan mencapai 79,5% pada tahun 2024 (Yonatan, 2024). Klasifikasi merupakan salah satu teknik utama dalam *data mining* dan *machine learning* yang termasuk dalam kategori pembelajaran tersupervisi. Pendekatan ini memanfaatkan dataset yang telah diberi *label* kelas untuk melatih suatu model atau algoritma. Tujuan utama dari proses klasifikasi

adalah mengidentifikasi pola dari data berlabel tersebut dan kemudian menggunakannya untuk memprediksi *label* pada data baru yang belum diketahui kelasnya (Loja et al., 2024). Dalam konteks ini, hasil prediksi dikenal sebagai *label* atau kelas, sedangkan data masukan disebut sebagai fitur atau atribut. Teknik klasifikasi memiliki beragam penerapan di berbagai bidang, seperti analisis sentimen, diagnosis di bidang kesehatan, pengenalan wajah, identifikasi spam, hingga penilaian kelayakan kredit (Nugraha et al., 2025). Salah satu implementasi yang paling luas dalam ranah *data science* saat ini adalah analisis sentimen, yang mengelompokkan opini atau ulasan pengguna ke dalam kategori seperti positif, negatif, atau netral. Pendekatan ini memungkinkan perusahaan untuk memahami persepsi konsumen terhadap produk atau layanan mereka.

Dalam ranah analisis sentimen, *text mining* kerap dimanfaatkan untuk mengkaji persepsi atau pandangan pengguna terhadap produk maupun layanan tertentu. Efektivitas model analisis dapat ditingkatkan secara substansial apabila teknik *text mining* dikombinasikan dengan data eksternal, seperti indikator-indikator makroekonomi (Das & Das, 2024).

Pemanfaatan metode komputasi dalam mengolah data teks yang tidak terstruktur dikenal dengan istilah *text mining*. Seiring dengan perkembangan teknologi digital, data berbasis teks seperti ulasan konsumen, komentar di media sosial, artikel berita, forum diskusi, serta dokumen digital lainnya semakin melimpah dan menjadi sumber informasi yang bernilai. Melalui penerapan *text mining*, dimungkinkan untuk mengidentifikasi pola-pola dalam data tekstual guna memperoleh pemahaman mengenai perilaku konsumen, dinamika pasar, serta persepsi public (Subagio et al., 2024).

Penilaian terhadap kualitas layanan aplikasi merupakan aspek krusial yang memengaruhi preferensi dan keputusan pengguna dalam menggunakan *platform e-commerce*. Shopee merupakan salah satu aplikasi *e-commerce* terpopuler di Indonesia, telah mencatat lebih dari 5,5 juta unduhan dan memperoleh *rating* sebesar 4,7 di *Google play store* (Zinah et al., 2023). Namun, kolom ulasan pengguna masih mencerminkan berbagai keluhan, seperti keterlambatan pengiriman, proses pengembalian dana yang tidak optimal, serta kurang responsifnya layanan pelanggan (Aurelia, 2024). Faktor-faktor seperti kemudahan penggunaan aplikasi, keandalan sistem pembayaran, kualitas interaksi dengan layanan pelanggan, dan kecepatan pelayanan berkontribusi secara signifikan terhadap persepsi konsumen dalam menilai kualitas aplikasi *e-commerce* (Muslim, 2024). Ketidakpuasan terhadap aspek-aspek tersebut dapat menurunkan tingkat kepuasan dan loyalitas pengguna, yang pada akhirnya berdampak pada jumlah pengguna aktif aplikasi.

Analisis sentimen merupakan pendekatan yang tepat dan efisien dalam mengidentifikasi persepsi serta evaluasi pengguna terhadap aplikasi *e-commerce* dengan mengklasifikasikan ulasan menjadi sentimen positif, negatif, dan netral. Ulasan negatif dapat menurunkan citra aplikasi, sementara ulasan positif dapat meningkatkan kepercayaan dan jumlah pengguna (Annas et al., 2024). Analisis sentimen telah berkembang menjadi salah satu alat yang signifikan bagi berbagai sektor industri di era digital. Dalam bidang pemasaran, misalnya, perusahaan dapat memanfaatkan ulasan daring untuk memahami persepsi dan kepuasan konsumen terhadap produk atau layanan yang ditawarkan. Di ranah politik, teknik ini dapat digunakan untuk memetakan opini publik terhadap tokoh politik maupun isu tertentu. Selain itu, dalam sektor kesehatan, analisis sentimen berperan dalam mengidentifikasi pandangan dan pengalaman pasien terhadap layanan medis yang mereka peroleh (Kumar et al., 2023).

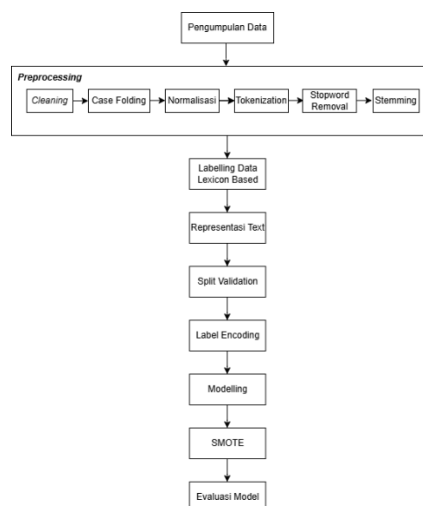
Support Vector Machine (SVM) merupakan salah satu algoritma yang unggul untuk analisis sentimen, karena mampu mengklasifikasikan data teks dengan tingkat akurasi dan efisiensi yang tinggi. Oleh karena itu, penerapan SVM memudahkan pengembang aplikasi dalam menangkap opini

