

ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA GAME HEARTOPIA BERDASARKAN REVIEW GOOGLE PLAY MENGGUNAKAN METODE SVM

Ulva Khairunnisa, Leony Santika, Vindira Yusefani, Winda Kurnia Sari, Ken Ditha Tania

Fakultas Ilmu Komputer, Program Studi Sistem Informasi, Universitas Sriwijaya

Jl. Raya Palembang - Prabumulih No.KM. 32 Indralaya, Indonesia

09031282328101@student.unsri.ac.id

ABSTRAK

Heartopia merupakan game simulasi kehidupan multiplayer yang dikembangkan oleh XD Entertainment Co., Ltd. dan tersedia di Google Play Store. Banyaknya ulasan pengguna pada game ini menimbulkan kebutuhan analisis sentimen untuk memahami persepsi pemain secara otomatis. Penelitian ini bertujuan mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna menjadi kategori positif dan negatif menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) kernel linear. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, pra-pemrosesan teks berupa *case folding*, *cleaning*, normalisasi, tokenisasi, *stopword removal*, dan *stemming* menggunakan PySastrawi, serta ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF. Dataset yang digunakan berjumlah 10.827 ulasan dengan pembagian data 80% data latih dan 20% data uji. Penanganan ketidakseimbangan kelas dilakukan menggunakan parameter *class_weight='balanced'*. Hasil pengujian menunjukkan model memperoleh akurasi sebesar 90,26%, presisi 95,05%, *recall* 92,14%, dan F1-Score 93,57%. Selain itu, *Stratified K-Fold Cross Validation* menghasilkan rata-rata akurasi 90,38%. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode SVM efektif dalam menganalisis sentimen ulasan pengguna Heartopia, dengan keluhan utama terkait mekanisme gacha dan masalah sistem permainan.

Kata kunci : Analisis Sentimen, Heartopia, Game Mobile, Google Play, Support Vector Machine, TFIDF.

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi smartphone dan internet telah mendorong pertumbuhan pesat aplikasi mobile di seluruh dunia. Google Play Store sebagai platform distribusi aplikasi Android menyediakan jutaan aplikasi dan game yang dapat diakses pengguna dengan mudah [1].

Peningkatan jumlah pengguna smartphone turut menyebabkan meningkatnya jumlah ulasan pengguna terhadap aplikasi dan game. Ulasan tersebut memuat berbagai opini mengenai kepuasan pengguna, kendala teknis, maupun saran perbaikan sehingga menjadi sumber informasi penting bagi pengembang maupun calon pengguna [2]. Namun, volume ulasan yang sangat besar membuat proses analisis secara manual menjadi kurang efektif dan memerlukan pendekatan otomatis berbasis komputasi [3].

Salah satu pendekatan yang dapat digunakan adalah analisis sentimen, yaitu proses klasifikasi opini pengguna ke dalam kategori positif atau negatif [4]. Analisis sentimen banyak diterapkan pada data ulasan digital menggunakan metode *machine learning* seperti *Naive Bayes*, *K-Nearest Neighbor* (KNN), *Decision Tree*, dan *Support Vector Machine* (SVM). Metode SVM dikenal memiliki performa yang baik pada klasifikasi teks berdimensi tinggi. Penelitian sebelumnya oleh Wibowo dkk. [5] menunjukkan bahwa metode SVM menghasilkan akurasi lebih tinggi dibandingkan *Naive Bayes* pada analisis sentimen ulasan game Roblox.

Meskipun demikian, penelitian analisis sentimen pada game simulasi kehidupan (*life simulation game*) masih terbatas. Heartopia merupakan game multiplayer simulasi kehidupan yang dikembangkan oleh XD Entertainment Co., Ltd. dan memiliki banyak

ulasan pengguna di Google Play Store. Banyaknya ulasan tersebut menimbulkan permasalahan dalam memahami persepsi pemain secara cepat dan akurat.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan membangun model analisis sentimen ulasan pengguna Heartopia menggunakan metode SVM. Penyelesaian masalah dilakukan melalui tahapan pengumpulan data ulasan, *preprocessing* teks yang meliputi *case folding*, *cleaning*, normalisasi, tokenisasi, *stopword removal*, dan *stemming*, kemudian ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF. Selanjutnya, model dievaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, *recall*, F1-Score, serta *Stratified K-Fold Cross Validation* untuk mengetahui performa model dalam mengklasifikasikan sentimen pengguna.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Analisis Sentimen

Analisis Sentimen merupakan proses komputasional yang mencakup pendeteksian, analisis, dan evaluasi polaritas pikiran manusia terhadap berbagai topik, termasuk opini, sentimen, dan emosi yang diekspresikan dalam tulisan [6].

Analisis sentimen sering juga disebut opinion mining karena berfokus pada penggalian pendapat dari sumber teks yang tidak terstruktur seperti ulasan produk, komentar media sosial, dan sebagainya [7].

Pada konteks ulasan aplikasi di Google Play Store, analisis sentimen digunakan untuk memahami kepuasan dan ketidakpuasan pengguna secara otomatis dari teks yang mereka tulis. Nurian dan Sari (2023) menjelaskan bahwa analisis sentimen ulasan aplikasi di Google Play Store bertujuan untuk memahami opini dan pandangan pengguna terhadap suatu aplikasi, serta memberikan masukan bagi pengembang dalam

meningkatkan kualitas layanan dan fitur-fitur yang disediakan [8].

