

ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENGGUNA PADA GAME THEOTOWN MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE

Widianingsih¹, Chaerur Rozikin²

^{1,2}Universitas Singaperbangsa Karawang; Jl.H.S. Ronggowaluyo, Kel. Puseurjaya, Kec. Telukjambe Timur, Kab. Karawang, Jawa Barat; 41361

Keywords:

sentiment;
theotown;
game
SVM.

Correspondent Email:

widiasw258@gmail.com

Perkembangan industri *game mobile* mendorong meningkatnya jumlah ulasan pengguna yang dapat dimanfaatkan untuk mengevaluasi kepuasan pengguna melalui analisis sentimen. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna *game* TheoTown pada *Google Play Store* menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Data diperoleh melalui teknik web *scraping* sebanyak 15.000 ulasan pengguna, kemudian diproses melalui tahapan *pre-processing*, pelabelan otomatis berbasis *lexicon-based*, dan klasifikasi sentimen menggunakan SVM. Evaluasi model menggunakan *confusion matrix* menghasilkan nilai akurasi sebesar 84,22%. Pada kelas sentimen positif, diperoleh nilai *precision* sebesar 0,92, *recall* sebesar 0,88, dan F1-score sebesar 0,90, sedangkan pada kelas sentimen negatif diperoleh nilai *precision* sebesar 0,58, *recall* sebesar 0,70, dan F1-score sebesar 0,64. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sentimen positif mendominasi ulasan pengguna, sehingga metode SVM dinilai cukup efektif dalam analisis sentimen ulasan *game*, meskipun masih memiliki keterbatasan dalam mengklasifikasikan sentimen negatif. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi bahan evaluasi bagi pengembang *game* TheoTown serta referensi bagi penelitian selanjutnya di bidang analisis sentimen pada *game* digital.



Copyright © [JITET](http://www.jitet.org) (Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan). This article is an open access article distributed under terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY NC)

The growth of the mobile gaming industry has increased the number of user reviews that can be utilized to evaluate user satisfaction through sentiment analysis. This study aims to analyze the sentiment of user reviews of the TheoTown game on the Google Play Store using the Support Vector Machine (SVM) algorithm. A total of 15,000 user reviews were collected through web scraping and processed through text preprocessing, lexicon-based automatic labeling, and sentiment classification using SVM. Model evaluation using a confusion matrix resulted in an accuracy of 84.22%. For the positive sentiment class, the model achieved a precision of 0.92, a recall of 0.88, and an F1-score of 0.90, while for the negative sentiment class, it obtained a precision of 0.58, a recall of 0.70, and an F1-score of 0.64. The results indicate that positive sentiment dominates user reviews, suggesting that the SVM method is effective for sentiment analysis of game reviews, although its performance in classifying negative sentiment remains limited. These findings are expected to provide evaluation insights for TheoTown game developers and serve as a reference for future research on sentiment analysis in digital games.

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi *mobile* dan internet telah mendorong pertumbuhan industri *game* digital secara signifikan. *Game mobile* tidak hanya berperan sebagai sarana hiburan, tetapi juga sebagai produk digital yang menuntut kualitas sistem dan pengalaman pengguna (*user experience*) yang baik. Tingginya persaingan antar pengembang *game* menyebabkan evaluasi terhadap kepuasan pengguna menjadi aspek penting dalam pengembangan dan pemeliharaan kualitas *game*. Salah satu sumber informasi yang paling mudah diakses untuk mengetahui persepsi pengguna adalah ulasan yang diberikan pada platform distribusi aplikasi seperti *Google Play Store*.

TheoTown merupakan *game* simulasi pembangunan kota yang memungkinkan pemain mengelola berbagai aspek perkotaan, seperti infrastruktur, ekonomi, dan layanan publik. *Game* ini memiliki jumlah unduhan dan ulasan pengguna yang cukup besar, sehingga mencerminkan beragam opini pengguna terhadap fitur, performa, serta kualitas layanan yang disediakan. Ulasan pengguna tersebut mengandung informasi subjektif yang bernilai, namun disajikan dalam bentuk teks tidak terstruktur sehingga sulit dianalisis secara manual, terutama ketika jumlah data yang tersedia sangat besar.

