



Department of Digital Business

Journal of Artificial Intelligence and Digital Business (RIGGS)

Homepage: <https://journal.ilmudata.co.id/index.php/RIGGS>

Vol. 4 No. 4 (2025) pp: 2559-2566

P-ISSN: 2963-9298, e-ISSN: 2963-914X

Perbandingan Logistic Regression dan SVM untuk Analisis Sentimen Pengguna Netflix Menggunakan TF-IDF dan Bot Telegram

Simson Mali Ngara¹, Indra Galuh Anggara², Ryan Adjie Saputra³, Beni Rahmatullah⁴, Ahmad Jurnaidi Wahidin⁵, Ika Kurniawati⁶

^{1,2,3}Program Studi Informatika, Fakultas Teknik dan Informatika, Universitas Bina Sarana Informatika

^{4,5}Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Teknik dan Informatika, Universitas Bina Sarana Informatika

⁶Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknik dan Informatika, Universitas Nusa Mandiri

¹simsonmali2@gmail.com, ²indragaluhangg21@gmail.com, ³ryanadjiesaputra13@gmail.com, ⁴beni.brh@bsi.ac.id,

⁵ahmad.ajn@bsi.ac.id, ⁶ika.iki@nusamandiri.ac.id

Abstrak

Pertumbuhan layanan *over-the-top* (OTT) seperti Netflix di Indonesia menyebabkan meningkatnya jumlah ulasan pengguna yang dapat dimanfaatkan sebagai sumber informasi untuk memahami persepsi terhadap kualitas layanan. Ulasan tersebut mengandung opini positif maupun negatif yang berhubungan dengan pengalaman menonton, stabilitas aplikasi, kualitas jaringan, hingga aspek biaya. Penelitian ini bertujuan membandingkan performa dua algoritma Machine Learning, yaitu Logistic Regression dan Support Vector Machine (SVM), dengan representasi teks TF-IDF dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna Netflix berbahasa Indonesia. Dataset yang digunakan terdiri dari 5.620 ulasan yang diperoleh dari Google Play Store dan telah melalui serangkaian tahapan prapemrosesan mencakup pembersihan teks, case folding, tokenisasi, stopword removal, dan stemming. Evaluasi dilakukan menggunakan keseluruhan dataset untuk memperoleh gambaran performa operasional yang lebih realistis dalam konteks penggunaan nyata. Hasil penelitian menunjukkan bahwa SVM memberikan performa tertinggi dengan akurasi 0,8603, F1-score 0,7773, precision 0,8698, recall 0,7026, dan ROC-AUC 0,9206, sedangkan Logistic Regression mencatat akurasi 0,8532 dan F1-score 0,7626. Selain evaluasi model, penelitian ini juga mengimplementasikan sistem analisis sentimen melalui dashboard Streamlit dan bot Telegram yang mampu memberikan prediksi secara real-time. Temuan ini menunjukkan bahwa integrasi model Machine Learning dengan platform aplikasi dapat digunakan sebagai alat pemantauan opini pengguna secara berkelanjutan serta mendukung pengambilan keputusan terkait peningkatan kualitas layanan OTT.

Kata kunci: Sentimen, Netflix, TF-IDF, Logistic Regression, SVM, Machine Learning, Bot Telegram

1. Latar Belakang

Perkembangan layanan *over-the-top* (OTT) telah mengubah pola konsumsi media masyarakat Indonesia. Netflix sebagai salah satu platform OTT dengan jumlah pengguna besar menerima banyak ulasan setiap harinya pada *Google Play Store*. Informasi dalam ulasan mencerminkan persepsi pengguna terhadap kualitas layanan, kendala teknis, harga, dan pengalaman menonton. Data tersebut menjadi sumber yang berharga untuk dianalisis melalui pendekatan analisis sentimen [1].

