

Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Aplikasi Bsgtouch Menggunakan Algoritma *Support Vector Machine*

¹Semuel Fendy Ngalo, ²Irene R. H. T. Tangkawarow, ³Kristofel Santa
^{1,2,3}Prodi Teknik Informatika, Universitas Negeri Manado, Indonesia
samuelfendi97@gmail.com, irene.tangkawarow@unima.ac.id, kristofelsanta@unima.ac.id

Submit : 19 Nov 25 | Diterima : 28 Nov 2025 | Terbit : 30 Nov 2025

ABSTRAK

Analisis sentimen merupakan proses fundamental untuk mengekstrak opini publik dari ulasan pengguna aplikasi mobile banking, yang dianggap sebagai sumber data yang transparan dan menjadi indikator krusial bagi kepuasan dan risiko reputasi layanan digital. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan mengevaluasi model klasifikasi sentimen guna menganalisis polaritas ulasan pengguna aplikasi BSGtouch yang diperoleh dari Google Play Store. Metode machine learning diterapkan dengan algoritma Support Vector Machine (SVM). Dalam tahap pre-processing, data diperoleh melalui web scraping dan dibersihkan dan ditekankan pada penggunaan normalisasi kata (kamus normalisasi) untuk menghasilkan kosakata fitur yang terkonsolidasi, yang kemudian diboboti menggunakan Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) sebelum model dilatih dan diuji. Hasil analisis sentimen menunjukkan distribusi polaritas yang relatif setara, yakni 50.9% ulasan Positif dan 49.1% ulasan Negatif. Model yang dihasilkan membuktikan kinerja yang sangat kuat dan seimbang untuk kedua kelas F1 score 0.89, mengindikasikan kecakapan prediktif yang setara untuk polaritas positif maupun negatif, dengan akurasi mencapai 88.35% pada data uji. Pembahasan menunjukkan bahwa, meskipun akurasi model tinggi, persentase sentimen negatif yang signifikan 49.1% ini merefleksikan adanya isu kritis yang perlu segera ditangani. Kesimpulan penelitian ini secara empiris menegaskan bahwa temuan distribusi sentimen tersebut mengharuskan PT Bank SulutGo memprioritaskan penyelesaian masalah teknis pada aplikasi mobile banking BSGtouch demi menjaga dan meningkatkan kualitas layanan berdasarkan opini dari ulasan pengguna.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Ulasan Aplikasi, Mobile Banking, Support Vector Machine, Normalisasi, Term Frequency Inverse Document Frequency

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi yang semakin pesat saat ini menuntut sebuah instansi dan para SDM yang terkait di dalamnya memperbaharui informasi menyesuaikan dengan kebutuhan zaman. Di bidang keuangan misalnya, perbankan dituntut melakukan aksi dengan cepat dan berkesinambungan serta terus berinovasi sehingga dapat menandingi pesaing terberatnya yaitu perbankan konvensional. Aplikasi *online banking* yang sama-sama canggih merupakan salah satu wujud inovasi yang bisa dilakukan (Palupi Permata Rahmi, Nur Aryanti, & Abdul Aziz, 2023). Dengan adanya fasilitas teknologi yang memadai dan inovatif maka aktivitas transaksi khususnya perbankan dapat berjalan lebih baik dan efektif, serta meningkatkan keamanan dalam bertransaksi sehingga dapat menumbuhkan dan mengembangkan rasa kepercayaan masyarakat terhadap perbankan itu sendiri.

Untuk mewujudkan layanan perbankan yang mudah dan efisien mengikuti perkembangan teknologi saat ini, PT Bank Pembangunan Daerah Sulawesi Utara Gorontalo (Bank SulutGo) memanfaatkan teknologi untuk terus berinovasi dalam memberikan layanan perbankan terbaik kepada masyarakat melalui aplikasi Mobile Banking BSGtouch. Aplikasi BSGtouch merupakan aplikasi pada ponsel pintar (smartphone) yang dapat digunakan untuk melakukan transaksi perbankan seperti transfer ke rekening BSG atau dengan rekening bank lain, pembelian voucher

pulsa, paket internet, token PLN, pembayaran pajak daerah atau kendaraan, mutasi rekening dan lain sebagainya dengan jaringan internet sebagai koneksinya(banksulutgo.co.id, 2024).