Proses analisis sentimen umumnya meliputi tahapan pengumpulan data, preprocessing teks, ekstraksi fitur, klasifikasi, dan evaluasi model.

2.2. Game Heartopia

Heartopia adalah game simulasi kehidupan *multiplayer* yang dikembangkan oleh XD Entertainment Co., Ltd. dan tersedia di Google Play Store sejak Januari 2026. Game ini terinspirasi dari genre *life simulation* seperti *Animal Crossing*, di mana pemain dapat membangun rumah impian, mengeksplorasi berbagai hobi seperti memancing, berkebun, memasak, dan berinteraksi dengan pemain lain dalam satu dunia virtual yang sama.

Beberapa fitur utama Heartopia antara lain sistem kostumisasi karakter dengan lebih dari 1.000 pilihan pakaian, sistem adopsi hewan peliharaan, serta mode bangunan rumah yang dapat dikustomisasi secara bebas. Game ini menggunakan sistem gacha untuk item-item eksklusif dan tersedia secara gratis dengan dukungan pembelian dalam aplikasi (*in-app purchase*). Heartopia dikembangkan oleh XD Entertainment Co., Ltd. dan membutuhkan spesifikasi perangkat minimal RAM 6GB dengan ruang penyimpanan 14GB pada sistem operasi Android 8.0 ke atas.

2.3. Google Play Store dan Web Scraping

Google Play Store adalah platform distribusi aplikasi dan game resmi milik Google untuk perangkat berbasis sistem operasi Android. Platform ini menyediakan fitur rating dan ulasan di mana pengguna dapat memberikan penilaian bintang (skala 1–5) dan komentar tertulis terhadap aplikasi atau game yang mereka gunakan [8].

Data ulasan tersebut merupakan sumber informasi yang sangat berharga untuk keperluan analisis sentimen. Pengumpulan data ulasan dari Google Play Store dilakukan melalui teknik *web scraping*, yaitu proses pengambilan data dari sebuah website secara otomatis menggunakan program komputer. Library Python yang umum digunakan untuk keperluan ini adalah *google-play-scraper*, yang memungkinkan peneliti mengambil data ulasan dalam jumlah besar beserta atributnya seperti teks ulasan, skor bintang, dan tanggal ulasan. Nurian dan Sari (2023) dalam penelitiannya menggunakan library ini untuk mengumpulkan 3.000 data ulasan aplikasi DANA dari Google Play Store menggunakan script Python pada Google Colaboratory [8].

Hasil *scraping* kemudian dilakukan pelabelan sentimen berdasarkan skor rating yang diberikan pengguna. Skor lebih dari 3 dikategorikan sebagai sentimen positif, skor kurang dari 3 dikategorikan sebagai sentimen negatif, dan skor sama dengan 3 dikategorikan sebagai sentimen netral [8].

2.4. Algoritma Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) adalah metode klasifikasi yang bekerja dengan menentukan *hyperplane* optimal untuk memisahkan data ke dalam kelas-kelas yang berbeda. *Hyperplane* ini dirancang untuk memaksimalkan margin, yaitu jarak antara titik-titik data dari kedua kelas terhadap *hyperplane*, sehingga menghasilkan pemisahan kelas yang *robust* [9].

SVM dikenal efektif dalam menangani data berdimensi tinggi, seperti data teks. Dalam penelitian Fajria et al. (2025), SVM dengan linear *kernel* digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen ke dalam tiga kategori yaitu positif, negatif, dan netral, dengan hasil akurasi sebesar 72,65%. Performa ini kemudian meningkat menjadi 73,20% setelah dikombinasikan dengan metode reduksi dimensi PCA [9].

2.5. Penelitian Sebelumnya

Beberapa penelitian telah menerapkan SVM untuk analisis sentimen ulasan game mobile di Google Play Store. Pada [10], dilakukan analisis sentimen ulasan game Roblox menggunakan kombinasi SVM dengan *kernel* RBF, ekstraksi fitur TF-IDF, dan pelabelan otomatis berbasis Lexicon InSet. Data dikumpulkan melalui *web scraping* sebanyak 10.000 ulasan berbahasa Indonesia, dengan pembagian 80% data latih dan 20% data uji serta 5-fold cross-validation. Hasil evaluasi menunjukkan distribusi sentimen 41,3% positif, 41,8% netral, dan 16,8% negatif, dengan akurasi 87,03%, presisi 87,29%, recall 87,03%, dan F1-score 86,67%.

Pada [11], dilakukan analisis sentimen ulasan game eFootball dari Google Play Store menggunakan SVM. Sebanyak 900 ulasan berbahasa Indonesia dikumpulkan dengan teknik *scraping*, kemudian dilakukan preprocessing meliputi pembersihan teks, *case folding*, normalisasi, tokenisasi, *stopword removal*, dan *stemming*. Pelabelan dilakukan berdasarkan skor rating pengguna. Model SVM yang dibangun menghasilkan akurasi 76%, dengan performa yang baik pada kelas positif dan negatif, namun masih lemah pada kelas netral akibat ketidakseimbangan data.