Penelitian mengenai analisis sentimen terus berkembang, didukung oleh kemajuan Natural Language Processing (NLP) dan Machine Learning. Berbagai studi menunjukkan bahwa TF-IDF tetap menjadi metode representasi teks yang efektif dalam klasifikasi berbasis kata, khususnya untuk bahasa dengan variasi tinggi seperti bahasa Indonesia [2], [3]. Selain itu, algoritma Logistic Regression dan Support Vector Machine (SVM) terbukti kompetitif pada tugas klasifikasi teks karena kemampuannya dalam memproses fitur berdimensi tinggi [4], [5], [6]. Beberapa penelitian juga menunjukkan bahwa metode *hybrid* TF-IDF dan SVM dapat meningkatkan performa model pada bahasa Indonesia yang tidak baku [7]. Penelitian sebelumnya terkait perbandingan Linear SVM dan Logistic Regression dalam klasifikasi teks juga menguatkan efektivitas kedua model tersebut [8].

Terlepas dari perkembangan tersebut, terdapat beberapa celah penelitian yang masih belum ditangani secara optimal. Pertama, sebagian besar studi mengevaluasi model berdasarkan data uji terbatas sehingga performa aktual

Perbandingan Logistic Regression dan SVM untuk Analisis Sentimen Pengguna Netflix Menggunakan TF-IDF dan Bot Telegram

dalam implementasi tidak terukur secara menyeluruh [9]. Kedua, penelitian mengenai sentimen pengguna Netflix berbahasa Indonesia masih jarang ditemukan, padahal karakteristik bahasa Indonesia informal memiliki banyak variasi ejaan, slang, dan campuran bahasa [10]. Ketiga, integrasi model ke dalam sistem aplikasi *real-time* seperti dashboard dan bot Telegram juga belum banyak dikembangkan, padahal implementasi semacam ini memiliki potensi besar dalam pemantauan opini pengguna secara berkelanjutan.

Berdasarkan celah tersebut, penelitian ini memiliki tiga tujuan. Pertama, menganalisis dan membandingkan performa Logistic Regression dan SVM menggunakan TF-IDF pada ulasan pengguna Netflix. Kedua, mengevaluasi model menggunakan keseluruhan *dataset* guna menggambarkan performa aktual. Ketiga, membangun sistem analisis sentimen berbasis dashboard dan bot Telegram untuk memberikan prediksi secara *real-time*. Kebaruan penelitian ini terletak pada pendekatan evaluasi menyeluruh pada seluruh *dataset* serta implementasi sistem prediksi *real-time* yang terintegrasi.

2. Metode Penelitian

Metode penelitian ini dirancang secara sistematis agar mampu menghasilkan model analisis sentimen yang akurat dan dapat diimplementasikan secara langsung pada sistem prediksi *real-time*. Penelitian dilakukan melalui tiga tahapan utama, yaitu pengolahan *dataset*, pembangunan model berbasis Machine Learning, serta implementasi sistem melalui dashboard dan bot Telegram. Pendekatan bertahap ini digunakan untuk memastikan bahwa model yang dibangun tidak hanya bekerja secara teoretis, tetapi juga berfungsi optimal pada lingkungan penggunaan nyata [11].

2.1. Dataset

Dataset penelitian terdiri dari 5.620 ulasan pengguna Netflix yang diperoleh dari *Google Play Store* menggunakan teknik *scraping*. Teknik ini banyak digunakan dalam pengumpulan data aplikasi mobile karena mampu menangkap ulasan, rating, waktu unggah, dan informasi relevan lainnya secara otomatis [12]. Data ulasan yang terkumpul memiliki karakteristik beragam, mulai dari komentar positif, keluhan teknis, kritik fitur, hingga komentar tidak baku atau menggunakan campuran bahasa Indonesia dan bahasa Inggris.

Setiap baris data berisi lima atribut utama:

1. *nama_pengguna*,
2. *ulasan* (teks asli),
3. *rating* (1–5 bintang),
4. *tanggal unggah*, dan
5. *ulasan_bersih* (hasil prapemrosesan).