Untuk mengakses layanan BSGtouch pengguna atau nasabah dapat mengunduh aplikasi secara gratis melalui Google Play Store pada perangkat ponsel android nasabah bank SulutGo. Hingga akhir juli 2025, aplikasi BSGtouch tercatat telah diunduh lebih dari 100.000 kali di Google Play Store dan memiliki sebanyak 6000 ulasan. Pengguna yang sudah menggunakan aplikasi BSGtouch dapat memberikan rating (skor berbintang 1-5) dan dapat disertai ulasan atau komentar mengenai pengalaman pengguna melalui fitur Rating & Reviews. Namun ada beberapa ulasan yang diberikan pengguna sering kali berbeda dengan bintang yang diberikan dan juga terdapat ulasan yang diberikan menggunakan kata singkatan atau kata yang tidak baku sehingga untuk dijadikan sebagai bahan evaluasi menjadi kurang optimal.

Dalam melakukan analisis sentimen terdapat beberapa tahap yang harus dilakukan salah satunya adalah tahap dari preprocessing, yaitu untuk mengolah data pada penelitian seperti word normalization, case folding, cleansing, tokenizing, stopword removal, dan stemming. Dalam konteks normalisasi kata, proses pengolah kata dilakukan, meliputi konversi kata yang menyimpang dari norma bahasa standar menjadi kata-kata yang mematuhi konvensi linguistik dan dianggap normal (Amalia Putri, Srirahayu, & Arif Sudibyo, 2025). Namun, pada upaya analisis sentimen terhadap data ulasan aplikasi BSGtouch terdapat variasi kata tidak baku yang sering digunakan misalnya 'tdk', 'utk', 'ga' atau 'gk' dan 'dmn'. Kata-kata tersebut perlu diubah ke bentuk baku agar tidak dianggap sebagai kata yang berbeda dari kata dasar yang sebenarnya. Upaya ini dilakukan agar meminimalkan kesalahan dalam proses klasifikasi sentimen. (Akbarianto Wibowo, 2021).

Dalam melakukan penelitian ini, menggunakan algoritma Support Vector Machine sebagai metode klasifikasi. Algoritma Support Vector Machine merupakan salah satu metode klasifikasi pembelajaran yang efektif untuk mengakomodasi banyak variabel dan banyak kelas yang memiliki luaran hyperplane berupa fungsi yang nantinya dapat mengidentifikasi sebuah ulasan bersentimen positif atau negatif atau yang disebut juga model sentimen (Karo Karo, 2023). Kelebihan metode Support Vector Machine terkenal dengan hasil akurasi yang tinggi dalam melakukan klasifikasi serta dapat menghindari kesulitan dari permasalahan kareakteristik. Kekurangan metode Support vector machines dalam pemilihan fitur sekaligus pengaturan parameter di SVM yang secara signifikan mempengaruhi hasil akurasi klasifikasi (Rorong, Santa, & Peggie Rantung, 2025).

Tujuannya dengan dibuatnya penelitian ini dapat mengklasifikasikan teks dengan menggunakan normalisasi kata dan algoritma Support Vector Machine sehingga informasi yang ada bisa diproses dan diekstraksi dengan baik dan juga informasi yang dihasilkan dapat berguna dalam pengambilan keputusan bisnis maupun rencana pemasaran bagi Bank SulutGo.

TINJAUAN PUSTAKA

BSGtouch

Aplikasi BSGtouch adalah aplikasi yang dikembangkan oleh PT. Bank Pembangunan Daerah Sulawesi Utara Gorontalo dan merupakan layanan mobile banking Bank SulutGo yang dapat diakses langsung oleh nasabah melalui ponsel dengan berbasis internet untuk bertransaksi. Aplikasi mobile banking BSGtouch memudahkan nasabah dalam melakukan transaksi kapanpun dan dimanapun tanpa perlu harus mengunjungi kantor cabang ataupun ATM (banksulutgo.co.id, 2024).