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, pendekatan analisis sentimen banyak digunakan dalam penelitian berbasis *text mining*. Analisis sentimen bertujuan untuk mengklasifikasikan opini pengguna ke dalam kategori tertentu, seperti sentimen positif, negatif, dan netral, sehingga dapat memberikan gambaran umum mengenai persepsi pengguna terhadap suatu produk atau layanan. Beberapa penelitian terdahulu menunjukkan bahwa analisis sentimen telah banyak diterapkan pada ulasan aplikasi digital, layanan *e-commerce*, dan media sosial untuk mengevaluasi kepuasan pengguna secara sistematis.

Dalam konteks metode klasifikasi, *Support Vector Machine* (SVM) merupakan salah satu algoritma *machine learning* yang sering digunakan dalam analisis sentimen karena kemampuannya dalam menangani data berdimensi tinggi serta menghasilkan tingkat akurasi yang baik pada data teks. Penelitian yang dilakukan oleh Damayanti et al. (2024)

menunjukkan bahwa SVM memiliki performa yang konsisten dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi digital [1]. Selain itu, penelitian lain juga menyebutkan bahwa SVM efektif digunakan dalam klasifikasi teks karena mampu membentuk batas pemisah yang optimal pada data berdimensi tinggi [2]. Namun, sebagian besar penelitian analisis sentimen masih berfokus pada domain aplikasi layanan umum, seperti *e-commerce* dan media *streaming*, sementara kajian analisis sentimen pada *game* simulasi *mobile*, khususnya TheoTown, masih relatif terbatas dan hampir belum tersedia.

Berdasarkan analisis tersebut, terdapat kesenjangan penelitian berupa minimnya penelitian yang secara spesifik menganalisis sentimen ulasan pengguna pada *game* simulasi pembangunan kota menggunakan algoritma *Support Vector Machine*. Selain itu, belum banyak penelitian yang memanfaatkan ulasan pengguna TheoTown sebagai objek kajian untuk mengevaluasi persepsi pengguna secara komprehensif. Oleh karena itu, penelitian ini memiliki kebaruan pada penerapan analisis sentimen berbasis SVM terhadap ulasan pengguna *game* TheoTown, yang diharapkan dapat memberikan *insight* baru terkait evaluasi kualitas *game* simulasi *mobile*.

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna terhadap *game* TheoTown menggunakan algoritma *Support Vector Machine* serta mengklasifikasikan ulasan tersebut ke dalam kategori sentimen positif dan negatif. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran objektif mengenai persepsi pengguna terhadap *game* TheoTown serta menjadi masukan bagi pengembang dalam meningkatkan kualitas *game*. Selain itu, penelitian ini juga diharapkan dapat menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya di bidang analisis sentimen pada *game digital*.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Game

Game didefinisikan sebagai sistem interaktif yang terdiri dari aturan, tujuan, dan umpan balik, di mana pemain berpartisipasi secara aktif untuk mencapai hasil tertentu dalam lingkungan yang terstruktur [3]. Pada *game digital*, interaksi tersebut difasilitasi oleh

teknologi sehingga memungkinkan terciptanya pengalaman bermain dalam lingkungan virtual [4].

2.2 Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan bagian dari *text mining* yang bertujuan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan opini atau persepsi pengguna terhadap suatu objek berdasarkan data teks. Dalam konteks aplikasi digital, analisis sentimen banyak digunakan untuk mengolah ulasan pengguna pada platform distribusi aplikasi guna mengetahui tingkat kepuasan pengguna secara objektif. Hasil analisis sentimen umumnya diklasifikasikan ke dalam tiga kategori, yaitu sentimen positif, negatif, dan netral [5].