Meskipun kedua penelitian tersebut telah membuktikan efektivitas SVM pada ulasan game mobile, belum ada yang secara khusus mengkaji genre *life simulation multiplayer*. Heartopia dengan karakteristik unik seperti mekanisme gacha dan interaksi sosial virtual menghasilkan pola sentimen yang berbeda, sehingga penelitian ini hadir untuk mengisi celah tersebut.

3. METODE PENELITIAN

3.1. Metode Pengumpulan Data

Data yang digunakan merupakan ulasan pemain game Heartopia yang dikumpulkan dari Google Play Store menggunakan teknik *web scraping* dengan library *google-play-scraper* pada Python. Total data

yang berhasil dikumpulkan berjumlah 11.812 ulasan dengan atribut yang digunakan adalah *content* (teks ulasan) dan *score* (penilaian bintang 1–5).

3.2. Pelabelan Data

Pelabelan dilakukan berdasarkan skor penilaian pengguna: skor 4–5 dikategorikan sebagai sentimen positif, skor 1–2 dikategorikan sebagai sentimen negatif, dan ulasan dengan skor 3 dihapus karena dianggap netral. Setelah pelabelan dan penghapusan data kosong, diperoleh 11.045 data berlabel.

3.3. Pra-pemrosesan Data

Pra-pemrosesan dilakukan melalui enam tahap berurutan: (1) *Case Folding* mengubah seluruh teks menjadi huruf kecil; (2) *Text Cleaning* menghapus URL, angka, tanda baca, dan karakter khusus; (3) Normalisasi memetakan kata informal, singkatan, dan istilah bahasa Inggris ke bentuk baku bahasa Indonesia menggunakan kamus normalisasi kata informal lebih dari 200 entri; (4) Tokenisasi memecah teks menjadi daftar token kata; (5) *Stopword Removal* menghapus kata umum yang tidak bermakna menggunakan daftar *stopword* NLTK bahasa Indonesia yang diperluas; dan (6) *Stemming* mengembalikan kata ke bentuk dasarnya menggunakan *PySastrawi*.

3.4. Ekstraksi Fitur

Data teks hasil pra-pemrosesan direpresentasikan secara numerik menggunakan *TfidfVectorizer* dari *scikit-learn* dengan maksimum 5.000 fitur. Nilai TF-IDF dihitung menggunakan persamaan:

$$TFIDF(t, d) = TF(t, d) \times IDF(t),$$

$$\text{dengan } IDF(t) = \log(N / df(t))$$

di mana N adalah jumlah total dokumen dan $df(t)$ adalah jumlah dokumen yang mengandung term- t .

3.5. Pembagian Data dan Pemodelan SVM

Dataset dibagi dengan rasio 80:20 menggunakan *train_test_split* dengan parameter *stratify=y* untuk mempertahankan proporsi kelas. Model SVM yang digunakan menggunakan *kernel* linear, $C=1.0$, dan *class_weight='balanced'* untuk menangani ketidakseimbangan kelas. Parameter *class_weight='balanced'* memberikan bobot lebih besar pada kelas minoritas sehingga model tidak bias terhadap kelas mayoritas [7]. Persamaan *hyperplane* SVM dinyatakan sebagai:

$$w \cdot x + b = 0$$

di mana w adalah vektor bobot, x adalah vektor fitur input, dan b adalah bias.

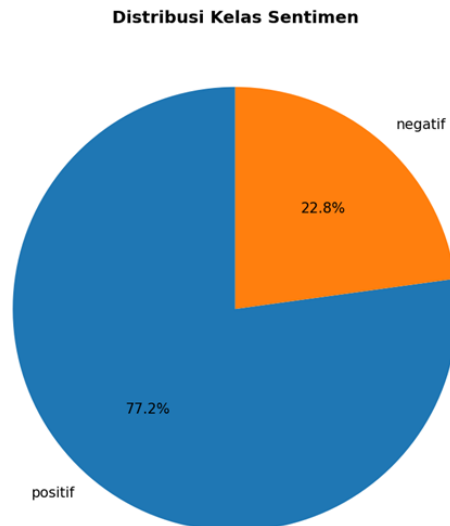
3.6. Evaluasi Model

Evaluasi dilakukan menggunakan dua metode: (1) *Holdout* 80:20 menghitung akurasi, presisi, recall, F1-Score, dan confusion matrix pada data uji; dan (2) *Stratified KFold Cross Validation* mengevaluasi stabilitas dan konsistensi model pada berbagai partisi data untuk meminimalisir bias akibat pembagian data secara acak.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Distribusi Dataset

Proses pelabelan menghasilkan 11.045 ulasan berlabel setelah ulasan berskor 3 (netral) dihapus. Gambar 1 menunjukkan distribusi kelas sentimen pada tahap ini.



Gambar 1. Distribusi Kelas Sentimen Dataset (11.045 Ulasan Berlabel)

Berdasarkan Gambar 1, hasil pelabelan menunjukkan distribusi kelas yang tidak seimbang (*imbalanced*) dengan 8.524 data positif (77,2%) dan 2.521 data negatif (22,8%) dari total 11.045 ulasan berlabel. Setelah melalui seluruh tahap pra-pemrosesan termasuk penghapusan baris yang menghasilkan teks kosong setelah *cleaning* dan normalisasi jumlah data yang tersisa dan siap digunakan untuk pemodelan menjadi 10.827 ulasan, terdiri dari 8.326 data positif (76,9%) dan 2.501 data negatif (23,1%). Ketidakseimbangan kelas ini ditangani dengan penggunaan parameter *class_weight='balanced'* pada model SVM. Tabel 1 merangkum distribusi data akhir pada setiap subset pemodelan.