Python Programming Language

Python merupakan bahasa pemrograman tingkat tinggi yang mampu mengeksekusi berbagai instruksi secara langsung (interpretatif) dengan pendekatan Pemrograman Berorientasi Objek serta semantik dinamis, sehingga meningkatkan keterbacaan sintaksnya. Python dapat digunakan dalam berbagai perangkat lunak serta kompatibel dengan hampir semua sistem operasi, seperti Windows, Linux, dan lainnya. Salah satu keunggulannya adalah sintaks yang sederhana dan mudah diterapkan (Nelli, 2023).

Text Prerrocessing

Text prerrocessing merupakan tahap dalam mengolah, mengekstrak, dan menyusun informasi dengan menganalisis keterkaitan data berdasarkan aturan yang berlaku pada teks yang bersifat semi terstruktur maupun tidak terstruktur (Alfian, 2023). Tahap pemrosesan dilakukan untuk mengolah data mentah menjadi kumpulan data yang siap digunakan, sehingga memungkinkan pemilihan data yang relevan untuk diproses dalam dokumen (Tumimomor, 2025).

Normalisasi Kata

Gaya penulisan informal yang digunakan oleh pengguna di media sosial menjadi kendala bagi kebanyakan tools Natural Language Processing (NLP). Sifat sosial media sebagai jejaring sosial dimana satu pengguna dapat secara bebas berkomunikasi atau berpendapat sesuai keinginannya membuat format data teks pada media sosial menjadi beragam (Akbarianto Wibowo, 2021).

Term Frequency Inverse Document Frequency (TF-IDF)

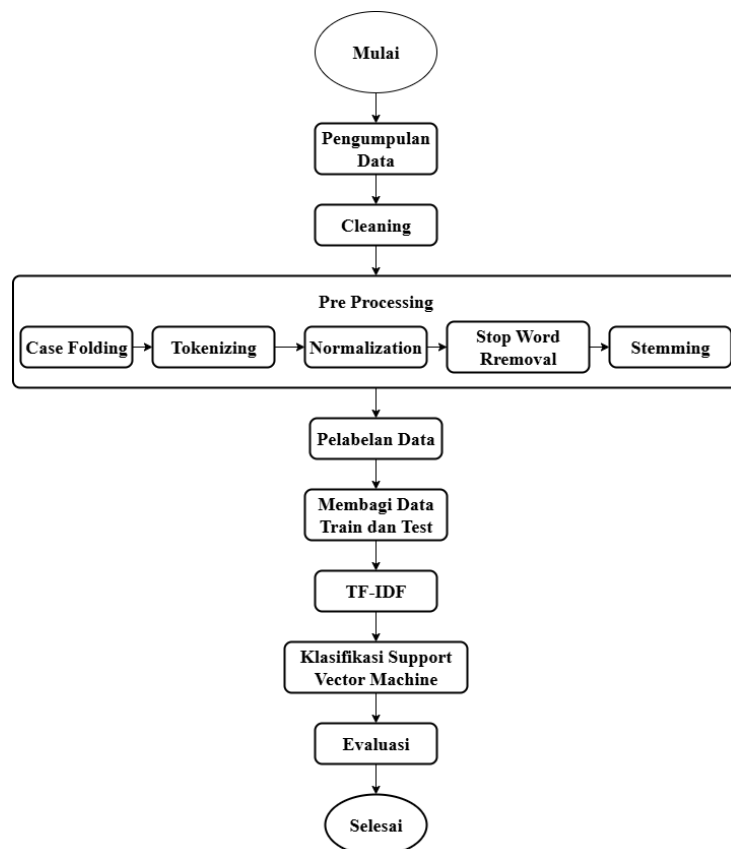
Term Frequency Inverse Document Frequency (TF-IDF) adalah metode yang digunakan untuk menilai seberapa signifikan sebuah kata (term) dalam suatu dokumen (Putri Gabriella, 2023). TF-IDF berfungsi dengan menetapkan bobot pada setiap kata berdasarkan frekuensi terbalik dokumen. Dengan kata lain, semakin sering suatu kata muncul dalam berbagai dokumen, maka bobotnya akan semakin rendah, menunjukkan bahwa kata tersebut lebih umum dan kurang signifikan dalam konteks tertentu (Rahman Isnain, Indra Sakti, Alita, & Satya Marga, 2021).