2.3 Text Mining

Text mining adalah proses penggalian informasi dari data teks tidak terstruktur melalui tahapan tertentu agar dapat dianalisis secara komputasional. Tahapan utama dalam *text mining* meliputi *case folding*, *tokenisasi*, *stopword removal*, dan *stemming*. Proses ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas data teks sebelum dilakukan klasifikasi sentimen [6].

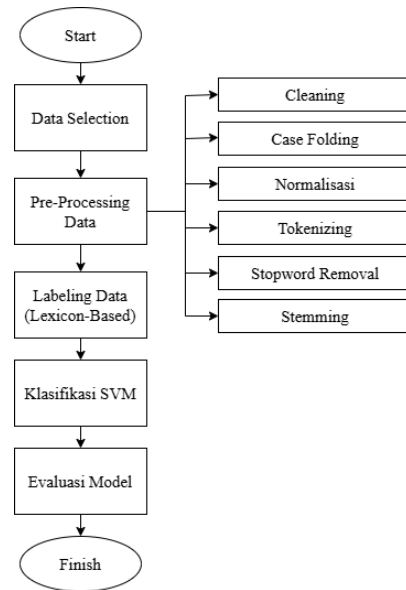
2.4 Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) merupakan algoritma *supervised learning* yang banyak digunakan dalam tugas klasifikasi teks, termasuk analisis sentimen. SVM bekerja dengan mencari *hyperplane* optimal yang memaksimalkan jarak antar kelas sehingga efektif dalam menangani data berdimensi tinggi seperti data teks. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa SVM memiliki performa yang stabil dan akurasi yang baik dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi digital [7].

3. METODE PENELITIAN

Metode penelitian ini menggunakan pendekatan *text mining* untuk melakukan analisis sentimen teks menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dengan pelabelan data berbasis *lexicon-based*. Secara umum, alur penelitian meliputi empat tahapan utama, yaitu: (1) *Data Selection*, (2) *Pre-Processing*, (3) *Labeling Data (Lexicon-Based)*, dan (4) Klasifikasi menggunakan SVM.

Skema alur metodologinya dapat dilihat pada diagram.



Gambar 1 Metode Penelitian

Berikut adalah rancangan dari tahapan-tahapan metode penelitian:

3.1 Data Selection

Pada tahap awal, melakukan pemilihan dan pengambilan data teks yang relevan dengan objek penelitian. Sumber data berasal dari platform media sosial yaitu *Google Play Store* menggunakan teknik *scraping*. Tujuan pengambilan data adalah untuk memperoleh sejumlah besar teks ulasan atau opini yang akan dianalisis sentimennya. Pengambilan data ini disesuaikan dengan fokus penelitian dan konteks sentimen yang akan ditelaah [8].

3.2 Pre-Processing Data

Data teks hasil *web scraping* masih mengandung berbagai elemen yang tidak relevan, seperti simbol, angka, tanda baca, dan kata tidak baku, sehingga dapat memengaruhi hasil analisis apabila tidak dilakukan pembersihan data terlebih dahulu. Oleh karena itu, tahap *pre-processing* diperlukan untuk meningkatkan kualitas data sebelum proses pelabelan dan klasifikasi sentimen dilakukan [9]. Tahapan *pre-processing* dalam penelitian ini meliputi *cleaning* untuk menghapus karakter yang tidak diperlukan seperti angka, simbol, tanda baca, dan *emoji* [10], *case folding* untuk menyeragamkan huruf menjadi huruf kecil

guna menghindari perbedaan representasi kata [2], serta normalisasi untuk mengurangi variasi kata tidak baku atau informal agar teks menjadi lebih seragam dan mudah diproses oleh model *natural language processing* [13]. Selanjutnya, dilakukan *tokenizing* untuk memisahkan teks menjadi unit kata sehingga memudahkan proses ekstraksi fitur [1], *stopword removal* untuk menghilangkan kata umum yang tidak berpengaruh signifikan terhadap penentuan sentimen [11], serta *stemming* untuk mengubah kata berimbuhan menjadi bentuk kata dasar guna mengurangi variasi kata dalam proses klasifikasi sentimen [12].