pengguna serta meningkatkan mutu layanan yang disediakan (Najibulloh et al., 2025). Tugas utama dari *Support Vector Machine* (SVM) adalah menentukan *hyperplane* optimal, yaitu batas keputusan yang memisahkan dua kelas data dengan margin maksimum dari titik-titik data terdekat di masing-masing kelas. Titik-titik ini, yang disebut *support vector*, berperan krusial dalam penentuan posisi *hyperplane*. Dengan memaksimalkan margin antar kelas, SVM mampu meningkatkan kemampuan generalisasi model dan memberikan prediksi yang lebih akurat terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya (Wang, 2023).

Penelitian terdahulu belum mengatasi permasalahan ketidakseimbangan kelas pada data sentimen, sehingga performa model masih belum mencapai tingkat akurasi yang optimal (Rahmawati et al., 2023). Oleh karena itu, penelitian ini mengadopsi pendekatan penyeimbangan data menggunakan SMOTE (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*) untuk mengeksplorasi potensi peningkatan akurasi pada algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dalam konteks analisis sentimen. Seiring dengan pertumbuhan pesat industri *e-commerce* di Indonesia, peningkatan kualitas layanan aplikasi menjadi hal yang krusial dalam rangka memenuhi kebutuhan dan harapan pengguna. Analisis sentimen terhadap ulasan konsumen dipilih sebagai strategi untuk menggali preferensi pengguna, dengan fokus utama pada aplikasi Shopee. Melalui penerapan SMOTE, penelitian ini bertujuan untuk membangun model klasifikasi yang lebih akurat, guna menunjang peningkatan kualitas layanan dan memperkuat daya saing aplikasi *e-commerce* di pasar digital.

2. Metode

Dalam upaya membangun model klasifikasi sentimen yang optimal, Untuk memastikan validitas dan reliabilitas temuan, penelitian ini dikembangkan dengan mengadopsi kerangka metodologis yang terstruktur. Adapun langkah-langkah umum dalam proses penelitian ini dijabarkan pada gambar berikut:



Gambar 1. Alur Penelitian

2.1 Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini, proses pengambilan data ulasan aplikasi Shopee dari *platform Google Play Store* dilakukan dengan memanfaatkan modul *Python* bernama 'google-play-scraper'. Modul ini memungkinkan pengambilan data secara otomatis tanpa harus melakukan penyalinan manual dari situs. Langkah-langkahnya meliputi pencarian aplikasi target di *Google Play Store*, kemudian penggunaan 'google-play-scraper' untuk mengekstraksi data ulasan pengguna. Data yang telah dikumpulkan yaitu data paling terbaru dan terupdate pada saat itu bulan Juni Tahun 2025 dengan jumlah data 3.000 dan setelah dilakukan *missing value* jadi jumlah data 2.997 masing-masing sentimen negatif sebanyak 793, netral 313, dan positif 1891 selanjutnya diolah dan diekspor ke dalam format Excel untuk keperluan analisis lebih lanjut.

2.2 Preprocessing

Tahapan ini bertujuan untuk menjamin validitas data serta mempersiapkannya untuk analisis lanjutan.

1. Cleaning

Pada tahapan ini bertujuan untuk menghapus karakter atau elemen yang tidak dibutuhkan dalam teks.

Tabel 1. Hasil Proses *Cleaning*

Ulasan	<i>Cleaning</i>
belanja murah, cara mudah, proses cepat, bs gratis ongkir pula... yaa cuma di SHOPEE.... seneng belanja di SHOPEE, ada kendala pun dibereskan dgn cepat dan tidak memberatkan pembeli. thx SHOPEE... SUKSES SELALU. TUHAN MEMBERKATI	belanja murah cara mudah proses cepat bs gratis ongkir pula yaa cuma di SHOPEE seneng belanja di SHOPEE ada kendala pun dibereskan dgn cepat dan tidak memberatkan pembeli thx SHOPEE SUKSES SELALU. TUHAN MEMBERKATI

2. Case folding

Pada tahapan ini bertujuan untuk mengubah semua huruf dalam teks menjadi huruf kecil (*lower case*).

Tabel 2. Hasil Proses *Case folding*

Ulasan	<i>Case Folding</i>
Sangat membantu belanja kebutuhan apapun ada. Tapi tolong aplikasinya di perbaiki lagi, pertama buka shopee jangan langsung masuk Live/Video udah jelajah ke beranda suara video masih muter terus bahkan keluar dr aplikasi pun suara nya masih nyala. SANGAT MENGGANGGU! Tolong di perbaiki lagi.	sangat membantu belanja kebutuhan apapun ada tapi tolong aplikasinya di perbaiki lagi pertama buka shopee jangan langsung masuk livevideo udah jelajah ke beranda suara video masih muter terus bahkan keluar dr aplikasi pun suara nya masih nyala. sangat mengganggu tolong di perbaiki lagi

3. Normalisasi

Pada tahapan ini bertujuan untuk proses mengganti kata-kata tidak baku atau bentuk slang menjadi kata yang sesuai dengan ejaan baku.