Support vector machine (SVM)

SVM memanfaatkan vektor dukungan (support vectors), yaitu sejumlah kecil data pelatihan, serta margin untuk menentukan hyperplane yang paling optimal (Saddam, Dewantara, & Solichin, 2023). Dalam penerapannya, SVM mengeksplorasi berbagai kemungkinan hyperplane dan memilih yang paling optimal di antara banyak fungsi yang tersedia. Hal ini memungkinkan SVM untuk menangani beragam jenis data dengan efisiensi tinggi (Solecha & Irnawati, 2023).

METODE PENELITIAN

Proses penelitian dimulai dengan pengumpulan data ulasan dari Google Play Store, diikuti dengan tahapan pra-pemrosesan teks untuk membersihkan dan menstandarisasi ulasan. Selanjutnya, dilakukan pelabelan data sentimen menggunakan pendekatan berbasis leksikon berbobot. Data yang sudah berlabel kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji. Pembobotan fitur teks dilakukan menggunakan metode TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) untuk merepresentasikan ulasan sebagai vektor numerik. Vektor fitur ini kemudian digunakan untuk melatih model klasifikasi Support Vector Machine. Proses penelitian diakhiri dengan evaluasi performa model klasifikasi menggunakan data uji dan tahapan penelitian dapat dilihat pada gambar 1



Gambar 1. Alur Penelitian

Pengumpulan data

Dalam proses pengumpulan data, peneliti menggunakan teknik scraping dengan bantuan Google Colaboratory dan library google-play-scraper untuk mengambil data ulasan secara otomatis dari platform tersebut.

Cleaning

Cleaning data adalah untuk menghilangkan elemen-elemen yang tidak relevan, mengurangi kebisingan dalam data, dan memastikan bahwa teks yang digunakan konsisten dan mudah diproses.

Pre-processing

Setelah melakukan cleaning data maka selanjutnya dilanjutkan dalam tahap pre-processing, yaitu :

- Case Folding : adalah mengubah semua huruf dalam teks menjadi huruf kecil (lowercase) untuk memastikan konsistensi
- Tokenizing : adalah memecah teks menjadi unit-unit kecil yang disebut token, biasanya berupa kata-kata
- Normalization : mengubah kata-kata tidak baku, slang, atau bentuk tidak standar menjadi bentuk yang lebih formal atau standar agar dapat dikenali dan diproses oleh sistem
- Stopword Removal : menghapus kata-kata umum seperti “dan”, “tidak”, “hanya”, dan lainnya yang sering muncul dalam teks tetapi tidak memberikan informasi penting untuk analisis
- Stemming : adalah Mengubah kata-kata menjadi bentuk dasarnya

Pelabelan Data

Data dilabeli menggunakan pendekatan berbasis leksikon dimana Sentimen ulasan dikategorikan sebagai Positif jika skor total leksikon ulasan lebih dari 0, dan Negatif jika skor total

leksikon ulasan kurang dari atau sama dengan 0.

