

Analisis Sentimen *Real-Time* Ulasan Pengguna Aplikasi PineDrama pada Google Play Store Menggunakan Metode *Support Vector Machine* (SVM)

Sirril Muna ¹⁾, Ahmad Rizki ²⁾, Anni Zulfia ³⁾

¹⁾Sistem Informasi, Universitas Malikussaleh, Lhokseumawe, Indonesia, sirril.230180062@mhs.unimal.ac.id

²⁾Sistem Informasi, Universitas Malikussaleh, Lhokseumawe, Indonesia,
ahmad.230180039@mhs.unimal.ac.id

³⁾Sistem Informasi, Universitas Malikussaleh, Lhokseumawe, Indonesia, annizulfia@unimal.ac.id
Email korespondensi: annizulfia@unimal.ac.id

Abstract: The increasing number of user reviews on the Google Play Store provides valuable information for app developers in evaluating service quality. However, the increasing number of reviews makes manual analysis less effective. This study aims to develop a near real-time sentiment analysis system for PineDrama app reviews using the Support Vector Machine (SVM) method with Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) weighting. The system is designed to automatically retrieve the latest reviews using Google Play Scraper, then perform a preprocessing process that includes case folding, cleaning, normalization, stopword removal, and stemming. Next, the data is classified into positive, neutral, and negative sentiments using a trained SVM model. The classification results are stored in a SQLite database and displayed through a Flask-based dashboard that is updated periodically using a scheduler. Based on the test results, the SVM model produces an accuracy of 91.06%, with a precision value of 92.50%, a recall of 91.06%, and an F1-score of 91.50%, indicating that the model has good performance in classifying review sentiments. The developed system also successfully displays analysis results in near real-time, thus helping the process of monitoring user opinions on the PineDrama application more quickly and efficiently.

Keywords: Sentiment Analysis, Real-Time, Support Vector Machine.

Abstrak: Meningkatnya jumlah ulasan pengguna di Google Play Store memberikan informasi berharga bagi pengembang aplikasi dalam mengevaluasi kualitas layanan. Namun, banyaknya ulasan membuat analisis secara manual menjadi kurang efektif. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem analisis sentimen yang beroperasi secara *near real-time* untuk ulasan aplikasi PineDrama menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) dengan pembobotan *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Sistem ini dirancang untuk mengambil ulasan terbaru secara otomatis menggunakan *Google Play Scraper*, kemudian melakukan tahap pra-pemrosesan yang meliputi *case folding*, pembersihan (*cleaning*), normalisasi, penghapusan *stopword*, dan *stemming*. Selanjutnya, data diklasifikasikan ke dalam sentimen positif, netral, dan negatif menggunakan model SVM yang telah dilatih. Hasil klasifikasi disimpan dalam basis data SQLite dan ditampilkan melalui dasbor berbasis Flask yang diperbarui secara berkala menggunakan penjadwal (*scheduler*). Berdasarkan hasil pengujian, model SVM menghasilkan akurasi sebesar 91,06%, dengan nilai presisi 92,50%, *recall* 91,06%, dan *F1-score* 91,50%, yang menunjukkan bahwa model tersebut memiliki kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan. Sistem yang dikembangkan juga berhasil menampilkan hasil analisis secara *near real-time*, sehingga membantu proses pemantauan pendapat pengguna terhadap aplikasi PineDrama menjadi lebih cepat dan efisien.

Kata kunci: Analisis Sentimen, Waktu Nyata, *Support Vector Machine*

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi informasi mendorong meningkatnya penggunaan aplikasi hiburan digital berbasis perangkat bergerak, salah satunya aplikasi *short drama* seperti PineDrama, yang memungkinkan pengguna memberikan *rating* dan ulasan melalui *Google Play Store*. Ulasan pengguna mencerminkan pengalaman, kepuasan, dan permasalahan yang dialami pengguna sehingga bermanfaat untuk mengevaluasi kualitas layanan (Al-shufi & Erfina, 2021). Namun, jumlah ulasan yang terus bertambah membuat analisis manual kurang efektif, sehingga diperlukan metode otomatis untuk memahami opini pengguna secara cepat dan akurat (Amelia, 2026).

Analisis sentimen merupakan penerapan *Natural Language Processing* (NLP) untuk mengelompokkan opini pengguna ke dalam kategori positif, netral, dan negatif. Metode *Support Vector Machine* (SVM) banyak digunakan karena kemampuan klasifikasinya yang baik terhadap data teks (Kulsum et al., 2022), sementara pembobotan *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF-IDF) meningkatkan representasi fitur teks sehingga performa klasifikasi lebih baik (Kusnia & Kurniawan, 2022). Namun, sebagian besar penelitian sebelumnya masih menggunakan *dataset* statis sehingga belum mampu menggambarkan perubahan sentimen secara berkelanjutan ketika muncul ulasan baru (Lubis & Sani, 2023).