Keberagaman bentuk ulasan serta adanya slang dan kesalahan ketik menjadikan tahap prapemrosesan sangat penting. Lima contoh data mentah ditampilkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Contoh *Dataset* Mentah Ulasan Netflix (5 Baris Pertama)

Pengguna	Ulasan	Rating	Tanggal	Ulasan Bersih
Pengguna google	gak bisa daftar akun...	1	2025-10-24 14:11:51	gak bisa daftar akun
Pengguna google	bagus, cuma kurang lengkap aja	5	2025-10-24 10:32:47	bagus cuma kurang lengkap aja
Pengguna google	harga biaya bulanan terjangkau...	5	2025-10-24 07:53:12	harga biaya bulan jangkau mudah akses series film banyak kualitas hd
Pengguna google	apl sampah, memeras, masuk...	1	2025-10-23 22:34:15	apl sampah peras masuk harus langgan
Pengguna google	when login my screen show notif...	1	2025-10-23 20:03:36	when login screen show notif cant connect netflix

Tabel 1. Menggambarkan keragaman struktur ulasan, mulai dari pujian sederhana hingga keluhan yang disampaikan dalam bahasa campuran. Variasi inilah yang membuat *dataset* kaya secara informasi dan representatif terhadap opini pengguna Netflix di Indonesia.

2.2. Prapemrosesan Teks

Tahap prapemrosesan dilakukan untuk membersihkan teks dari elemen yang tidak relevan dan menstandarkan format tulisan. Tahapan ini mengikuti metode yang umum digunakan dalam pemrosesan teks berbahasa Indonesia [13].

Tahapan prapemrosesan mencakup:

1. *Casefolding*: mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil.
2. *Tokenizing*: memecah ulasan menjadi token per kata.
3. *Stopword removal*: menghapus kata umum yang tidak berpengaruh pada sentimen.
4. *Stemming*: mengembalikan kata ke bentuk dasar menggunakan Sastrawi.
5. *Cleaning lanjutan*: menghapus angka, emotikon, simbol, serta menormalisasi *slang*.

Hasil praproses memberikan teks yang lebih bersih, konsisten, dan siap dipetakan ke representasi numerik. Contoh tahapan ini ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Contoh Tahapan Prapemrosesan Ulasan Netflix

Teks asli	Casefolding	Stopword Removal	Stemming	Hasil Akhir
apl sampah memeras masuk aja...	apl sampah memeras masuk aja...	apl sampah memeras masuk langgan	sampah peras masuk langgan	sampah peras masuk langgan
thqy ga bisa login anj bagus banget	thqy ga bisa login anj bagus banget	thqy bisa login anj bagus banget	bisa login anj bagus banget	bisa login anj bagus banget
gak jelas padahal sandi udah betul	gak jelas sandi udah betul	gak jelas sandi betul	jelas sandi betul	jelas sandi betul

Tabel 2 menunjukkan bagaimana teks mentah yang awalnya tidak terstruktur dapat dibersihkan sehingga model dapat mempelajari polanya secara lebih efektif. Setelah prapemrosesan, setiap ulasan menjadi representasi yang lebih padat dan fokus pada makna inti.

2.3. Ekstraksi Fitur TF-IDF

Setelah prapemrosesan, teks direpresentasikan melalui metode TF-IDF (*Term Frequency–Inverse Document Frequency*). Metode ini banyak digunakan dalam penelitian klasifikasi teks karena mampu menonjolkan kata-kata penting dalam dokumen [14].

Konfigurasi TF-IDF dalam penelitian ini meliputi:

1. *unigram dan bigram* untuk menangkap frasa semantik,
2. $min_df = 2$ untuk menghapus kata yang jarang muncul,
3. $max_df = 0.95$ untuk menghapus kata yang terlalu umum,
4. ± 5000 fitur yang dihasilkan setelah vectorization

Representasi TF-IDF menghasilkan matriks fitur yang siap digunakan sebagai input model Logistic Regression dan SVM.