Tabel 3. Hasil Proses Normalisasi

Ulasan	Normalisasi
aplikasi nya jlekk, mnding toko sebelah, di Shopee gajelas banget aku pesen barang malah di batalkan otomatis, alhasil aku beli lagi, setelah itu malah gak jadi di batakannya, mau gak mau aku harus bayar dua produk yang datang, mana harganya mahal lagi, hadehh ini shopee gimana sih sangat mengecewakan	aplikasi ya jlekk mending toko sebelah di shopee banget aku pesan barang malah di batalkan otomatis alhasil aku beli lagi setelah itu malah tidak jadi di batakannya mau tidak mau aku harus bayar dua produk yang datang mana harganya mahal lagi hadehh ini shopee bagaimana sih sangat mengecewakan

4. Tokenization

Pada tahapan ini bertujuan untuk proses memecah teks menjadi unit-unit kata yang lebih kecil yang disebut token, seperti kata atau frasa.

Tabel 4. Hasil Proses *Tokenization*

Ulasan	<i>Tokenization</i>
akhir2 ini nggak nyaman karena disaat buka aplikasi langsung ditampilkan vidio iklan, jadi mirip pedangan asongan asal selonong, bukan cuma itu saja bahkan vidio iklan tersebut nggak berhenti pemutarannya sampai saya membuka buka etalase toko , mengganggu kenyamanan orang belanja.	['akhir', 'ini', 'tidak', 'nyaman', 'karena', 'disaat', 'buka', 'aplikasi', 'langsung', 'ditampilkan', 'vidio', 'iklan', 'jadi', 'mirip', 'pedangan', 'asongan', 'asal', 'selonong', 'bukan', 'cuma', 'itu', 'saja', 'bahkan', 'vidio', 'iklan', 'tersebut', 'tidak', 'berhenti', 'pemutarannya', 'sampai', 'saya', 'membuka', 'buka', 'etalase', 'toko', 'mengganggu', 'kenyamanan', 'orang', 'belanja']

5. Stopword removal

Pada tahapan ini bertujuan untuk proses menghapus kata-kata umum (*stopword*) yang sering muncul tetapi tidak memiliki makna signifikan dalam analisis sentiment, seperti: "yang", "dan", "di", "ke", "dengan", dll.

Tabel 5. Hasil Proses *Stopword removal*

Ulasan	<i>Stopword removal</i>
apk nya udah bagus saran aja dari saya, keranjang nya di kasi kaya koleksi gitu, kaya buat skincare, baju, dll misah, biar ga ke gabung semua, biar pas nyari ga bingung. koleksi nya juga jangan sedikit minimal 5 lebih lah, isi koleksi nya juga kaya keranjang 99 lebih barang, itu aja semoga di respon. .	['apk', 'ya', 'bagus', 'saran', 'keranjang', 'ya', 'kasih', 'kayak', 'koleksi', 'kayak', 'skincare', 'baju', 'dll', 'misah', 'biar', 'gabung', 'biar', 'pas', 'mencari', 'bingung', 'koleksi', 'ya', 'minimal', 'isi', 'koleksi', 'ya', 'kayak', 'keranjang', 'barang', 'semoga', 'respon']

6. Stemming

Pada tahapan ini bertujuan untuk proses mengubah kata ke bentuk dasarnya dengan menghapus imbuhan.

Tabel 6. Hasil Proses *Stemming*

Ulasan	<i>Stemming</i>
shoope sangat membantu, sejauh ini sangat memudahkan saya dlm mencari kebutuhan yg saya cari, dan shoope juga konsisten, belanja sekecil apapun dan sejauh apapun ttp sampai sesuai estimasi, terima kasih SHOOPE.	shoope bantu mudah cari butuh caridan shoope konsisten belanja apa apa sesuai estimasi terima kasih shoope

Selain itu, kemungkinan adanya nilai yang hilang (*missing values*) setelah tahap *prapemrosesan* juga diperhatikan. Untuk menjaga integritas serta relevansi dataset yang digunakan dalam proses pelatihan model, seluruh nilai yang hilang telah dihapus dari data akhir.

2.3 Labelling Lexicon Based

Pada tahapan ini, setiap informasi ulasan yang telah melalui tahap *preprocessing* akan diberi tag atau *label* kelasnya, apakah itu termasuk ulasan positif, negatif, atau netral.

Dalam penelitian ini, peneliti memutuskan akan menggunakan kamus *Lexicon* untuk menilai apakah sebuah ulasan termasuk ke dalam kategori positif, negatif, atau netral. *Lexicon-Based Labelling* dilakukan dengan menghitung skor sentimen dalam setiap ulasan, kemudian menetapkan *label* berdasarkan nilai skor tersebut.

2.4 Representasi Text

Setelah proses pelabelan dilakukan, teknik *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) digunakan pada tahap pemodelan data sebagai metode representasi fitur dari hasil *praproses* ulasan. Untuk meningkatkan ketepatan dalam proses pengelompokan data sentimen, metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) diterapkan sebagai teknik representasi fitur dari data teks. Untuk setiap token (kata) yang terdapat dalam masing-masing dokumen pada struktur *DataFrame*, algoritma TF-IDF akan menghitung nilai *Term Frequency* (TF) dan *Inverse Document Frequency* (IDF). Secara sederhana, pendekatan ini bertujuan untuk mengukur seberapa sering suatu kata muncul dalam dokumen tertentu dan seberapa unik kata tersebut di seluruh korpus dokumen.