Tabel 1. Distribusi Kelas Sentimen Dataset Pemodelan

Kelas Sentimen	Data Latih (80%)	Data Uji (20%)	Total	Persentase (%)
Positif	6660	1666	8326	76,9%
Negatif	2001	500	2501	23,1%
Total	8661	2166	10827	100%

4.2. Hasil Pra-pemrosesan Data

Pra-pemrosesan dilakukan secara berurutan melalui enam tahap. Berikut disajikan sampel data hasil masing masing tahap untuk menunjukkan transformasi teks yang terjadi pada setiap langkah.

Tabel 2. Sampel Data setelah Case Folding dan Text Cleaning

No	Teks Setelah Case Folding & Cleaning	Label
1	<i>This is a fun game and you can explore exciting maps and I hope Indonesia Language will be available in this game soon</i>	Positif
2	Game bagus tapi monoton tidak ada on mic atau speaker agar bisa berkomunikasi dengan kawan jadi gampang bosan	Positif
3	Tolong dong tambahkan bahasa Indonesia nya selebihnya udah bagus cuma kadang kurang ngerti aja questnya itu mesti ngapain wk	Positif
4	<i>Im soooooo in love with this game like literally this game is very cozy theres literally lot of things you can do here</i>	Positif
5	Overheat gk ada bahasa Indonesia	Negatif

Berdasarkan Tabel 2, seluruh teks telah diubah menjadi huruf kecil dan karakter tidak relevan seperti tanda baca serta karakter berulang telah dihapus, sehingga teks menjadi lebih seragam dan bersih.

Tabel 3. Sampel Data setelah Normalisasi

No	Teks sebelum Normalisasi	Teks Setelah Normalisasi
1	udah bagus cuma kadang kurang ngerti aja quest nya itu mesti ngapain wkww	sudah bagus cuma kadang kurang ngerti saja misi nya itu mesti ngapain
2	overheat gak ada bahasa indonesia	overheat tidak ada bahasa indonesia
3	game bagus tp lemot bgt keren sih tapi crash mulu	permainan bagus tapi lambat banget keren tapi error terus
4	grafis bagus tp storage nya gede bgt	grafis bagus tapi penyimpanan nya besar banget
5	gacha drop rate terlalu kecil byr mhl tapi free item dikit	gacha tingkat kemunculan item terlalu kecil bayar mahal tapi gratis item sedikit

Berdasarkan Tabel 3, kata-kata informal dan bahasa Inggris berhasil dikonversi ke bentuk baku bahasa Indonesia, sehingga representasi teks menjadi lebih konsisten untuk diproses pada tahap selanjutnya.

Tabel 4. Sampel Data setelah Tokenisasi

No	Teks	Hasil Token
1	permainan bagus tapi monoton tidak ada on mic	['permainan', 'bagus', 'tapi', 'monoton', 'tidak', 'ada', 'on', 'mic']
2	overheat tidak ada bahasa indonesia	['overheat', 'tidak', 'ada', 'bahasa', 'indonesia']

No	Teks	Hasil Token
3	tolong tambahkan bahasa indonesia sudah bagus	['tolong', 'tambahkan', 'bahasa', 'indonesia', 'sudah', 'bagus']
4	gacha tingkat kemunculan item terlalu kecil	['gacha', 'tingkat', 'kemunculan', 'item', 'terlalu', 'kecil']
5	permainan sangat menyenangkan grafis indah	['permainan', 'sangat', 'menyenangkan', 'grafis', 'indah']

Berdasarkan Tabel 4, setiap kalimat telah berhasil dipecah menjadi daftar token kata yang akan digunakan sebagai input pada tahap *stopword removal*.

Tabel 5. Sampel Data setelah Stopword Removal

No	Token Sebelum Stopword Removal	Token Setelah Stopword Removal
1	['permainan', 'bagus', 'tapi', 'monoton', 'tidak', 'ada', 'on', 'mic']	['permainan', 'bagus', 'monoton', 'on', 'mic']
2	['overheat', 'tidak', 'ada', 'bahasa', 'indonesia']	['overheat', 'bahasa', 'indonesia']
3	['tolong', 'tambahkan', 'bahasa', 'indonesia', 'sudah', 'bagus']	['tolong', 'tambahkan', 'bahasa', 'indonesia', 'bagus']
4	['gacha', 'tingkat', 'kemunculan', 'item', 'terlalu', 'kecil']	['gacha', 'tingkat', 'kemunculan', 'item', 'kecil']
5	['permainan', 'sangat', 'menyenangkan', 'grafis', 'indah']	['permainan', 'menyenangkan', 'grafis', 'indah']

Berdasarkan Tabel 5, katakata umum yang tidak bermakna secara semantik berhasil dieliminasi, sehingga token yang tersisa merupakan kata-kata yang lebih diskriminatif dan informatif bagi model klasifikasi.