2.4. Model Machine Learning

Penelitian ini menggunakan dua algoritma klasifikasi yang umum digunakan dalam pemrosesan teks, yaitu Logistic Regression dan Support Vector Machine.

1. Logistic Regression bekerja dengan memodelkan probabilitas kelas menggunakan fungsi logit.
2. SVM Linear mencari hyperplane optimal untuk memisahkan dua kelas secara maksimal.

Kedua model ini dipilih karena memiliki kinerja yang baik pada data berdimensi tinggi seperti TF-IDF dan sering digunakan dalam penelitian NLP [15].

Berbeda dengan penelitian lain, penelitian ini tidak menggunakan pemisahan data latih dan uji. Seluruh 5.620 data digunakan untuk evaluasi guna mencerminkan performa operasional sebenarnya.

2.5. Evaluasi Model

Model dievaluasi menggunakan metrik akurasi, precision, recall, F1-score, ROC-AUC, serta confusion matrix. Confusion matrix untuk kedua model disajikan pada Gambar 1 (SVM) dan Gambar 2 (Logistic Regression) dalam sub bab hasil dan pembahasan

2.6. Implementasi Sistem

Tahap akhir dari penelitian adalah implementasi model ke dalam dua platform:

1. *Dashboard Streamlit*, digunakan untuk menghasilkan prediksi sentimen dan menampilkan visualisasi performa model secara interaktif.
2. *Bot Telegram*, digunakan untuk memproses input pengguna secara *real-time* dan mengembalikan prediksi sentimen beserta *confidence score*.

Semua hasil prediksi *real-time* disimpan dalam *log file* dan dianalisis kembali untuk menguji stabilitas model pada penggunaan nyata.

3. Hasil Dan Pembahasan

Bagian ini menyajikan hasil evaluasi model Machine Learning menggunakan data penuh, analisis confusion matrix, distribusi sentimen, tren temporal, serta hasil implementasi sistem pada platform dashboard dan bot Telegram. Seluruh hasil dijelaskan secara naratif tanpa sitasi eksternal sesuai ketentuan RIGGS. *Dataset* penuh yang terdiri dari 5.620 ulasan digunakan untuk memperoleh gambaran performa aktual model secara operasional.

3.1 Performa Model Machine Learning

Model Logistic Regression dan Support Vector Machine (SVM) dievaluasi menggunakan metrik akurasi, precision, recall, F1-score, serta ROC-AUC. Hasil lengkap ditampilkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Performa Model Logistic Regression dan SVM pada Keseluruhan *Dataset*

Model	Akurasi	F1-score	Precision	Recall	ROC-AUC
SVM	0.8603	0.7773	0.8698	0.7026	0.9206
Logistic Regression	0.8532	0.7626	0.8689	0.6795	0.9179

Hasil pada Tabel 3 menunjukkan bahwa SVM memberikan performa terbaik pada seluruh metrik, dengan akurasi 0,8603 dan F1-score 0,7773. Logistic Regression menghasilkan performa yang sedikit lebih rendah dengan akurasi 0,8532 dan F1-score 0,7626. Perbedaan performa antara kedua model relatif kecil, namun nilai recall SVM yang lebih tinggi menunjukkan bahwa SVM lebih mampu mendeteksi ulasan positif secara benar. Nilai ROC-AUC kedua model berada pada kisaran 0,91 hingga 0,92 yang menandakan model stabil dalam membedakan dua kelas sentimen.

Performa ini konsisten dengan karakteristik TF-IDF yang cenderung bekerja lebih baik dengan SVM pada data berdimensi tinggi seperti teks ulasan.