2.5 Split Validation

Dalam penelitian ini, dataset dibagi menjadi dua bagian: data training sebesar 80% dan data testing sebesar 20%. Pengembangan model dilakukan dengan memanfaatkan data training, sedangkan pengujian performa model dilakukan pada data testing. Model yang telah dibangun sebelumnya dapat langsung diaplikasikan pada dataset yang telah dibagi menjadi dua bagian tersebut. Hasil dari pengujian ini menghasilkan nilai-nilai evaluasi yang dapat dijadikan indikator

untuk menilai sejauh mana efektivitas dan kinerja model dalam menyelesaikan tugas klasifikasi. Pembagian ini bertujuan untuk mencegah *overfitting* dan memastikan evaluasi performa model dilakukan dengan cara yang objektif, sehingga hasil yang diperoleh lebih mencerminkan kemampuan model dalam menghadapi kondisi dunia nyata.

2.6 Label Encoding

Dalam penelitian ini, *label* kategori yang terdapat dalam dataset, yaitu positif, negatif, dan netral, dikonversi menjadi format numerik menggunakan metode pengkodean *label*. Konversi ini diperlukan untuk memungkinkan pemrosesan *label* dalam bentuk numerik oleh model klasifikasi, yang pada gilirannya memungkinkan pelatihan dan evaluasi model dengan data yang terstruktur secara numerik.

2.7 Modelling

Pada tahap ini, dilakukan proses pembangunan model klasifikasi sentimen dengan memanfaatkan algoritma *Support vector machine* (SVM). SVM merupakan salah satu metode dalam *machine learning* yang bertujuan menemukan *hyperplane* terbaik untuk memisahkan data ke dalam kelas-kelas yang berbeda.

Dalam konteks analisis sentimen, algoritma ini digunakan untuk mengklasifikasikan ulasan pengguna ke dalam tiga kategori sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral. Data ulasan yang sebelumnya telah direpresentasikan dalam bentuk vektor fitur melalui pendekatan *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) digunakan sebagai masukan bagi model. Berkat kemampuannya dalam mengelola data berdimensi tinggi seperti teks, SVM dilatih untuk mengidentifikasi pola-pola sentimen berdasarkan distribusi kata dalam setiap ulasan. Model yang telah dilatih kemudian digunakan untuk memprediksi sentimen pada data uji, sehingga menghasilkan klasifikasi sentimen yang merepresentasikan isi ulasan pengguna terhadap aplikasi Shopee.

2.8 Penerapan Pendekatan SMOTE

Pada tahap ini, peneliti berupaya mengatasi permasalahan ketimpangan distribusi kelas dalam data sentimen dengan menerapkan teknik *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE). Metode ini menghasilkan data sintetis untuk kelas minoritas dengan mempertimbangkan kemiripan fitur antar data guna menciptakan distribusi kelas yang lebih proporsional. Ketidakseimbangan kelas dapat mengakibatkan algoritma *machine learning* cenderung bias terhadap kelas mayoritas dan kurang mampu mengenali pola pada kelas minoritas. Oleh karena itu, penerapan SMOTE sebelum proses pelatihan diharapkan dapat

meningkatkan performa algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dalam mengklasifikasikan sentimen pengguna secara lebih adil dan akurat. Prosedur ini bertujuan agar model tidak hanya memiliki tingkat akurasi yang tinggi secara keseluruhan, tetapi juga mampu mengenali pola dari masing-masing kelas secara merata.

2.9 Uji dan Evaluasi

Pada tahapan evaluasi model ini, performa *Support Vector Machine* (SVM) dilatih menggunakan data training, dan performanya dievaluasi menggunakan data testing untuk menilai akurasi prediksi terhadap ulasan aplikasi. Evaluasi dimulai dengan mengukur akurasi untuk menilai proporsi prediksi yang benar dari total prediksi. Selain itu, *precision*, *recall*, dan *F1-score* dihitung untuk memberikan gambaran mendalam tentang kualitas prediksi model. *Precision* menunjukkan akurasi prediksi positif, *recall* mengukur kemampuan model dalam mendeteksi kasus positif, dan *F1-score* menggabungkan keduanya untuk memberikan ukuran yang seimbang dari kinerja model. *Confusion Matrix* digunakan untuk mendetailkan hasil klasifikasi per kelas, sedangkan *classification report* menyajikan ringkasan metrik evaluasi untuk setiap kategori sentimen.

Selain itu, analisis *Receiver Operating Characteristic* (ROC) dilakukan untuk menilai kinerja model dalam membedakan antara kelas positif, dan negatif, dengan *Area Under the Curve* (AUC) digunakan sebagai ukuran numerik untuk mengukur seberapa baik model memisahkan kelas-kelas tersebut. AUC memberikan nilai yang berkisar antara 0 hingga 1, di mana semakin mendekati 1 berarti model semakin baik dalam klasifikasi. Analisis terhadap hasil prediksi model memiliki peran penting dalam mengevaluasi tingkat akurasi dan konsistensi performa model. Evaluasi dilakukan dengan mempertimbangkan berbagai metrik, seperti akurasi, *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Selain itu, kemampuan model dalam membedakan antar kelas sentimen juga dianalisis melalui interpretasi *Receiver Operating Characteristic* (ROC) curve dan nilai *Area Under the Curve* (AUC), yang memberikan gambaran menyeluruh mengenai kualitas klasifikasi yang dihasilkan.