Ulasan berbahasa Indonesia pada *Google Play Store* umumnya bersifat informal—kaya *slang*, singkatan tidak baku ("yg", "dgn", "klo"), *typo*, reduplikasi kata ("baguuusss"), serta *code-mixing* Indonesia-Inggris ("worth it", "relate")—sehingga menuntut *preprocessing* teks yang komprehensif. Untuk klasifikasi teks berdimensi tinggi hasil pembobotan TF-IDF, *Naive Bayes* cenderung kurang akurat karena asumsi independensi fitur, sedangkan *Deep Learning* seperti *LSTM* atau *Transformer* membutuhkan komputasi besar. *Support Vector Machine* dengan *kernel* linear dipilih karena efisien menangani ruang fitur berdimensi besar dengan inferensi yang cepat, ideal untuk *dashboard* pemantauan *real-time*.

Dalam konteks klasifikasi teks berdimensi tinggi seperti yang dihasilkan oleh pembobotan TF-IDF, pemilihan algoritma klasifikasi sangat menentukan efisiensi sistem. Algoritma klasifikasi *Naive Bayes* sering kali kurang akurat karena asumsi independensi fitur yang terlalu menyederhanakan struktur bahasa, sementara pendekatan *Deep Learning* seperti *LSTM* atau *Transformer* membutuhkan kapasitas komputasi yang besar dan waktu inferensi yang lambat. *Support Vector Machine* (SVM) dengan *kernel* linear dipilih dalam penelitian ini karena efisiensinya yang tinggi dalam menangani ruang fitur berdimensi besar, memori komputasi yang rendah, serta kecepatan inferensi sub-milidetik yang sangat ideal untuk diintegrasikan ke dalam arsitektur *dashboard* pemantauan *real-time*.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini mengembangkan sistem Analisis Sentimen *Near Real-Time* terhadap ulasan pengguna aplikasi PineDrama pada *Google Play Store* menggunakan metode SVM dengan pembobotan TF-IDF. Sistem dirancang untuk mengambil ulasan terbaru secara otomatis menggunakan *Google Play Scraper*, melakukan *preprocessing*, mengklasifikasikan sentimen ke dalam kategori positif, netral, dan negatif, menyimpan hasilnya ke basis data SQLite, serta menampilkannya melalui *dashboard* berbasis Flask yang diperbarui berkala menggunakan *scheduler*.

2. Kajian Kepustakaan

Analisis sentimen merupakan bidang studi dalam NLP yang mempelajari opini, sentimen, evaluasi, dan sikap individu terhadap suatu entitas. Penerapannya pada ulasan aplikasi *mobile* di *Google Play Store* telah banyak diteliti, seperti pada aplikasi *streaming* film (Al-shufi & Erfina, 2021) dan pemesanan tiket bioskop (Nadhif et al., 2022), yang memanfaatkan ulasan sebagai umpan balik langsung untuk mengevaluasi kualitas layanan.

Support Vector Machine (SVM) adalah algoritma *supervised machine learning* berbasis teori pembelajaran statistik yang mencari *hyperplane* optimal untuk memisahkan kelas positif, netral, dan negatif (Andriati et al., 2025), dan dikenal stabil pada klasifikasi data teks berdimensi tinggi (Lubis & Sani, 2023). Beberapa penelitian menunjukkan SVM mengungguli *Naive Bayes* pada ulasan aplikasi media berita (Kusnia & Kurniawan, 2022) maupun ulasan film di YouTube (Wardana et al., 2024).

Secara matematis, SVM memproyeksikan data teks ke ruang vektor berdimensi tinggi dan mencari *hyperplane* dengan margin maksimum. *Kernel* linear pada model *LinearSVC* dirumuskan $K(x, y) = x \cdot y$, yang efisien untuk klasifikasi teks karena data hasil TF-IDF umumnya *linearly separable* akibat jumlah fitur kata unik yang jauh lebih besar daripada jumlah sampel.

Stemming bahasa Indonesia lebih kompleks daripada bahasa Inggris karena melibatkan awalan, akhiran, sisipan, dan konfiks. *Library* Sastrawi mengimplementasikan algoritma Nazief-Adriani untuk mereduksi kata berimbuhan (misalnya "memperbaiki", "perbaikan", "diperbaiki") menjadi kata dasar "baik", sehingga meningkatkan kepadatan fitur TF-IDF.