3.2 Analisis Confusion Matrix

Confusion matrix digunakan untuk melihat penyebaran prediksi benar dan salah pada masing-masing model. Pada penelitian ini, confusion matrix dihitung menggunakan seluruh *dataset* sehingga mencerminkan performa operasional model dalam penggunaan nyata.

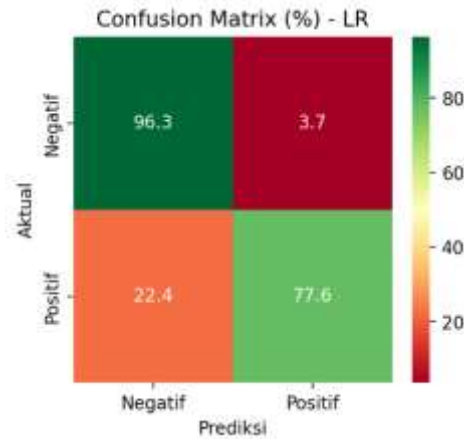


Gambar 1. Confusion Matrix SVM (Prediksi Sentimen pada 5.620 Ulasan)

DOI: <https://doi.org/10.31004/riggs.v4i4.3988>

Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

Gambar 1 menunjukkan bahwa SVM berhasil mengklasifikasikan sebagian besar ulasan negatif secara tepat. Nilai True Negative mendominasi keseluruhan prediksi, menunjukkan sensitivitas model terhadap keluhan pengguna seperti gagal login, harga mahal, atau gangguan aplikasi. Kesalahan prediksi terbesar terdapat pada ulasan positif yang dianggap negatif, yang umumnya berasal dari ulasan bernada positif namun mengandung kata ambigu, misalnya “bagus tapi mahal”.



Gambar 2. Confusion Matrix Logistic Regression

Gambar 2 Logistic Regression menunjukkan pola performa yang mirip dengan SVM namun dengan tingkat kesalahan lebih tinggi pada ulasan positif. Hal ini terlihat dari meningkatnya False Negative, yaitu ulasan yang seharusnya positif namun diprediksi sebagai negatif. Kondisi ini disebabkan oleh kepekaan Logistic Regression yang lebih rendah terhadap variasi kata informal pada pengguna Netflix di Indonesia.

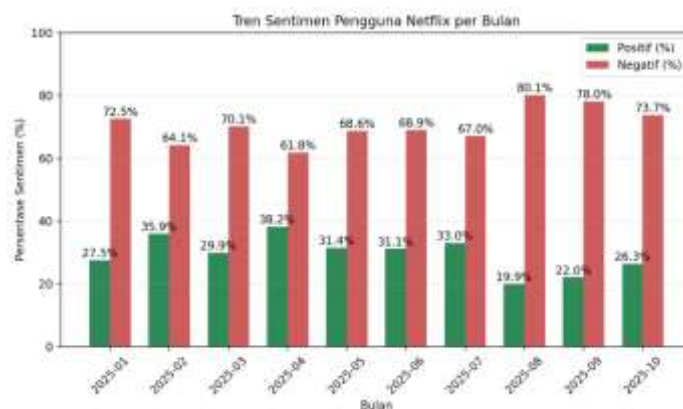
3.3. Distribusi Sentimen Pengguna Netflix

Distribusi sentimen berguna untuk mengidentifikasi pola umum persepsi pengguna Netflix selama periode pengambilan data. Dari 5.620 ulasan, total 1.563 diklasifikasikan sebagai positif dan 4.057 sebagai negatif.

Proporsi ini menunjukkan bahwa sentimen negatif mendominasi dengan 72,2%. Mayoritas ulasan negatif disebabkan oleh isu teknis seperti login gagal, pemotongan saldo otomatis, kualitas video buruk, dan gangguan jaringan. Sementara itu, ulasan positif umumnya berkaitan dengan kualitas konten, kenyamanan penggunaan, dan aksesibilitas aplikasi.