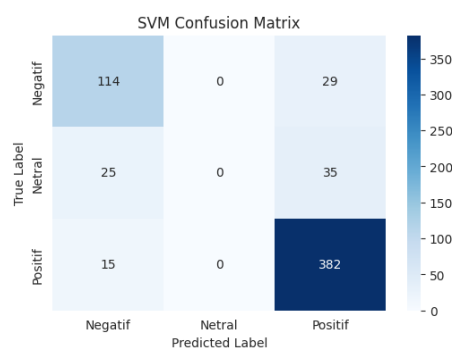
3. Hasil dan Pembahasan

Penelitian ini berfokus pada evaluasi mendalam mengenai akurasi model analisis sentimen ketika diterapkan pada ulasan aplikasi Shopee yang diperoleh dari *Google play store* setelah penerapan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) serta teknik penyeimbangan data menggunakan SMOTE. Tingkat akurasi model secara keseluruhan diperoleh melalui rangkaian proses eksperimental yang dilakukan dalam dua fase. Fase pertama melibatkan penerapan algoritma

SVM secara langsung, sedangkan fase kedua mengombinasikan metode SMOTE dengan SVM guna mengatasi ketimpangan distribusi kelas pada dataset. Hasil yang diperoleh dari kedua tahapan tersebut dijabarkan berikut ini.

3.1 Hasil Eksperimen Menggunakan Support Vector Machine

Pada tahap eksperimental, model SVM yang menggunakan kernel linier dan representasi fitur TF-IDF diuji pada dataset ulasan pengguna Shopee. Data yang telah melalui proses pembersihan dan anotasi kemudian dibagi dengan rasio 80:20 menggunakan metode train-test split. Proses pelatihan model berfokus pada identifikasi pola leksikal yang membedakan antara kelas sentimen—positif, negatif, dan netral. Kemampuan generalisasi model kemudian diukur melalui fase pengujian menggunakan data pengujian, hasilnya akan dijelaskan pada bagian berikutnya.



Gambar 2. Visualisasi Confusion Matrix

Berdasarkan *Confusion Matrix* pada Gambar 2. Model secara akurat mengklasifikasikan 114 ulasan sebagai negatif. Ada 25 contoh ulasan yang secara inheren netral, tetapi secara salah diidentifikasi oleh model sebagai ulasan dengan sentimen negatif. Untuk sentimen positif, 15 ulasan berhasil diprediksi dengan benar sebagai positif. Namun, dari seluruh ulasan yang dikategorikan sebagai negatif, 382 diantaranya sebenarnya merupakan ulasan positif.

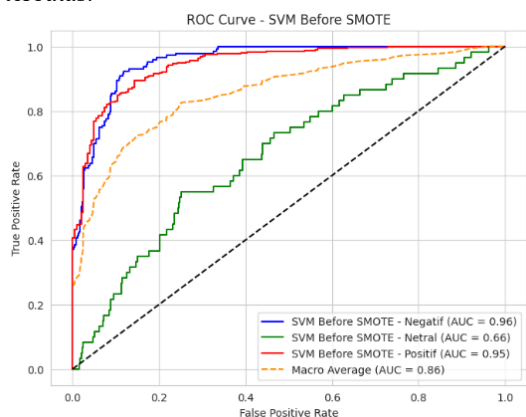
SVM Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.74	0.80	0.77	143
Netral	0.00	0.00	0.00	60
Positif	0.86	0.96	0.91	397
accuracy			0.83	600
macro avg	0.53	0.59	0.56	600
weighted avg	0.74	0.83	0.78	600

Gambar 3. Classification Report SVM

Berdasarkan laporan evaluasi yang tercantum dalam Gambar 3, kinerja model menunjukkan variasi yang signifikan antar kategori sentimen. Model menunjukkan kemampuan terbaik

dalam mengklasifikasikan ulasan positif dan negatif. Untuk sentimen negatif, dengan 143 sampel ulasan, model mencapai presisi 74%, recall 80%, dan skor F1 77%, menunjukkan kemampuannya yang andal dalam mendeteksi pola ulasan negatif. Di sisi lain, pada kelas sentimen positif yang terdiri dari 397 ulasan, model menunjukkan kinerja yang lebih impresif dengan presisi 86%, recall 96%, dan skor F1 91%. Prestasi ini mencerminkan keunggulan model dalam mengidentifikasi ulasan dengan konten positif secara lebih konsisten dan akurat. Di sisi lain, model belum mampu menangani kelas sentimen netral secara optimal. Dari 60 ulasan netral yang tersedia, model gagal menghasilkan prediksi akurat, seperti yang terlihat dari nilai akurasi, recall, dan skor F1 yang semuanya 0%. Temuan ini menyoroti tantangan dalam mengenali karakteristik ulasan netral, yang memerlukan pendekatan lebih lanjut.

Berdasarkan hasil evaluasi, model menunjukkan kinerja yang bervariasi tergantung pada metode pengukuran yang digunakan. Saat menggunakan metode macro-average, yang memperlakukan setiap kelas secara sama, model mencatat akurasi sebesar 83% dengan presisi 53%, recall 59%, dan F1-score 56%. Sementara itu, dengan pendekatan rata-rata tertimbang yang mempertimbangkan distribusi data aktual, terdapat peningkatan signifikan dalam presisi (74%), recall (83%), dan skor F1 (78%). Temuan ini menunjukkan bahwa model memiliki konsistensi yang baik dalam melakukan klasifikasi secara keseluruhan, dengan kemampuan yang lebih optimal dalam mengenali pola pada kelas yang memiliki representasi data yang lebih banyak. Hasil evaluasi ini juga mengonfirmasi bahwa model dapat menangkap karakteristik data secara efektif, meskipun masih ada ruang untuk perbaikan dalam mengklasifikasikan kelas dengan sampel yang terbatas.