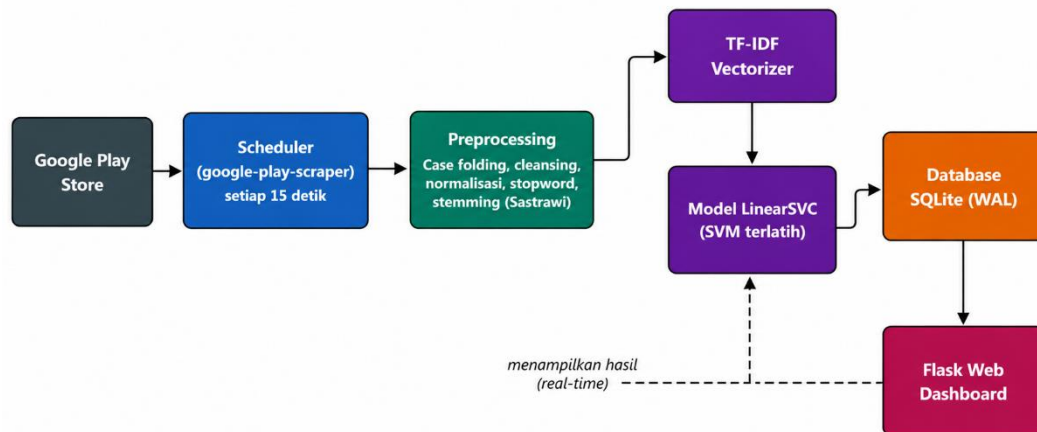
TF-IDF adalah metode ekstraksi fitur numerik untuk mengukur relevansi suatu kata dalam kumpulan dokumen (Br Sinulingga & Sitorus, 2024), dengan memberi bobot tinggi pada kata yang sering muncul dalam satu ulasan tetapi jarang muncul di ulasan lain, sehingga menyaring kata tidak bermakna dan meningkatkan akurasi klasifikasi (Kulsum et al., 2022).

Sebagian besar penelitian analisis sentimen ulasan *Google Play Store* terdahulu—seperti pada aplikasi WeTV (Kulsum et al., 2022), iQIYI (Amelia,

2026), dan Disney+ Hotstar (Salombe et al., 2025)—masih bersifat statis menggunakan *dataset* yang diunduh sekali (Lubis & Sani, 2023). Tahapan *preprocessing* seperti *case folding*, filtering, normalisasi, dan *stemming* dengan *stemmer* Sastrawi tetap krusial untuk mengatasi bahasa tidak baku (Salombe et al., 2025). Penelitian ini mengatasi keterbatasan tersebut dengan sistem *near real-time* yang mengintegrasikan *scraping* berkala dengan *database* SQLite.

3. Metode Penelitian

Metode penelitian ini terbagi ke dalam beberapa tahapan yang membentuk satu *pipeline* sistem analisis sentimen *near real-time*: (1) *Scraping* ulasan *real-time* dari *Google Play Store*, (2) penyimpanan data di SQLite, (3) *preprocessing* teks bahasa Indonesia, (4) pembobotan TF-IDF, (5) klasifikasi sentimen menggunakan model *LinearSVC* SVM, dan (6) visualisasi pada *Flask Dashboard*, yang secara keseluruhan memperbarui ulasan terbaru secara berkala.



Gambar 1. Arsitektur Pipeline Sistem Analisis Sentimen *Real-Time* PineDrama

4. Metode Pengumpulan Data

Pengumpulan Data (*Scraping*)

Pengumpulan ulasan (*scraping*) dilakukan otomatis melalui API *Google Play Store* menggunakan pustaka *google-play-scraper* berbasis Python, yang mampu mengekstraksi data dalam volume besar tanpa token autentikasi formal. Atribut yang ditarik meliputi:

1. *User Name*: nama akun pengguna, digunakan sebagai pengidentifikasi unik untuk mencegah data duplikat.
2. *Review Date (at)*: stempel waktu ulasan dikirim, penting untuk analisis tren sentimen berdasarkan waktu.

3. *Score*: rating bintang (1–5) yang bertindak sebagai *ground truth* polaritas sentimen awal.
4. *Review Content*: teks ulasan yang menjadi objek utama analisis sentimen.
5. *Thumbs Up Count (likes)*: jumlah suka dari pengguna lain, mencerminkan relevansi ulasan bagi komunitas.