Membagi Data Train dan Test

Pembagian data latih digunakan untuk membuat model learning klasifikasi. Data train dan test dimana 80 digunakan sebagai data train dan 20 digunakan sebagai data test (Gholamy, Kreinovich, & Kosheleva, 2018)

TF-IDF

TF-IDF digunakan untuk menghitung nilai Term Frequency (TF) dan Inverse Document Frequency (IDF) :

$$TF-IDF(t,d,D) = TF(t,d) \times IDF(t,D)$$

dimana

- t : Sebuah term.
- d : Sebuah dokumen spesifik (ulasan).
- D : Koleksi total dokumen (seluruh dataset ulasan).
- $TF(t,d)$: Nilai Term Frequency untuk term t dalam dokumen d
- $IDF(t,D)$: Nilai Inverse Document Frequency untuk term t dalam koleksi dokumen D .

Klasifikasi Support Vector Machine

Model klasifikasi Support Vector Machine mempelajari hyperplane optimal dan memisahkan kelas-kelas sentimen.

Evaluasi

Evaluasi model dilakukan dengan mengukur tingkat akurasi metode menggunakan metrik seperti precision, recall dan f1-score.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengolahan Data

Data ulasan yang dikumpulkan mencakup ulasan yang terkait dengan aplikasi "BSGtouch" (dengan ID aplikasi id.co.collega.mbanking.sulut). Rentang waktu pengumpulan data yang relevan untuk analisis adalah dari tanggal 27 Mei 2021 hingga 31 Juli 2025. Total data ulasan yang berhasil dikumpulkan dan digunakan setelah proses penyaringan awal adalah sebanyak 2558 data yang dibatasi oleh google dalam melakukan scraping data ulasan, yang kemudian difilter lebih lanjut berdasarkan rentang tanggal yang menghasilkan 2400 data unik untuk diproses.

Pelabelan Data

Pada tahap ini, setiap komentar dalam dataset diberi label sesuai sentimen yang terkandung, yaitu Positif, Negatif yang ada pada kamus lexicon

1. Hasil pelabelan data masing-masing 5 yang bersentimen negatif dan 5 yang bersentimen positif.

	content	stemmed_tokens_normalized	sentiment_label_weighted
0	Transaksi keuangan sangat2 mudah dengan BSGTouch	[transaksi, uang, mudah, bsgtouch]	Positif
1	Sangat membantu terutama untuk kebutuhan kulia...	[bantu, butuh, kuliah, anak, perlu, rumah, tan...	Positif
2	Membantu informasi saldo dan memudahkan transa...	[bantu, informasi, saldo, mudah, transaksi, on...	Positif
3	Mempemudah Transaksi. ✓	[mudah, transaksi]	Positif
4	Aplikasi bagus dan mudah dimengerti dan digunakan	[aplikasi, bagus, mudah, dimengerti]	Positif
5	Aplikasi eror	[aplikasi, eror]	Negatif
6	Sulit dibuka aplikasinya.	[sulit, buka, aplikasi]	Negatif
7	Goodd 🍌	[goodd]	Negatif
8	Ini BSG knp sih tiba* nama usname tersimpan o...	[bsg, sih, nama, usname, simpan, otomatis, uda...	Negatif
9	Bank Sulit Gorontalo 🤔🤔🤔🤔🤔🤔🤔🤔🤔🤔	[bank, sulit, gorontalo]	Negatif

Gambar 2. Hasil Pelabelan Data

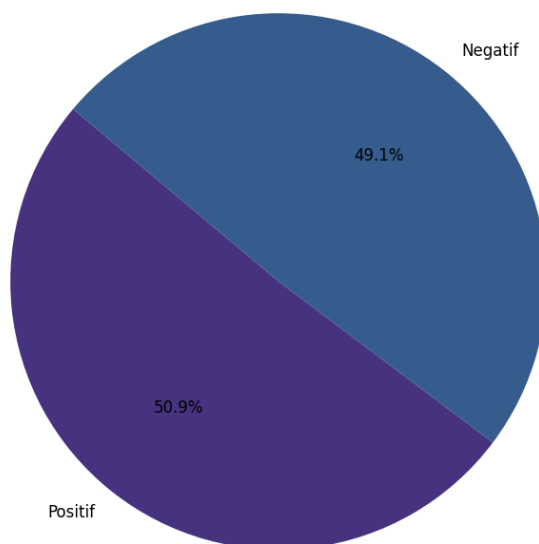
- Hasil distribusi sentimen untuk ulasan positif dan negatif dan persentase masing-masing sentimen ulasan

Jumlah Ulasan Persentase (%)		
sentiment_label_weighted		
Positif	896	50.94
Negatif	863	49.06

Gambar 3. Data Distribusi dan Persentase Sentimen

- Hasil diagram pie distribusi sentimen untuk ulasan positif dan negatif dan persentase sentimen ulasan positif sebesar 50.9% dan ulasan negatif sebesar 49.1%.