Tabel 6. Sampel Data setelah Stemming

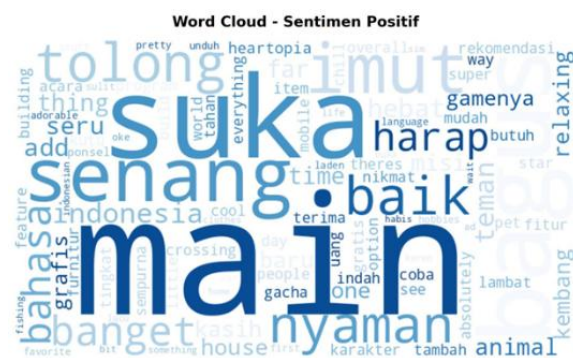
No	Token Sebelum Stemming	Token Setelah Stemming
1	['permainan', 'bagus', 'monoton', 'on', 'mic']	['main', 'bagus', 'monoton', 'on', 'mic']

2	['overheat', 'bahasa', 'indonesia']	['overheat', 'bahasa', 'indonesia']
3	['tolong', 'tambahin', 'bahasa', 'indonesia', 'bagus']	['tolong', 'tambah', 'bahasa', 'indonesia', 'bagus']
4	['berkomunikasi', 'kawan', 'mudah', 'bosan']	['komunikasi', 'kawan', 'mudah', 'bosan']
5	['permainan', 'menyenangkan', 'grafis', 'indah']	['main', 'senang', 'grafis', 'indah']

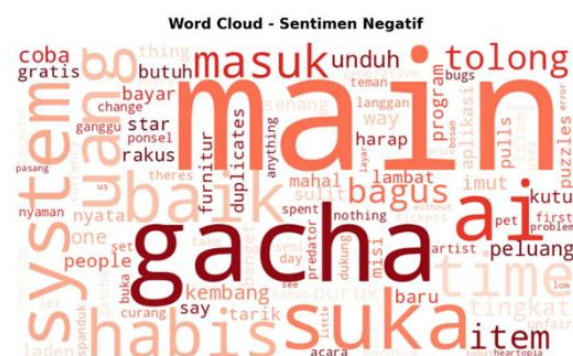
Berdasarkan Tabel 6, proses *stemming* berhasil menyederhanakan variasi kata menjadi bentuk dasarnya sehingga kata-kata dengan makna yang sama namun berbeda bentuk imbuhan dapat diperlakukan sebagai fitur yang identik oleh model.

4.3. Analisis Kata

Analisis kata dilakukan untuk memahami karakteristik leksikal dari masing-masing kelas sentimen sebelum pemodelan. Gambar 2 dan Gambar 3 menampilkan *word cloud* untuk sentimen positif dan negatif.



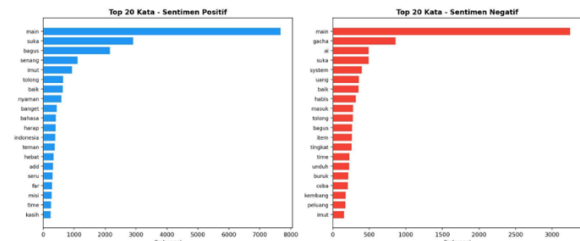
Gambar 2. Word Cloud Sentimen Positif



Gambar 3. Word Cloud Sentimen Negatif

Berdasarkan Gambar 2, kata-kata yang dominan pada sentimen positif antara lain 'main', 'suka', 'bagus', 'senang', 'baik', dan 'imut', yang mencerminkan kepuasan pemain terhadap aspek gameplay, estetika, dan pengalaman bermain secara keseluruhan.

Sebaliknya, pada Gambar 3, sentimen negatif didominasi oleh kata 'gacha', 'main', 'money', 'masuk', 'even', dan 'buruk', mengindikasikan keluhan utama pemain terfokus pada sistem gacha yang dianggap tidak fair, masalah akses/login, serta pengeluaran uang yang berlebihan.



Gambar 4. Top 20 Kata Frekuensi Tertinggi pada Sentimen Positif dan Negatif

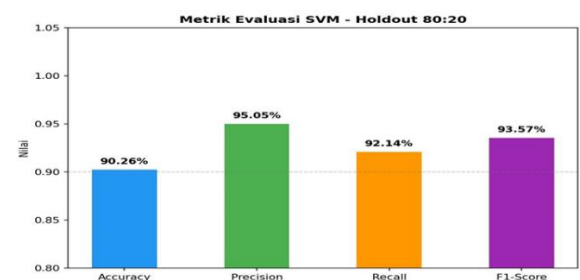
Gambar 4 memperkuat temuan *word cloud*. Pada sentimen positif, kata 'main' memiliki frekuensi tertinggi (>7.500), diikuti 'suka', 'bagus', 'senang', dan 'imut'. Pada sentimen negatif, kata 'main' juga mendominasi (>3.000), diikuti 'gacha', 'ai', 'suka', dan 'system'. Kata spesifik domain seperti 'gacha' dan 'system' lebih menonjol pada daftar Top 20 negatif, mengonfirmasi bahwa mekanisme gacha dan masalah teknis sistem merupakan sumber keluhan utama pemain Heartopia.

4.4. Hasil Evaluasi Model SVM

Model SVM dengan *kernel* linear dilatih pada 8.661 data latih dan dievaluasi pada 2.166 data uji. Tabel 7 menyajikan hasil evaluasi, dan Gambar 5 memvisualisasikan perbandingan nilai metrik.