Pembersihan dan Pra-pemrosesan Data (*Preprocessing*)

Teks ulasan dari *Google Play Store* umumnya tidak terstruktur mengandung kata tidak baku, singkatan, karakter khusus, angka, emoji, dan *noise* lain sehingga tahapan *preprocessing* sangat krusial sebelum ekstraksi fitur. Pemrosesan ini terdiri atas lima tahapan:



Gambar 2. *Preprocessing* Data

1. *Case Folding*: menyamakan seluruh huruf menjadi *lowercase* agar kata seperti "Drama" dan "drama" tidak dihitung sebagai token berbeda.
2. *Cleansing*: membersihkan teks dari angka, karakter khusus, tanda baca, emoji, URL, *mentions*, dan *hashtag* yang tidak berkontribusi pada makna sentimen.
3. Normalisasi Kata: memetakan kata tidak baku, gaul, dan singkatan ("yg"→"yang", "tp"→"tetapi", "bgd"→"banget") atau *typo* ke bentuk baku menggunakan kamus kustom agar representasi makna tetap konsisten.
4. *Stopword Removal*: menghapus kata umum yang tidak membawa informasi sentimen ("yang", "di", "ke", "dan", "untuk"), memperkecil dimensi fitur TF-IDF dan mempercepat komputasi.
5. *Stemming*: memetakan kata berimbuhan ke kata dasarnya menggunakan pustaka Sastrawi (algoritma Nazief-Adriani); misalnya "menonton", "ditonton", dan "tontonan" direduksi menjadi "tonton" agar memiliki bobot fitur yang sama.

Setelah teks dibersihkan, data dikonversi menjadi representasi vektor numerik menggunakan pembobotan TF-IDF, yang untuk kata kunci t dalam ulasan d dihitung berdasarkan Persamaan (1):

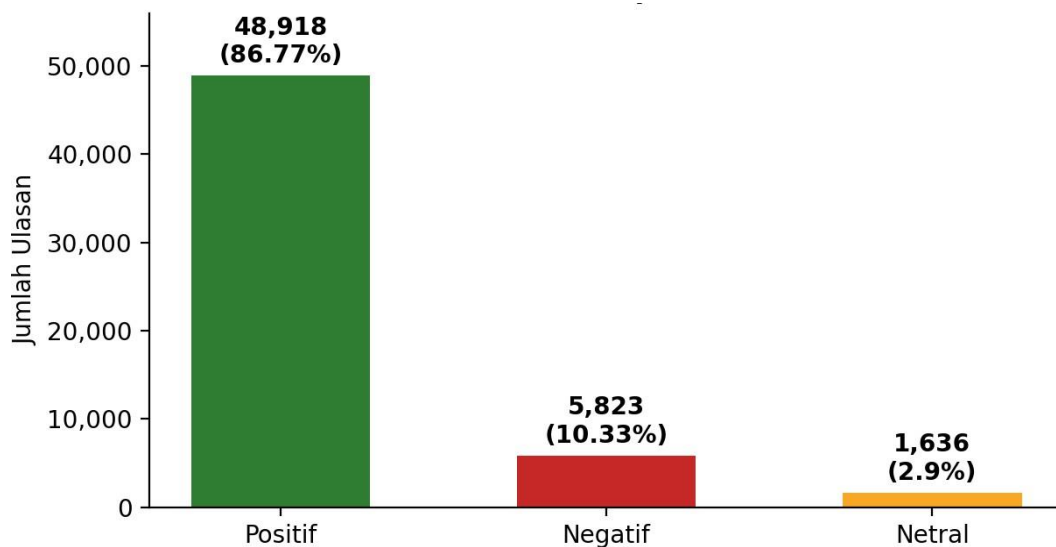
$$TF - IDF(t, d, D) = TF(t, d) \times \log\left(\frac{N}{df(t)}\right) \dots \dots \dots (1)$$

Di mana $TF(t, d)$ menunjukkan frekuensi kemunculan kata kunci t dalam ulasan d , N adalah total jumlah seluruh ulasan dalam *dataset*, dan $df(t)$ adalah jumlah ulasan (*document frequency*) yang mengandung kata kunci t .

Pipeline ini beroperasi dengan arsitektur modular berupa *background scheduler* dan *Flask web dashboard*. *Scheduler* menarik data dari *Google Play Store* setiap 15 detik, membersihkan dan menormalisasi teks, lalu mengumpulkannya ke model *LinearSVC SVM* yang telah dilatih secara *offline* menggunakan 56.377 ulasan bersih dengan *TF-IDF Vectorizer* (n-gram 1,1). Model dievaluasi dengan akurasi, *precision*, *recall*, dan *f1-score* sebelum disimpan sebagai *serialized pickle* dan dimuat ke memori server *Flask* untuk melayani prediksi ulasan baru secara instan.

5. Analisa dan Hasil

Dari 56.377 ulasan unik pengguna *PineDrama* yang dikumpulkan, seluruh data telah melewati *cleaning* dan *preprocessing* ketat. Distribusi ulasan menunjukkan dominasi sentimen positif sebanyak 48.918 (86,77%), negatif 5.823 (10,33%), dan netral 1.636 (2,90%), dengan rata-rata rating 4,46 dari skala 5,0 yang menunjukkan kepuasan pengguna tinggi.