Diagram Pie Distribusi Sentimen Aktual di Data Test



Gambar 4. Diagram Pie Distribusi Sentimen

Evaluasi

Evaluasi model yang telah dibuat berdasarkan classification report dan confusion matrix yang memberikan ringkasan hasil evaluasi kinerja dari model klasifikasi pada sebuah dataset. Laporan ini menyediakan berbagai metrik evaluasi seperti presisi (precision), recall, dan nilai F1 (F1-score) untuk setiap kelas dalam model klasifikasi.

Classification Report:

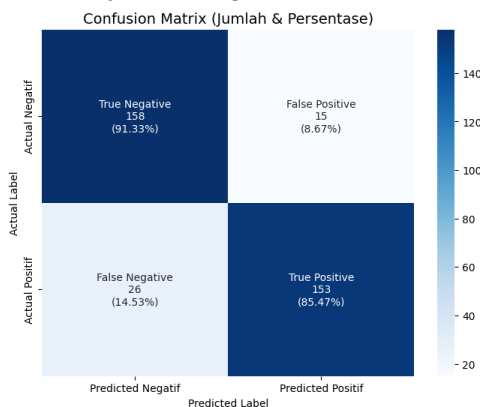
	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.858696	0.913295	0.885154	173.000000
Positif	0.910714	0.854749	0.881844	179.000000
accuracy	0.883523	0.883523	0.883523	0.883523
macro avg	0.884705	0.884022	0.883499	352.000000
weighted avg	0.885148	0.883523	0.883471	352.000000

Gambar 5. Classification Report

Berdasarkan hasil dari perhitungan precision, recall, dan F1 score untuk kedua label tersebut dari classification report:

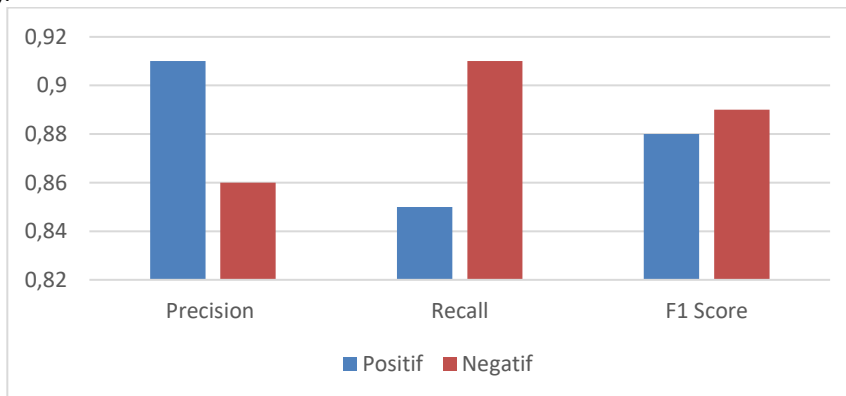
1. Precision Positif: Model memiliki precision sebesar 0.91 untuk kelas positif. Ini berarti, dari semua ulasan yang diprediksi sebagai positif oleh model, 91% benar-benar memiliki sentimen positif.
2. Precision Negatif: Model memiliki precision sebesar 0.85 untuk kelas negatif, yang berarti bahwa dari semua ulasan yang diprediksi sebagai negatif oleh model, 85% benar-benar memiliki sentimen negatif.
3. Recall Positif: Model memiliki recall sebesar 0.85 untuk kelas positif. Ini menunjukkan bahwa model berhasil mendeteksi 85% dari semua ulasan yang sebenarnya positif di data uji.
4. Recall Negatif: Model memiliki recall sebesar 0.91 untuk kelas negatif, yang berarti bahwa model berhasil mendeteksi 91% dari semua ulasan yang sebenarnya negatif di data uji.
5. F1 Score Positif: Model memiliki F1 score sebesar 0.88 untuk kelas positif. Ini menunjukkan keseimbangan yang baik antara precision dan recall untuk kelas positif.
6. F1 Score Negatif: Model memiliki F1 score sebesar 0.89 untuk kelas negatif, yang juga menunjukkan keseimbangan yang baik antara precision dan recall untuk kelas negatif.