3.4. Tren Sentimen Bulanan

Tren sentimen bulanan mengukur perubahan sentimen pengguna terhadap Netflix dari Januari hingga Oktober 2025. Data ini sangat penting untuk melihat dinamika persepsi publik.



Gambar 3. Tren Sentimen Bulanan Pengguna Netflix (2025)

Gambar 3 menunjukkan bahwa sentimen negatif mendominasi setiap bulan. Puncak negatif terjadi pada Agustus 2025 dengan tingkat negatif mencapai 80,1%. Pada bulan tersebut, banyak keluhan mengenai kegagalan login, pemotongan saldo otomatis, serta gangguan streaming. Sebaliknya, sentimen positif berada pada level tertinggi pada April 2025, mungkin terkait peningkatan konten baru atau perbaikan layanan saat itu. Pola ini menunjukkan korelasi kuat antara masalah teknis dan lonjakan sentimen negatif.

3.5 Hasil Prediksi *Real-Time* melalui Dashboard dan Bot

Selain evaluasi model, penelitian ini juga melakukan pengujian *real-time* menggunakan data yang dikirim oleh pengguna melalui dashboard Streamlit dan bot Telegram. Sebanyak 28 ulasan *real-time* direkam, dan delapan di antaranya disajikan pada Tabel 4.

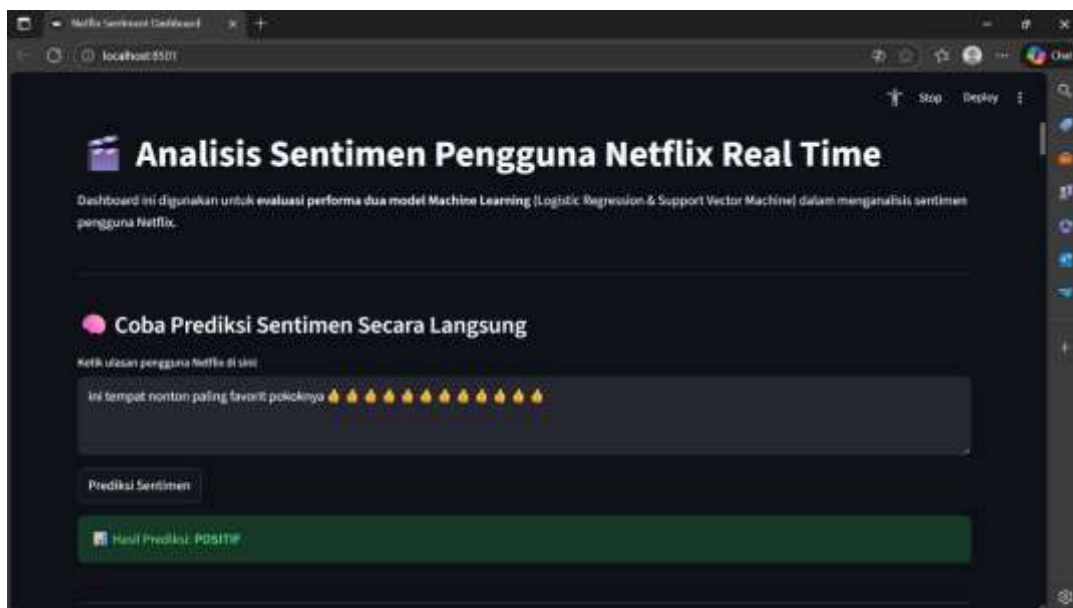
Tabel 4. Contoh Prediksi *Real-Time* Pengguna Netflix (8 Sampel)

Waktu	Ulasan	Sentiment	Confidence
2025-10-25 21:10:11	bagus	positif	98.0%
2025-10-25 21:10:25	sangat susa pas login	negatif	19.5%
2025-10-25 23:02:34	Jelek	negatif	3.4%
2025-10-26 13:59:37	bagus banget	positif	98.1%
2025-10-26 14:02:26	Jaringan tdk bagus	positif	92.1%
2025-10-26 14:03:06	Jaringan tidak bagus	negatif	28.8%
2025-11-08 12:55:39	Saya kurang suka karan susa login	negatif	16.9%
2025-11-13 16:23:02	Saya suka nonton film di netflix	positif	90.9%