Gambar 3. Tampilan Hasil Klasifikasi Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi *PineDrama*

Contoh data hasil *scraping* serta hasil pembersihan, *preprocessing*, dan pelabelan sentimen dalam format *spreadsheet* Excel disajikan pada Gambar 4.

dataset_pinedrama.xlsx [Hasil Scraping + Preprocessing] — Microsoft Excel					
	A	B	C	D	E
	tanggal	rating	review	preprocessed_review	sentiment
1	2026-07-07 22:02:54	5	aplikasi bagus	aplikasi bagus	positif
2	2026-07-07 22:00:18	5	mantap jangan di ragukan lagi	mantap jangan ragu lagi	positif
3	2026-07-07 21:52:09	5	temyata uangnya nyata, mendapat kan uangnya juga ...	nyata uang dapat mudah suka sekali aplikasi p...	positif
4	2026-07-07 21:50:47	4	Aku belum bisa narik dana. sementara bintang 4 dul...	aku bisa narik dana bintang dulu bisa narik d...	positif
5	2026-07-07 21:39:41	5	bagus jr bisa dapet duit terus hampir ga ada ikl...	bagus jr dapet duit terus hampir ada iklan m...	positif
6	2026-07-07 21:32:22	5	bagus	bagus	positif
7	2026-07-07 21:21:14	5	bagus, bisa tarik uang sesuai batas yg di tentukan	bagus tarik uang sesuai batas tentu syarat	positif
8	2026-07-07 21:19:38	5	mantap	mantap	positif
9	2026-07-07 21:18:49	5	pine drama banyak film cerita yg dipilih, tidak me...	pine drama bnyk film cerita pilih mmbsankan m...	positif
10	2026-07-07 21:18:08	5	app yang sangat bagus	app sangat bagus	positif
11	2026-07-07 21:17:20	5	mengapa tidak aktif mode coin pafa apk pinedrama d...	tidak aktif mode coin pafa aplikasi drama hp	positif
12	2026-07-07 21:11:40	5	mantap perlu ditingkatkan lagi boss ku	mantap perlu tingkat boss ku	positif
13	2026-07-07 21:10:44	3	seru aku suka bgt nonton dracin sampai baper liat...	seru aku suka banget nonton dracin baper liat...	netral
14	2026-07-07 20:15:45	1	jelek banget, iklan terus , ganggu woy!!! iklan ya...	jelek banget iklan terus ganggu woy iklan ngo...	negatif
15	2026-07-07 19:40:22	1	kecewa bgt kirain dapet duit beneran temyata ikl...	kecewa banget kira dapat duit beneran nyata i...	negatif

Gambar 4. Dataset Hasil Scraping dan Preprocessing dalam Format Spreadsheet

Model klasifikasi dilatih menggunakan *LinearSVC* pada 56.377 ulasan yang telah diproses, dengan pembagian 80% data *training* (45.101 ulasan) dan 20% data *testing* (11.276 ulasan). Hasil pengujian menghasilkan akurasi klasifikasi global sebesar 91,35%, yang menjadi "otak" utama dasbor analisis sentimen *real-time*. Evaluasi performa tiap kelas disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Laporan Performa Klasifikasi Pengujian Model SVM

	precision	recall	f1-score	support
negatif	0.71	0.6	0.65	1165
netral	0.25	0.02	0.04	327
positif	0.94	0.98	0.96	9784
accuracy			0.91	11276
macro avg	0.63	0.54	0.55	11276
weighted avg	0.89	0.91	0.9	11276

Model SVM menunjukkan performa terkuat pada kelas positif (*precision* 94%, *recall* 98%, *F1-score* 96%) karena melimpahnya sampel data latih. Kelas negatif memiliki *precision* 71%, *recall* 60%, *F1-score* 65%, sementara kelas netral memiliki performa terendah (*F1-score* 4%) akibat ketidakseimbangan kelas ekstrem—hanya 327 ulasan berbanding 9.784 ulasan kelas positif pada data *testing*. Perbandingan akurasi model dengan penelitian sejenis disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Perbandingan Akurasi Model SVM pada Berbagai Aplikasi Streaming dan Hiburan