Tabel 7. Hasil Evaluasi Model SVM (Holdout 80:20)

Metrik Evaluasi	Nilai (%)
Akurasi	90,26%
Presisi (kelas positif)	95,05%
Recall (kelas positif)	92,14%
F1-Score (Kelas positif)	93,57%



Gambar 5. Bar Chart Metrik Evaluasi SVM — Holdout 80:20

Berdasarkan Tabel 7 dan Gambar 5, model SVM menghasilkan presisi tertinggi sebesar 95,05%, yang berarti hampir seluruh prediksi positif model adalah benar-benar positif, model sangat handal dalam meminimalkan *false positive*. Recall 92,14% menunjukkan kemampuan model yang baik dalam

menangkap ulasan positif yang sebenarnya, sedangkan F1-Score 93,57% mencerminkan keseimbangan optimal antara presisi dan recall. Akurasi keseluruhan 90,26% menunjukkan performa klasifikasi yang tinggi.

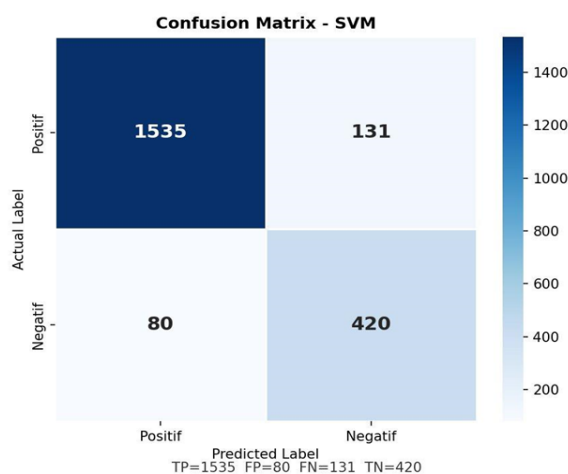
Tabel 8 menyajikan laporan klasifikasi lengkap untuk kedua kelas sentimen. Terdapat perbedaan performa antara kelas positif dan negatif, di mana presisi kelas negatif (76%) lebih rendah dibanding kelas positif (95%). Hal ini disebabkan oleh ketidakseimbangan kelas pada dataset, meskipun `class_weight='balanced'` sudah diterapkan, kompleksitas bahasa pada ulasan negatif yang sering mengandung ekspresi ambigu tetap menjadi tantangan.

Tabel 8. Laporan Klasifikasi Lengkap SVM

Kelas	Presisi	Recall	F1-Score	Support
Negatif	0,76	0,84	0,80	500
Positif	0,95	0,92	0,94	1668
Accuracy	—	—	0,90	2166
Macro Avg	0,86	0,88	0,87	2166
Weighted Avg	0,91	0,90	0,90	2166

4.5. Analisis Confusion Matrix

Gambar 6 menampilkan confusion matrix hasil prediksi model SVM pada data uji.



Gambar 6. Confusion Matrix Hasil Klasifikasi SVM

Berdasarkan Gambar 6, dari total 2.166 data uji diperoleh: True Positive (TP) = 1.535 ulasan positif berhasil diklasifikasikan dengan benar; True Negative (TN) = 420 ulasan negatif berhasil diklasifikasikan dengan benar; False Positive (FP) = 80 ulasan negatif salah diklasifikasikan sebagai positif dan *False negative* (FN) = 131 ulasan positif salah diklasifikasikan sebagai negatif. Nilai FP sebesar 80 menunjukkan masih terdapat ulasan negatif yang salah diklasifikasikan sebagai positif, yang konsisten dengan nilai presisi kelas negatif yang lebih rendah (76%) dibandingkan kelas positif (95%) sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 8.

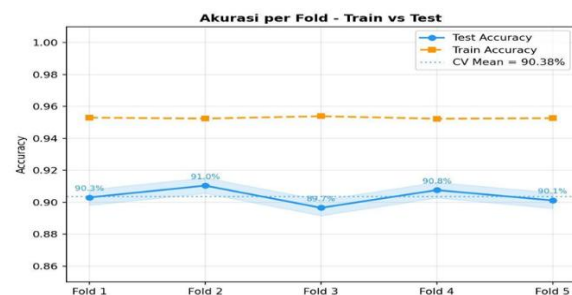
Kesalahan klasifikasi paling banyak terjadi pada kelas positif yang diprediksi negatif (FN = 131). Hal ini kemungkinan disebabkan oleh ulasan positif yang mengandung kalimat kritik atau saran perbaikan di antara pujian, sehingga model mendeteksinya sebagai negatif. Contohnya, ulasan 'game bagus tapi gacha terlalu mahal' dapat mengandung kata negatif ('mahal') yang mendominasi representasi TF-IDF.

4.6. Evaluasi Stratified KFold Cross Validation

Untuk menguji konsistensi dan stabilitas model secara lebih komprehensif, dilakukan *Stratified K-Fold Cross Validation* dengan 5 fold. Tabel 9 menyajikan hasil per fold dan nilai rata-rata.