Gambar 4. ROC Curve

Berdasarkan hasil eksperimen yang ditampilkan pada Gambar 4, kurva ROC menunjukkan nilai AUC sebesar 0.86, yang menunjukkan kemampuan klasifikasi yang cukup solid. Namun, akurasi model dalam

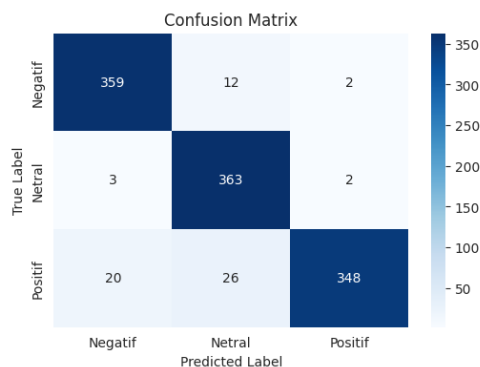
mengklasifikasikan ulasan aplikasi Shopee masih perlu ditingkatkan. Untuk mengoptimalkan hasil ini, penelitian ini kemudian menerapkan teknik SMOTE untuk menyeimbangkan komposisi data di setiap kelas. Pendekatan ini diharapkan dapat secara signifikan meningkatkan kinerja algoritma Support Vector Machine. Efektivitas implementasi SMOTE akan diukur dengan membandingkan berbagai metrik evaluasi sebelum dan setelah proses penyeimbangan data dilakukan.

3.2 Hasil Eksperimen Menggunakan Support Vector Machine dengan Pendekatan SMOTE

Untuk mengembangkan model klasifikasi sentimen yang lebih representatif, penelitian ini menggabungkan algoritma Support Vector Machine (SVM) dengan Teknik Over-sampling Minoritas Sintetis (SMOTE). Strategi ini dirancang khusus untuk mengatasi ketidakseimbangan distribusi kelas dengan menambahkan sampel sintetis ke kategori minoritas, sehingga menciptakan dasar data yang lebih seimbang untuk proses pembelajaran model. Setelah melalui tahap penyeimbangan data, semua sampel dikonversi ke format numerik menggunakan LabelEncoder sebelum diubah menjadi representasi fitur melalui pendekatan Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF). Data set kemudian dibagi dengan proporsi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Proses pelatihan dilakukan dengan menerapkan kernel SVM linier pada data yang seimbang, memungkinkan model untuk mempelajari pola sentimen dari kumpulan ulasan pengguna. Kinerja model dievaluasi menggunakan berbagai metrik analitis seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score, dilengkapi dengan visualisasi matriks kebingungan untuk menggambarkan distribusi hasil klasifikasi secara komprehensif. Secara keseluruhan, implementasi hibrida SVM dan SMOTE berhasil menciptakan model yang lebih efektif untuk mengkategorikan ulasan ke dalam sentimen positif, negatif, dan netral. Pendekatan ini tidak hanya berhasil mengatasi bias akibat ketidakseimbangan data, tetapi juga menghasilkan kinerja klasifikasi yang lebih stabil dan konsisten di seluruh kategori sentimen.

Berdasarkan representasi visual pada Gambar 5, *confusion matrix* menunjukkan bahwa model ini cukup andal dalam mengidentifikasi ulasan negatif. Sebanyak 359 sampel ulasan diklasifikasikan dengan benar sebagai sentimen negatif, sementara 20 ulasan lainnya diklasifikasikan dengan benar sebagai sentimen positif. Namun, model ini masih menunjukkan beberapa kelemahan dalam proses klasifikasi. Ada 3 ulasan netral yang salah dikategorikan sebagai ulasan negatif, dan yang lebih signifikan, 348 ulasan positif yang salah diidentifikasi sebagai ulasan negatif. Temuan ini

menunjukkan bahwa meskipun model memiliki kemampuan pengenalan yang baik untuk sentimen negatif, diperlukan penyempurnaan lebih lanjut untuk meningkatkan akurasi dalam membedakan antara sentimen positif dan negatif.



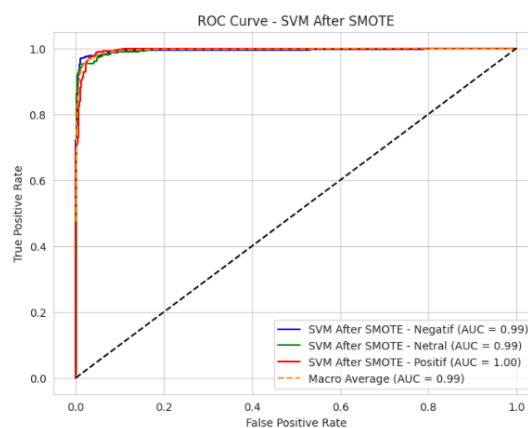
Gambar 5. Visualisasi Confusion Matrix

Berdasarkan temuan yang tercatat dalam *classification report* (Gambar 6), model yang dikembangkan menunjukkan kinerja optimal dalam mengklasifikasikan kelas sentimen negatif dan netral. Analisis mendalam terhadap kinerja algoritma Support Vector Machine (SVM) menunjukkan stabilitas yang mengesankan di seluruh kategori sentimen. Pada kelas sentimen negatif, yang terdiri dari 373 ulasan, model mencapai presisi 94% dengan recall 96%, menghasilkan skor F1 sebesar 95%. Sementara itu, untuk kategori netral (368 ulasan), hasilnya sama mengesankan, dengan presisi 91%, recall 99%, dan skor F1 sebesar 94%.

Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.94	0.96	0.95	373
Netral	0.91	0.99	0.94	368
Positif	0.99	0.88	0.93	394
accuracy			0.94	1135
macro avg	0.94	0.94	0.94	1135
weighted avg	0.95	0.94	0.94	1135

Gambar 6. Classification Report SVM After SMOTE

Di sisi lain, meskipun memiliki presisi sempurna 99% di kelas positif (394 ulasan), tingkat recall yang tercatat sebesar 88% menghasilkan skor F1 sebesar 93%. Secara agregat, perhitungan rata-rata makro, yang mempertimbangkan kesetaraan setiap kelas, menunjukkan konsistensi yang luar biasa dengan akurasi, presisi, recall, dan skor F1 semua berada di level 94%. Konsistensi ini diperkuat oleh rata-rata tertimbang, yang mempertimbangkan distribusi data, dengan presisi 95%, recall 94%, dan skor F1 sebesar 94%. Hasil komprehensif ini tidak hanya menunjukkan kemampuan klasifikasi yang seimbang tetapi juga mengonfirmasi ketahanan model dalam menangani variasi karakteristik linguistik di setiap kategori sentimen.



Gambar 7. ROC Curve

Berdasarkan visualisasi yang ditampilkan pada Gambar 7, dapat diamati bahwa integrasi antara algoritma SVM dan SMOTE berhasil menciptakan model klasifikasi sentimen yang lebih efektif. Sinergi antara kedua metode ini telah terbukti secara signifikan meningkatkan kinerja model, terutama dalam meningkatkan akurasi identifikasi di berbagai kategori sentimen. Pendekatan ini menghasilkan kinerja klasifikasi yang optimal, terutama dalam mengatasi ketidakseimbangan data dan memperbaiki kemampuan model dalam mengenali pola sentimen pada setiap kategori ulasan. Hal ini ditunjukkan oleh nilai rata-rata macro *AUC* sebesar 0.99, yang termasuk dalam kategori *Excellent Classification*. Hasil ini mengindikasikan bahwa model memiliki kapabilitas yang sangat tinggi dalam membedakan ketiga label sentimen, yakni positif, netral, dan negatif. Secara spesifik, kelas negatif dan netral masing-masing memperoleh skor *AUC* sebesar 0,99, sementara kelas positif mencapai nilai *AUC* sempurna sebesar 1,00. Capaian ini memperlihatkan bahwa model mampu mengenali karakteristik dari setiap kelas secara akurat dan seimbang setelah proses balancing dengan SMOTE diterapkan, tanpa adanya indikasi ketimpangan performa antarkategori. Oleh karena itu, penerapan SMOTE terbukti mampu meningkatkan kemampuan generalisasi model dalam melakukan klasifikasi sentimen secara multikategori.

3.3 Perbandingan Hasil Akurasi Algoritma Support Vector Machine Sebelum dan Sesudah Pendekatan SMOTE

Perbandingan hasil akurasi pada penerapan *Support Vector Machine* sebelum dan sesudah pendekatan untuk mengevaluasi hasil keseluruhan dari penelitian ini. Penelitian ini menggunakan data yang sama yaitu, 3.000 data ulasan pada produk Shopee dan setelah melakukan *missing value* menjadi 2.997 data. Hasil perbandingan dari penelitian ini disajikan pada Tabel 7 untuk

memberikan gambaran yang lebih jelas mengenai kinerja model yang telah diuji.

Tabel 7. Perbandingan Hasil Penelitian

Matrics	SVM (%)	SVM + SMOTE (%)
Akurasi	82.67	94.27
Precision	74.00	95.00
Recall	83.00	94.00
F1-score	78.00	94.00
AUC	0.86	0.99

Berdasarkan perbandingan komprehensif yang disajikan dalam Tabel 7, dapat diamati bagaimana penerapan teknik SMOTE memiliki dampak signifikan terhadap kinerja model SVM. Pada fase awal tanpa penyeimbangan data, model mencapai akurasi 82,67% dengan nilai AUC 0,86, yang diklasifikasikan sebagai Baik. Namun, setelah menjalani proses penyeimbangan data menggunakan SMOTE, terdapat lonjakan kinerja yang signifikan, dengan akurasi meningkat menjadi 94,27% disertai nilai AUC 0,99, yang diklasifikasikan sebagai Sangat Baik. Peningkatan akurasi sebesar 13,25% ini membuktikan peran krusial SMOTE dalam menciptakan distribusi data yang lebih seimbang. Dengan komposisi data pelatihan yang lebih proporsional, model dapat mempelajari karakteristik setiap kelas sentimen secara lebih komprehensif. Hal ini memungkinkan algoritma SVM untuk mengidentifikasi pola penting dari setiap kategori tanpa terganggu oleh ketidakseimbangan sampel. Kondisi yang lebih adil ini pada akhirnya menghasilkan kemampuan klasifikasi yang tidak hanya lebih akurat tetapi juga lebih konsisten, karena model dapat menangkap hubungan antara fitur secara lebih objektif dan komprehensif.