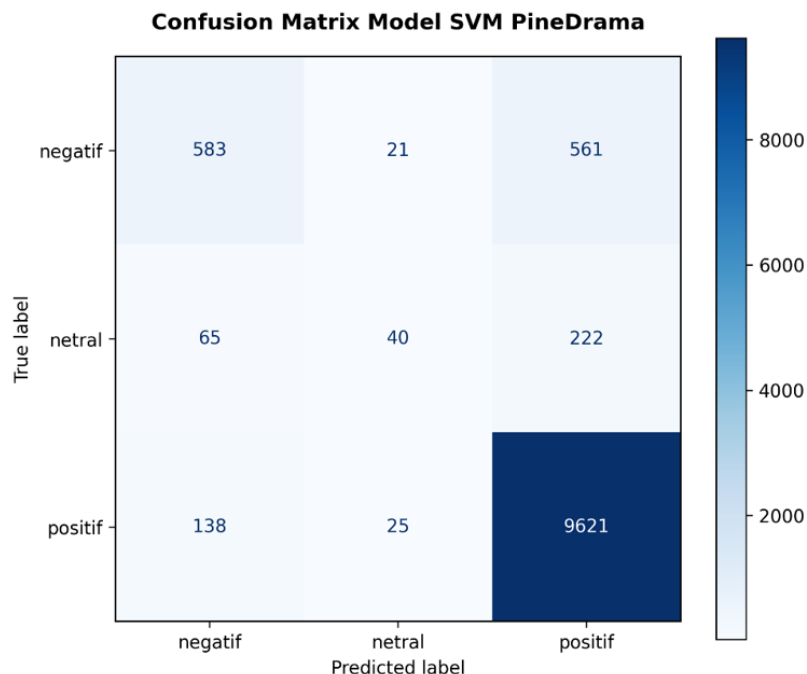
No.	Aplikasi	Metode	Akurasi	Sumber
1	WeTV	SVM	85,00%	Kulsum <i>et al.</i> (2022)

2	iQIYI	SVM	88,92%	Amelia (2026)
3	Explore IT	SVM dan Naive Bayes	88,00%	Kusnia & Kurniawan (2022)
4	PineDrama	LinearSVC + TF-IDF	91,35%	Hasil Penelitian (2026)

Akurasi global model SVM PineDrama (91,35%) terbukti lebih tinggi dibandingkan aplikasi WeTV (85%), iQIYI (88,92%), dan Explore IT (88%), membuktikan efektivitas TF-IDF dan SVM *kernel* linear dalam mengenali polaritas ulasan aplikasi *streaming*.

Performa kelas netral yang rendah disebabkan dua faktor utama: pertama, ulasan rating 3 memiliki ambiguitas linguistik tinggi karena sering menggabungkan pujian dan kritik (*mixed sentiment*) sehingga vektor TF-IDF-nya berada dekat *decision boundary* kelas lain; kedua, ketimpangan data yang ekstrem (netral hanya sekitar 2,90% dari total ulasan) membuat SVM kesulitan mempelajari batas fitur yang representatif.

Dasbor berbasis Flask memiliki skalabilitas baik dalam melayani visualisasi. Penulisan ke *database* SQLite menggunakan *Write-Ahead Logging* (WAL) untuk menghindari *database locking* saat *scheduler* menulis data bersamaan dengan akses pengguna. Waktu muat halaman rata-rata di bawah 150 milidetik, didukung pengindeksan kolom ID dan *pagination* dinamis (maksimal 10 ulasan per halaman).



Gambar 5. Confusion Matrix Hasil Evaluasi Pengujian Model SVM

Analisis *WordCloud* dilakukan untuk memahami topik yang sering diulas. Pada ulasan positif (Gambar 6), kata dominan meliputi 'bagus', 'hibur', 'suka',

'menarik', 'film', dan 'uang', menunjukkan bahwa pengguna menyukai konten drama pendek serta fitur hadiah penarikan uang.



Gambar 6. *WordCloud* Kata Kunci Ulasan Sentimen Positif

Sebaliknya, ulasan negatif (Gambar 7) didominasi kata 'gagal', 'narik', 'dana', 'iklan', 'kecewa', 'sulit', dan 'lama', yang menunjukkan keluhan pada fitur pencairan dana hadiah dan frekuensi iklan—informasi berharga bagi pengembang untuk memperbaiki sistem pembayaran dan manajemen iklan.