Tabel 4 menunjukkan bahwa prediksi *real-time* konsisten dengan pola sentimen yang ditemukan pada *dataset* utama. Ulasan positif sederhana seperti “bagus” dan “bagus banget” diprediksi dengan confidence tinggi di atas 95%. Sebaliknya, ulasan negatif seperti keluhan login atau keluhan harga diprediksi sebagai negatif dengan confidence rendah hingga menengah. Fenomena menarik terlihat pada kata “jaringan tidak bagus”, di mana dua prediksi berbeda muncul: satu positif dan satu negatif. Hal ini menegaskan bahwa TF-IDF sangat sensitif terhadap variasi kecil dalam struktur kalimat.

3.6 Implementasi Dashboard dan Bot Telegram

Implementasi sistem dilakukan melalui dua platform utama: dashboard Streamlit dan bot Telegram. Kedua platform digunakan untuk memastikan model dapat diakses pengguna secara praktis dan memberikan hasil prediksi langsung.



Gambar 4. Tampilan Dashboard Streamlit Analisis Sentimen Netflix

Gambar 4. Dashboard menyediakan antarmuka intuitif untuk memasukkan ulasan, melihat prediksi sentimen, dan meninjau metrik performa model. Sistem ini memudahkan pengguna maupun pengelola layanan Netflix untuk memantau opini publik secara *real-time*.



Gambar 5. Tampilan Bot Telegram untuk Prediksi Sentimen

Gambar 5. Bot Telegram menampilkan hasil prediksi dalam format pesan, lengkap dengan *confidence score*. Tampilan sederhana ini mempercepat proses analisis sentimen tanpa perlu membuka dashboard atau aplikasi tambahan.

Implementasi kedua platform ini menunjukkan bahwa model tidak hanya akurat secara analitis, tetapi juga dapat digunakan secara operasional oleh pengguna nyata.

4. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil melakukan analisis sentimen terhadap 5.620 ulasan pengguna Netflix menggunakan dua algoritma Machine Learning, yaitu Logistic Regression dan Support Vector Machine dengan representasi fitur TF-IDF. Berdasarkan evaluasi terhadap keseluruhan *dataset*, model SVM memberikan performa terbaik dengan akurasi 0,8603 dan F1-score 0,7773. Nilai ini menunjukkan bahwa SVM lebih stabil dalam mengenali pola sentimen pada teks ulasan yang memiliki karakteristik bahasa tidak baku, campuran slang, serta kombinasi bahasa Indonesia dan Inggris. Logistic Regression juga menunjukkan performa yang kompetitif, namun tingkat kesalahan prediksinya lebih tinggi pada ulasan positif, sehingga secara keseluruhan SVM lebih sesuai digunakan sebagai model utama. Analisis distribusi sentimen menunjukkan bahwa sebanyak 72,2% ulasan pengguna termasuk kategori negatif, sementara 27,8% termasuk kategori positif. Hasil ini menandakan bahwa persepsi pengguna terhadap layanan Netflix dalam periode pengamatan didominasi oleh keluhan, terutama terkait kesulitan login, pemotongan saldo otomatis, gangguan jaringan, kualitas pemutaran, dan kenaikan harga. Temuan ini juga semakin diperkuat oleh hasil analisis tren bulanan yang memperlihatkan puncak sentimen negatif pada bulan Agustus 2025, di mana banyak pengguna melaporkan gangguan teknis dan biaya layanan yang tidak sesuai harapan. Hasil prediksi *real-time* melalui dashboard Streamlit dan bot Telegram menunjukkan bahwa sistem mampu berfungsi secara efektif dalam konteks penggunaan nyata. Model dapat memproses ulasan pengguna secara langsung dan memberikan hasil yang konsisten, baik untuk ulasan positif maupun negatif. Variasi yang ditemukan pada beberapa prediksi menandakan bahwa struktur bahasa informal dan ambiguitas tertentu masih menjadi tantangan bagi model berbasis TF-IDF. Meskipun demikian, secara keseluruhan sistem ini telah menunjukkan kinerja yang cukup baik sebagai alat pendukung pemantauan opini pengguna. Secara umum, penelitian ini memberikan