Adapun hasil confusion matrix disajikan sebagai berikut :



Gambar 6. Confusion Matrix

Hasil yang ditunjukkan pada gambar 6 memberikan rincian prediksi model. Dari ulasan yang sebenarnya berlabel sentimen Negatif, sebanyak 15 data atau sekitar 8.67% salah diprediksi sebagai sentimen Positif (False Positive). Sementara itu, dari ulasan yang sebenarnya berlabel sentimen Positif, sebanyak 26 data atau sekitar 14.53% salah diprediksi sebagai sentimen Negatif (False Negative).



Gambar 7. Hasil Diagram Batang

Pada gambar 7 menunjukkan hasil perhitungan diagram batang untuk precision positif 0.91 precision negatif 0.85, recall positif 0.85 recall negatif 0.91 dan F1 score positif 0.88 F1 score

negatif 0.89.

Dalam analisis sentimen, word cloud dapat membantu mengidentifikasi kata-kata yang paling sering digunakan dalam konteks positif atau negatif, memberikan wawasan tambahan tentang sentimen keseluruhan dari teks. Adapun hasil word cloud pada sentimen positif adalah sebagai berikut:



Gambar 8. Word Cloud Sentimen Positif dan Negatif

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis sentimen terhadap data ulasan aplikasi BSGtouch dengan menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM), dapat disimpulkan bahwa penerapan kamus normalisasi pada tahap pre-processing terbukti efektif dalam membentuk kosakata fitur yang terintegrasi untuk input TF-IDF. Secara khusus, analisis sentimen berbasis leksikon menunjukkan distribusi sentimen yang relatif seimbang, dengan 50,9% ulasan diklasifikasikan sebagai Positif dan 49,1% sebagai Negatif. Kinerja model klasifikasi SVM menunjukkan kemampuan yang kuat dan seimbang dalam memprediksi kedua kelas sentimen, yang dibuktikan oleh nilai F1-Score yang setara, yakni sekitar 0,89 untuk kelas Negatif dan sekitar 0,89 untuk kelas Positif, sehingga menegaskan kapasitas prediktif model yang sama untuk kedua polaritas. Secara keseluruhan, model mencapai tingkat akurasi sebesar 88,35% pada data pengujian, yang memvalidasi kinerja yang kokoh dan dapat diandalkan secara empiris. Meskipun performa model cukup memuaskan, distribusi sentimen yang hampir merata ini mencerminkan adanya ketidakpuasan yang signifikan yang perlu ditangani. Oleh karena itu, temuan ini merekomendasikan agar PT Bank SulutGo (BSG) memprioritaskan penyelesaian masalah teknis kritis, khususnya yang berkaitan dengan proses login dan kesalahan pada aplikasi BSGtouch, untuk mencapai keseimbangan distribusi sentimen yang saat ini hampir sama.