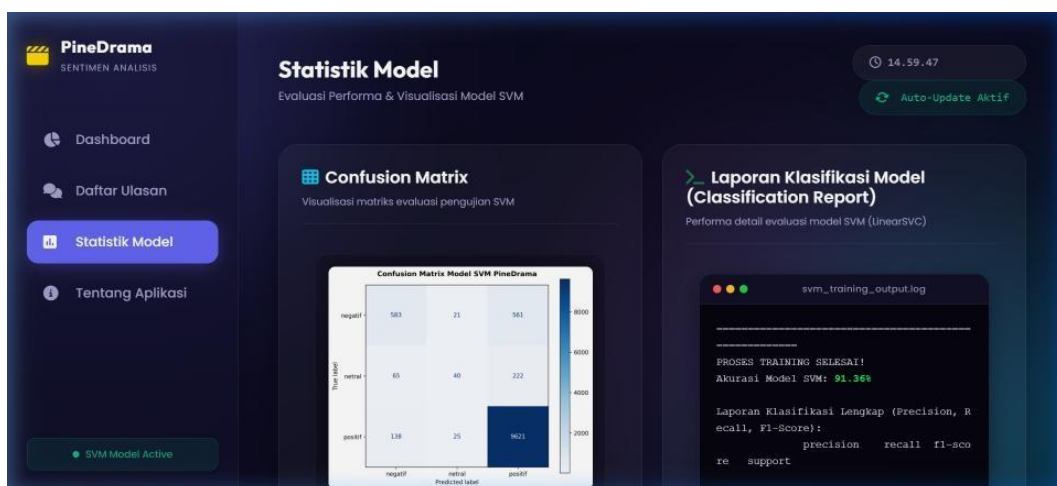
Gambar 7. *WordCloud* Kata Kunci Ulasan Sentimen Negatif

Dasbor analitik *real-time* mengonsumsi data dari *database* SQLite dan menggunakan model *LinearSVC* SVM terlatih sebagai komponen klasifikasi utama. Tampilan antarmuka utamanya ditunjukkan pada Gambar 8.



Gambar 8. Tampilan Antarmuka Dasbor Analisis Sentimen *Real-Time* Aplikasi PineDrama

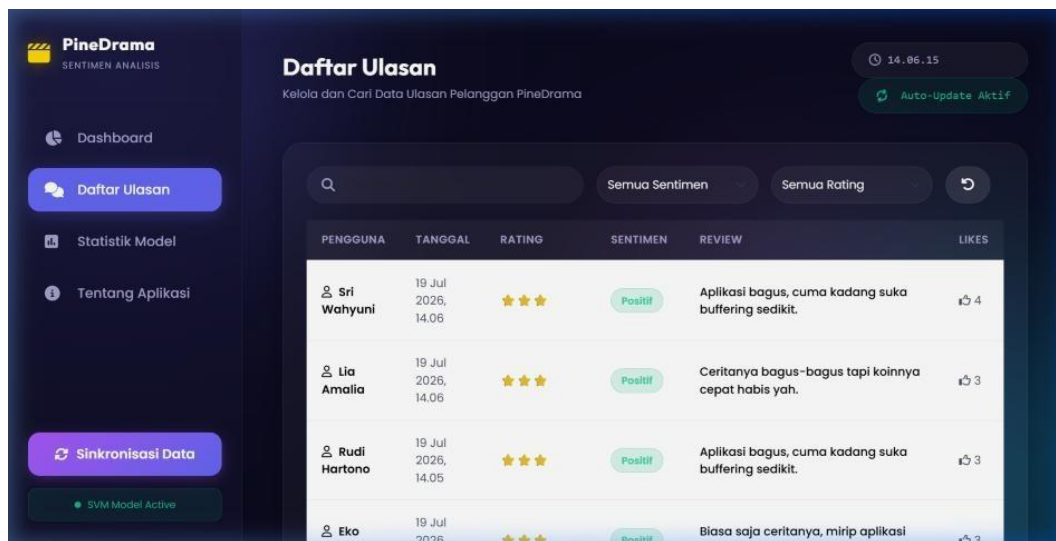
Dasbor utama (Gambar 8) menerapkan konsep *glassmorphism* dengan skema warna gelap (*dark mode*), menyajikan empat metrik ringkasan *real-time*—total ulasan, serta jumlah sentimen positif, netral, dan negatif—melalui grafik *doughnut chart* interaktif dari *library* Chart.js, serta tabel 10 ulasan terbaru lengkap dengan nama pengguna, tanggal, rating, teks ulasan, dan lencana warna sentimen (hijau/abu-abu/merah) yang diperbarui otomatis tanpa reload. Dasbor ini juga dilengkapi halaman statistik model untuk memantau *Confusion Matrix* (Gambar 5) dan halaman daftar ulasan untuk pengelolaan serta pencarian data secara *real-time*.



Gambar 9. Tampilan Antarmuka Halaman Statistik Model SVM

Halaman Statistik Model (Gambar 9) menyajikan *Confusion Matrix* dan *Classification Report* dalam tampilan terminal bergaya *retro command-line*

interface, menampilkan *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *support* tiap kelas sentimen secara transparan untuk memudahkan audit performa model agar akurasi global (91,35%) tetap konsisten terhadap data baru.