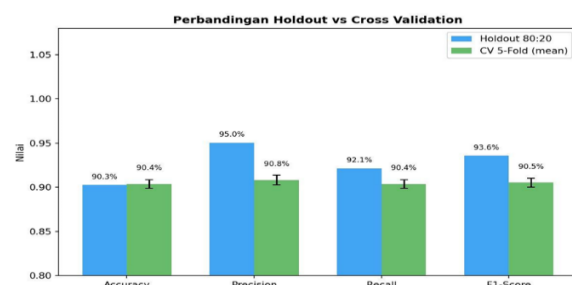
Tabel 9. Hasil *Stratified KFold Cross Validation*

Fold	Akurasi	Presisi	Recall	F1Score	Train Acc
Fold 1	90,30%	90,91%	90,30%	90,51%	95,30%
Fold 2	91,04%	91,62%	91,04%	91,23%	95,24%
Fold 3	89,65%	89,90%	89,65%	89,76%	95,39%
Fold 4	90,76%	90,94%	90,76%	90,84%	95,23%
Fold 5	90,12%	90,68%	90,12%	90,31%	95,27%
Mean	90,38%	90,81%	90,38%	90,53%	95,29%
Std	±0,49%	±0,55%	±0,49%	±0,50%	±0,06%



Gambar 7. Akurasi per Fold

Berdasarkan Tabel 9 dan Gambar 7, model SVM menunjukkan konsistensi tinggi dengan rata-rata akurasi CV 90,38% dan standar deviasi yang sangat kecil ($\pm 0,49\%$). Nilai standar deviasi yang rendah mengindikasikan bahwa performa model stabil dan tidak bergantung pada pembagian data tertentu. *train-test gap* sebesar 4,91% (train accuracy 95,29% vs test accuracy 90,38%) termasuk dalam kategori moderat (3–7%), yang menunjukkan adanya sedikit *overfitting* namun masih dalam batas yang dapat diterima.



Gambar 8. Perbandingan Metrik Holdout 80:20 vs Cross Validation 5Fold

Gambar 8 membandingkan hasil holdout dengan hasil CV. Presisi holdout (95,05%) lebih tinggi dibandingkan CV (90,81%) karena metrik holdout dihitung khusus untuk kelas positif, sedangkan CV menggunakan metrik makro rata-rata yang mencakup kedua kelas. Secara umum, kedua metode evaluasi menghasilkan nilai yang konsisten pada metrik akurasi (~90%), mengonfirmasi validitas model.

4.7. Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model SVM dengan *kernel* linear dan parameter `class_weight='balanced'` efektif untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan game Heartopia dari Google Play Store. Akurasi 90,26% pada evaluasi holdout dan 90,38% pada cross validation melampaui hasil penelitian Puspita dkk. [10] yang mencapai akurasi 87,03% pada ulasan game Roblox menggunakan integrasi Lexicon-SVM dengan *kernel* RBF, serta lebih tinggi dari akurasi 76% yang diperoleh Agustian dkk. [11] pada ulasan game eFootball menggunakan SVM. Perbandingan ini mengindikasikan bahwa penggunaan *kernel* linear dikombinasikan dengan ekstraksi fitur TF-IDF dan penanganan ketidakseimbangan kelas melalui `class_weight='balanced'` memberikan performa yang lebih baik untuk domain ulasan game mobile berbahasa Indonesia. Selain itu, hasil ini juga melampaui performa Naive Bayes (87,3%) sebagaimana yang dilaporkan Wibowo dkk. [5] pada ulasan game Roblox, sekaligus memperkuat konsistensi keunggulan SVM dalam tugas klasifikasi sentimen ulasan game mobile berbahasa Indonesia.

Keberhasilan model tidak terlepas dari *pipeline* pra-pemrosesan enam tahap yang komprehensif. Seperti yang ditunjukkan pada Tabel 2 hingga Tabel 6, setiap tahap pra-pemrosesan memberikan kontribusi nyata dalam membersihkan dan menyeragamkan representasi teks. *Pipeline* ini dirancang serupa dengan penelitian [11] [10] yang juga menerapkan *case folding*, normalisasi, tokenisasi, *stopword removal*, dan *stemming* pada ulasan game mobile. Namun, penelitian ini menambahkan kamus normalisasi kata informal lebih dari 200 entri (Tabel 3) yang terbukti krusial mengingat ulasan game Heartopia kaya akan bahasa informal dan istilah gaming seperti 'lag', 'crash', 'pay to win', dan 'gacha'. *Stemming* menggunakan PySastrawi (Tabel 6) berhasil mereduksi variasi morfologi kata bahasa Indonesia sehingga model dapat mengenali kata-kata berimbuhan sebagai satu fitur yang sama. Penggunaan TF-IDF dengan 5.000 fitur mampu menangkap kata-kata diskriminatif yang membedakan sentimen positif dan negatif secara efektif [8].