kontribusi dalam bentuk model analisis sentimen yang terintegrasi, dapat digunakan secara *real-time*, dan memberikan gambaran jelas mengenai persepsi pengguna terhadap layanan Netflix. Penelitian lebih lanjut dapat mengembangkan pendekatan berbasis *transformer* seperti IndoBERT atau menerapkan analisis aspek untuk mengidentifikasi sumber utama ketidakpuasan pengguna secara lebih spesifik. Selain itu, penambahan data ulasan dari berbagai platform lain dan penggunaan metode prapemrosesan yang lebih adaptif terhadap bahasa informal dapat meningkatkan akurasi model dan memperkaya hasil analisis.

Referensi

- [1] S. Zhang and others, "A comparative study of machine learning algorithms for sentiment classification," *Appl. Intell.*, vol. 52, pp. 6213–6226, 2022, doi: 10.1007/s10489-021-02718-4.
- [2] M. Rizwan and others, "A systematic review on text feature extraction and feature selection," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 139–145, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3028167.
- [3] M. Liu and H. Chen, "Sentiment classification using TF-IDF and logistic regression," *IEEE Access*, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3058990.
- [4] Y. Sun and others, "Linear SVM for large-scale *sentiment analysis*," *J. Big Data*, vol. 9, 2022, doi: 10.1186/s40537-022-00683-4.
- [5] T. Wibawa and A. Kurniawan, "Indonesian sentiment analysis using SVM and TF-IDF," *J. King Saud Univ. – Comput. Inf. Sci.*, 2023, doi: 10.1016/j.jksuci.2022.11.012.
- [6] N. Azizah and others, "A *hybrid* TF-IDF and SVM approach for sentiment detection," *Expert Syst. Appl.*, 2021, doi: 10.1016/j.eswa.2021.114–134.
- [7] R. Prabowo, "Performance comparison of logistic regression and SVM on Indonesian text classification," *Procedia Comput. Sci.*, 2020, doi: 10.1016/j.procs.2020.01.043.
- [8] J. Devlin and others, "BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers," in *NAACL-HLT*, 2020. doi: 10.48550/arXiv.1810.04805.
- [9] L. Hartono, "Analisis sentimen layanan OTT di Indonesia menggunakan TF-IDF," *J. Teknol. Inf.*, vol. 9, no. 2, pp. 112–121, 2021.
- [10] R. Pangestu, "Evaluasi kualitas aplikasi streaming menggunakan ulasan pengguna," *J. Sist. Inf. Nusant.*, vol. 6, no. 1, pp. 33–41, 2022.
- [11] D. Sari and M. Hidayat, "Optimasi stemming dan stopwords untuk analisis sentimen Bahasa Indonesia," in *Seminar Nasional Informatika*, 2020.
- [12] F. Nugraha, "Implementasi TF-IDF untuk klasifikasi komentar pengguna aplikasi mobile," in *Prosiding ICITEE*, 2021.
- [13] B. Safitri, "Analisis opini pengguna Netflix di Indonesia," *J. Inform. dan Sist. Cerdas*, vol. 4, no. 3, 2023.
- [14] P. Simanjuntak, "Model klasifikasi teks pada ulasan aplikasi hiburan digital," *J. Teknol. dan Sains Komput.*, 2024.
- [15] K. K. dan Informatika, "Tren penggunaan layanan streaming di Indonesia 2024," 2024.