Gambar 10. Tampilan Antarmuka Halaman Manajemen dan Daftar Ulasan

Halaman Manajemen dan Daftar Ulasan (Gambar 10) menyediakan tabel data ulasan interaktif yang terhubung dengan modul *database* manajemen.

6. Kesimpulan dan Saran

Penelitian ini berhasil mengintegrasikan dan mengimplementasikan sistem analisis sentimen *near real-time* ulasan pengguna aplikasi PineDrama menggunakan metode SVM dengan pembobotan TF-IDF. Sistem terbukti berjalan baik secara fungsional, mulai dari penarikan data otomatis, pemrosesan awal teks, prediksi kelas sentimen, hingga visualisasi hasil pada *dashboard* berbasis Flask.

Model SVM (*LinearSVC*) menghasilkan akurasi klasifikasi global 91,35%, dengan *F1-score* 96% untuk sentimen positif, 65% negatif, dan hanya 4% netral akibat ketidakseimbangan kelas yang ekstrem. Kepuasan pengguna didorong oleh kualitas drama pendek dan fitur hadiah uang, sedangkan keluhan utama terpusat pada kendala pencairan dana dan kuantitas iklan. Untuk pengembangan selanjutnya, disarankan menerapkan teknik penyeimbangan data (*SMOTE* atau *undersampling*), *class-weighting* pada model SVM, serta validasi silang (*cross-validation*) guna meningkatkan stabilitas akurasi klasifikasi kelas minoritas, khususnya kelas netral.

Daftar Kepustakaan

Al-shufi, M. F., & Erfina, A. (2021). Sentimen analisis mengenai aplikasi streaming film menggunakan algoritma Support Vector Machine di Play Store. *Seminar*

- Nasional Sistem Informasi Dan Manajemen Informatika (SISMATIK)*, 156–161. <https://sismatik.nusaputra.ac.id/index.php/sismatik/article/view/22>
- Amelia, W. (2026). Analisis sentimen pengguna aplikasi iQIYI pada GOOGLE PLAY berbasis SVM. *Journal of Information System Management (JOISM)*, 8(1).
- Andriati, D. A., Putra, R. L. S., & Saputra, G. D. (2025). Analisis sentimen komentar pengguna aplikasi AlloFresh di Google Playstore menggunakan metode Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Multimedia Dan Teknologi Informasi (Jatilima)*, 7(3), 663–673. <https://doi.org/10.54209/jatilima.v7i03.1653>
- Br Sinulingga, J. E., & Sitorus, H. C. K. (2024). Analisis sentimen opini masyarakat terhadap film horor Indonesia menggunakan metode SVM dan TF-IDF. *Jurnal Manajemen Informatika (JAMIKA)*, 14(1), 42–53. <https://doi.org/10.34010/jamika.v14i1.11946>
- Kulsum, U., Jajuli, M., & Sulistiyowati, N. (2022). Analisis sentimen aplikasi WETV di Google Play Store menggunakan algoritma *Support Vector Machine*. *Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC)*, 6(2), 205–212. <https://pdfs.semanticscholar.org/fc9a/bc1d39c500838947a7c9087c60983f2f9d51.pdf>
- Kusnia, U., & Kurniawan, F. (2022). Analisis sentimen review aplikasi media berita online pada Google Play menggunakan metode algoritma Support Vector Machines (SVM) Dan Naive Bayes. *Jurnal Explore IT*, 12(1), 24–30. <https://jurnal.yudharta.ac.id/v2/index.php/EXPLORE-IT/article/view/3116>
- Lubis, S., & Sani, A. (2023). Analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi pada Google Play Store menggunakan algoritma Support Vector Machine Sanny. *Jurnal Informatika*, 2(2), 1–5. <https://jurnal.ulb.ac.id/index.php/informatika/article/view/5860>
- Nadhif, M. R., Brata, D. W., & Rahayudi, B. (2022). Analisis sentimen data ulasan pengguna aplikasi TIX ID di Indonesia pada Google Play Store menggunakan Support Vector Machine. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 6(8), 3932–3937. [suspicious link removed]
- Salombe, S. N., Alam, S., & Aris, V. (2025). Analisis sentimen ulasan netizen pada aplikasi Disney+ Hotstar di aplikasi Google Play Store menggunakan machine learning. *Innovative: Journal Of Social Science Research*, 5(1), 5968–5977. <https://jinnovative.org/index.php/Innovative/article/view/15846>
- Wardana, O. K., Budianto, A. E., & Ahsan, M. (2024). Optimalisasi analisis sentimen film pada Youtube dengan algoritma Chi-Square pada Naïve Bayes dan Support Vector Machine. *BIMASAKTI: Jurnal Riset Mahasiswa Bidang Teknologi Informasi*, 8.