REFERENSI

- Akbarianto Wibowo, H., Nindyatama Nityasya, M., Feyza AkyürekAky, A., Suci Fitriany, A., Fikri Aji, A., Eko Prasajo, R., & Tanti Wijaya, D. (2021). *IndoCollex: A Testbed for Morphological Transformation of Indonesian Colloquial Words*. Retrieved from www.kaggle.com/grikomsn/lazada-indonesian-reviews
- Alfian, I. (2023). *Penerapan Metode K-Means Dalam Melakukan Pengelompokan Bencana Alam di Indonesia Dilakukan dengan Memanfaatkan Teknik Text Mining*. Retrieved from <https://jurnal.itg.ac.id/>
- Amalia Putri, N., Srirahayu, A., & Arif Sudibyo, N. (2025). Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi KitaLulus Menggunakan Metode Naive Bayes dari Ulasan Google Play Store. *Smart Comp: Jurnalnya Orang Pintar Komputer*, 14(2). <https://doi.org/10.30591/smartcomp.v14i2.7230>
- banksulutgo.co.id. (2024, September 29). BSGtouch. Retrieved September 29, 2024, from [banksulutgo.co.id](https://www.banksulutgo.co.id) website: <https://www.banksulutgo.co.id/product/read/layanan/26/bsgtouch.html>

- Gholamy, A., Kreinovich, V., & Kosheleva, O. (2018). *A Pedagogical Explanation A Pedagogical Explanation Part of the Computer Sciences Commons*. Retrieved from https://scholarworks.utep.edu/cs_techrephttps://scholarworks.utep.edu/cs_techrep/1209
- Karo Karo, I. M., Karo Karo, J. A., Yunianto, Y., Hariyanto, H., Falah, M., & Ginting, M. (2023). Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Info BMKG di Google Play Menggunakan TF-IDF dan Support Vector Machine. *Journal of Information System Research (JOSH)*, 4(4), 1423–1430. <https://doi.org/10.47065/josh.v4i4.3943>
- Nelli, F. (2023). *Python Data Analytics Data Analysis and Science Using Pandas Matplotlib and the Python Programming Language* (3rd ed.). Apress Berkeley, CA. <https://doi.org/https://doi.org/10.1007/978-1-4842-9532-8>
- Palupi Permata Rahmi, Nur Aryanti, A., & Abdul Aziz, D. (2023). Pengaruh Kualitas Layanan Mobile Banking Terhadap Kepuasan Nasabah Bank BCA. *ARBITRASE: Journal of Economics and Accounting*, 3(3), 710–722. <https://doi.org/10.47065/arbitrase.v3i3.660>
- Putri Gabriella, Y. A. (2023). Optimasi Penerimaan Siswa Baru Dengan Penerapan Algoritma Text Mining Dan Tf-Idf. *Journal of Computing and Informatics Research*, 2(3), 110–117. <https://doi.org/10.47065/comforch.v2i3.941>
- Rahman Isnain, A., Indra Sakti, A., Alita, D., & Satya Marga, N. (2021). SENTIMEN ANALISIS PUBLIK TERHADAP KEBIJAKAN LOCKDOWN PEMERINTAH JAKARTA MENGGUNAKAN ALGORITMA SVM. *JDMISI*, 2(1), 31–37. Retrieved from <https://t.co/NfhmfMjtXw>
- Rorong, H. M., Santa, K., & Peggie Rantung, V. (2025). *Sentimen Analisis U-17 Pada Media Sosial X Dengan Metode Support Vector Machine Sentiment Analysis of U-17 on Social Media X Using the Support Vector Machine Method*.
- Saddam, M. A., Dewantara, E. K., & Solichin, A. (2023). Sentiment Analysis of Flood Disaster Management in Jakarta on Twitter Using Support Vector Machines. *Sinkron*, 8(1), 470–479. <https://doi.org/10.33395/sinkron.v8i1.12063>
- Solecha, K., & Irnawati, O. (2023). Komparasi Algoritma Support Vector Machine Dan Naïve Bayes Berbasis Particle Swarm Optimization Pada Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Flip. In *Journal Information Engineering and Educational Technology* (Vol. 07).
- Tumimomor, T. (2025). Analisis Sentimen dan Ujaran Kebencian Pemberitaan Online Tentang IKN Menggunakan Algoritma K-NN. *The Indonesian Journal of Computer Science*, 14(2). <https://doi.org/10.33022/ijcs.v14i2.4810>