4. Kesimpulan

Penerapan algoritma Support Vector Machine (SVM) yang dikombinasikan dengan teknik Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE) terbukti efektif dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi Shopee di Google Play Store ke dalam kategori positif, negatif, dan netral. Penggunaan SMOTE mampu mengatasi ketidakseimbangan distribusi data sehingga proses pembelajaran model menjadi lebih optimal dan menghasilkan peningkatan kinerja klasifikasi, baik dari sisi akurasi maupun kemampuan generalisasi. Hasil analisis menunjukkan bahwa ulasan pengguna mengandung informasi bernilai yang dapat menggambarkan persepsi serta pengalaman pengguna terhadap layanan aplikasi secara lebih terstruktur dan sistematis.

Hasil penelitian ini dapat dimanfaatkan sebagai dasar pertimbangan dalam pengembangan layanan aplikasi berbasis analisis data pengguna. Pengembang aplikasi disarankan untuk memanfaatkan pendekatan

analisis sentimen secara berkelanjutan guna memantau respons pengguna serta mengidentifikasi aspek layanan yang perlu ditingkatkan. Penelitian selanjutnya dapat mengembangkan model dengan membandingkan algoritma machine learning lain, menambahkan teknik optimasi parameter, atau memperluas sumber data agar diperoleh hasil klasifikasi yang lebih akurat dan representative

Daftar Pustaka:

- Annas, S., Suarna, N., Ali, I., & Susana, H. (2024). Penerapan Algoritma Support Vector Machine Untuk Analisis Sentimen Ulasan Pelanggan Toko Livia Cirebon Di Shopee. *Jurnal Ilmiah Informatika Komputer*, 29(3), 356–370.
- Aurelia, B. N. (2024). Statistical Analysis in E-commerce Development. *Binus University*. <https://student-activity.binus.ac.id/himstat/2024/09/24a18/>
- Das, P. K., & Das, P. K. (2024). Improvement in Inflation Forecasting: Ensembling Text Mining with Macro Data in Machine Learning Models. *International Journal of Economics and Finance*, 16(6), 92. <https://doi.org/10.5539/ijef.v16n6p92>
- Kumar, S., Roy, P. P., Dogra, D. P., & Kim, B.-G. (2023). A Comprehensive Review on Sentiment Analysis: Tasks, Approaches and Applications. 1–29. <http://arxiv.org/abs/2311.11250>
- Loja, V., Pati, G. K., Setiawi, A. P., Stella, U., & Sumba, M. (2024). Klasifikasi Data Mining dalam Memprediksi Kinerja Karyawan dengan Metode Algoritma C4 . 5 pada Toko Merpati Simpang. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi*, 2(4), 22–27.
- Muslim, C. (2024). Pentingnya Analisis Sentimen bagi E-Commerce. Kaze. <https://blog.kaze.id/pentingnya-analisis-sentimen-bagi-e-commerce>
- Najibulloh, I. K., Tahyudin, I., & Saputra, D. I. S. (2025). Analisis Sentimen Ulasan Co-Pilot Google Play dengan SVM , Neural Network , dan Decision Tree. *Jurnal Pendidikan Informatika*, 9(1), 275–283. <https://doi.org/10.29408/edumatic.v9i1.29673>
- Nugraha, F., Baskoro, T. P. D., & Tarigan, D. S. (2025). Evaluasi Algoritma Machine Learning untuk Klasifikasi dan Prediksi Penggunaan Lahan. *Majalah Geografi Indonesia*, 39, 22. <https://doi.org/10.22146/mgi.70636>
- Pradhisa, K. C., & Fajriyah, R. (2024). Analisis Sentimen Ulasan Pengguna E-commerce di Google Play Store Menggunakan Metode IndoBERT. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, 6, 92–104. <https://doi.org/10.47065/bits.v6i1.5247>
- Rahmawati, S., Yuliani, S., & M.Fedrik, A. (2023). Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Traveloka Menggunakan Algoritma Support Vector Machines (SVM).

- Statistik, B. P. (2023). *statistik-e-commerce-2023.pdf*.
- Subagio, S., Dalimunthe, A. H., & Watrianthos, R. (2024). A Text Mining Approach to Analyzing the Role of Negative Sentiment Words in News Articles on Suicide and Related Incidents. *Bulletin of Information Technology*, 5(4), 318–325. <https://doi.org/10.47065/bit.v5i2.1745>
- Wang, C. K. (2023). Sentiment Analysis Using Support Vector Machines, Neural Networks, and Random Forests. *International Conference on Image, Algorithms and Artificial Intelligence, Iciaai*, 23–34.
- https://doi.org/10.2991/978-94-6463-300-9_4
- Yonatan, A. Z. (2024). Ekonomi dan Bisnis E-Wallet Jadi Metode Pembayaran E-Commerce Pilihan Indonesia. *GoodStats*. <https://goodstats.id/article/e-wallet-jadi-metode-pembayaran-e-commerce-pilihan-indonesia-paaB9>
- Zinah, S., Hamzah, M. L., Rozanda, N. E., & Salisah, F. N. (2023). Analisis Kualitas Layanan E-Commerce Shopee Menggunakan Metode E-Servqual Dan Kano. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 10(2), 316–328. <https://jurnal.mdp.ac.id/index.php/jatisi/article/view/4544>

Halaman ini sengaja dikosongkan