Temuan analisis kata memberikan wawasan substantif yang membedakan penelitian ini dari kajian sebelumnya. Berbeda dengan ulasan game Roblox [10] yang didominasi oleh sentimen netral dan keluhan umum, ulasan negatif Heartopia secara spesifik didominasi oleh kata 'gacha', 'uang', dan 'system',

yang mengindikasikan bahwa mekanisme gacha dan sistem monetisasi merupakan sumber ketidakpuasan utama pemain. Pola ini sejalan dengan karakteristik game eFootball [11] yang juga mendapat keluhan terkait sistem *in-app purchase*, namun pada Heartopia keluhan tersebut lebih terkonsentrasi dan spesifik pada mekanisme gacha yang dianggap tidak *fair*. Temuan ini dapat menjadi masukan strategis bagi pengembang Heartopia untuk mempertimbangkan kebijakan harga yang lebih transparan dan terjangkau, serta peningkatan *drop rate* pada sistem gacha guna meningkatkan kepuasan pemain.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian, disimpulkan sebagai berikut: (1) Model SVM dengan *kernel* linear berhasil diterapkan untuk menganalisis sentimen ulasan pemain game Heartopia dari Google Play Store dengan performa tinggi: akurasi 90,26%, presisi 95,05%, recall 92,14%, dan F1-Score 93,57% pada evaluasi holdout 80:20. Hasil ini melampaui akurasi yang diperoleh Puspita dkk. [10] sebesar 87,03% pada ulasan game Roblox menggunakan integrasi Lexicon-SVM, dan akurasi 76% oleh Agustian dkk. [11] pada ulasan game eFootball. (2) Stratified K-Fold Cross Validation menghasilkan rata-rata akurasi 90,38% dengan standar deviasi rendah ($\pm 0,49\%$), mengonfirmasi konsistensi dan stabilitas model serta mengatasi limitasi evaluasi holdout tunggal yang menjadi kelemahan beberapa penelitian sebelumnya. (3) *Pipeline* pra-pemrosesan enam tahap (*case folding*, *text cleaning*, normalisasi, tokenisasi, *stopword removal*, *stemming*) dengan kamus normalisasi informal lebih dari 200 entri terbukti efektif meningkatkan kualitas representasi teks ulasan game mobile berbahasa Indonesia. (4) Parameter `class_weight='balanced'` efektif menangani ketidakseimbangan kelas (76,9% positif vs 23,1% negatif) tanpa memerlukan teknik *oversampling* maupun *undersampling*. (5) Analisis kata menunjukkan bahwa keluhan utama pemain Heartopia berfokus pada sistem gacha dan mekanisme monetisasi pola yang lebih spesifik dibandingkan temuan pada game Roblox [10] maupun eFootball [11] dan dapat menjadi masukan strategis bagi pengembang untuk meningkatkan transparansi dan keadilan sistem gacha.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. M. A. Latif, N. Jamal, U. Raza, and Farhan Ullah, "Data-Driven Analysis and Visualization of Google Play Store Applications: Insights into User Behavior and App Ecosystem Dynamics," *IEEE 2nd Int. Conf. Big Data Sci. Eng.*, 2025, doi: 10.1109/ICBDSE65491.2025.11220094.
- [2] M. L. Mali and N. N. Patil, "Proceedings on Engineering A PERFORMANCE ANALYSIS OF SUGGESTION MINING IN MOBILE APP REVIEWS USING LARGE LANGUAGE MODELS TRANSFER LEARNING," *Proc. Eng. Sci.*, vol. 07, no. 1, pp. 577–586, 2025, doi:

- 10.24874/PES07.01D.014.
- [3] S. K. Lubis, M. H. Dar, and F. A. Nasution, "Analisis Sentiment Ulasan Aplikasi Gopay Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *Informatika*, vol. 11, no. 2, pp. 120–128, 2024, doi: 10.36987/informatika.v11i2.5860.
 - [4] H. Basri, I. Kusyadi, and M. A. Putri, "Optimizing Sentiment Analysis For Usability Testing: Enhancing SVM Accuracy Through Kernel Selection And Tuning Methods," vol. 6223, no. 2, pp. 105–113, 2024.
 - [5] R. S. Wibowo, M. Rakan, W. Ramadhan, J. B. Nugroho, and M. Arifin, "Analisis Sentimen Menggunakan Support Vector Machine dan Naive Bayes Pengguna Game Roblox," *J. Ilmu Komput. dan Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 2745–5823, 2025, [Online]. Available: <https://jurnal.ikhafi.or.id/index.php/jukomika>
 - [6] S. M. Ferdous, S. N. E. Newaz, S. Bin, and S. Mugdha, "Sentiment Analysis in the Transformative Era of Machine Learning: A Comprehensive Review," *Stat. Optim. Inf. Comput.*, vol. 13, no. January, pp. 331–346, 2025, doi: 10.19139/soic-2310-5070-2113.
 - [7] R. Suhas and T. Prarthana, "SENTIMENT ANALYSIS USING TEXT MINING : A SURVEY," no. 08, pp. 857–862, 2023.
 - [8] A. Nurian, B. N. Sari, U. S. Karawang, and T. Timur, "Analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi google play menggunakan naïve bayes," vol. 11, no. 3, pp. 829–835, 2023.
 - [9] A. M. Fajria, A. Faqih, and G. Dwilestari, "The Impact of Principal Component Analysis Dimensionality Reduction on Sentiment Classification Performance Using Support Vector Machine," *J. Artif. Intell. Eng. Appl.*, vol. 4, no. 2, 2025.
 - [10] N. Kadek, F. Puspita, I. G. I. Sudipa, I. W. Sunarya, N. Wayan, and J. Kusuma, "Sentiment Analysis of Roblox Game Reviews on Google Play Store Using Lexicon-SVM Integration," vol. 9, no. 4, pp. 1863–1876, 2025.
 - [11] C. Agustian, A. L. Hananto, F. Nurapriani, and B. Huda, "Analysis of eFootball Game User Sentiment Using the Support Vector Machine (SVM) Method," vol. 4, no. 3, 2025.