3.3 Labeling Data

Proses pelabelan dilakukan secara otomatis (*automatic labeling*) dengan pendekatan *lexicon-based*, yaitu memanfaatkan kamus sentimen yang berisi daftar kata positif dan kata negatif. Setiap ulasan dianalisis berdasarkan kemunculan kata-kata tersebut untuk menentukan kecenderungan sentimennya [11]. Pendekatan ini dipilih karena mampu memberikan hasil yang konsisten pada dataset berukuran besar tanpa memerlukan anotasi manual yang memakan waktu dan biaya.

Pada metode *lexicon-based*, sentimen positif diberikan apabila jumlah kata positif lebih dominan dibandingkan kata negatif, sedangkan sentimen negatif diberikan apabila kata negatif lebih banyak muncul dalam teks ulasan. Apabila jumlah kata positif dan negatif relatif seimbang atau tidak menunjukkan kecenderungan yang signifikan, maka ulasan dikategorikan sebagai sentimen netral [1].

Penggunaan pelabelan otomatis berbasis leksikon dinilai efektif dalam penelitian analisis sentimen karena mampu mengurangi subjektivitas dalam proses anotasi data serta meningkatkan efisiensi pengolahan dataset teks, khususnya pada data ulasan pengguna aplikasi yang bersifat informal dan bervariasi [11]. Selain itu, hasil pelabelan ini selanjutnya digunakan sebagai data latih dan data uji pada proses klasifikasi menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) [9].

3.4 Klasifikasi SVM

Pada penelitian analisis sentimen, SVM banyak digunakan karena kemampuannya dalam menangani data berdimensi tinggi serta efektif dalam klasifikasi teks yang bersifat tidak

linear [1]. Algoritma ini berfokus pada pencarian *support vectors*, yaitu data-data yang berada paling dekat dengan batas pemisah antar kelas, sehingga menghasilkan model klasifikasi yang lebih stabil dan akurat.

Dalam penelitian ini, data teks yang telah melalui tahap *pre-processing* dan *labeling* selanjutnya direpresentasikan dalam bentuk vektor fitur sebelum diklasifikasikan menggunakan SVM. Model SVM kemudian dilatih untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan ke dalam dua kelas, yaitu positif dan negatif [9].

Penggunaan SVM dipilih karena berdasarkan penelitian sebelumnya, algoritma ini menunjukkan performa yang baik dalam tugas analisis sentimen, terutama pada data ulasan pengguna aplikasi yang memiliki karakteristik teks pendek dan bervariasi [14].

3.5 Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengukur kinerja algoritma klasifikasi SVM dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna. Metode evaluasi yang digunakan adalah *confusion matrix*, yang membandingkan label prediksi dengan label aktual berdasarkan komponen *True Positive (TP)*, *True Negative (TN)*, *False Positive (FP)*, dan *False Negative (FN)* [1]. Berdasarkan *confusion matrix* tersebut, dilakukan perhitungan metrik evaluasi berupa *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. *Accuracy* menunjukkan tingkat ketepatan model dalam mengklasifikasikan seluruh data uji [9], *precision* mengukur ketepatan prediksi positif yang dihasilkan oleh model [11], *recall* menunjukkan kemampuan model dalam mengidentifikasi seluruh data yang termasuk ke dalam suatu kelas sentimen [1], sedangkan *F1-score* merupakan nilai harmonisasi antara *precision* dan *recall* yang memberikan gambaran kinerja model secara seimbang, khususnya pada kondisi distribusi data yang tidak merata [9]. Penggunaan keempat metrik evaluasi tersebut bertujuan untuk memberikan gambaran yang komprehensif terhadap performa model SVM, tidak hanya dari segi akurasi, tetapi juga ketepatan dan kelengkapan prediksi pada setiap kelas sentimen [15].

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pembahasan merupakan penjelasan hasil dari penelitian yang telah dilakukan mengenai Sentimen dan SVM terhadap data Aplikasi Theotown. Pada tahapan ini, hasil akan dijelaskan dari *Data Selection, Preprocessing Data, Labeling Data* menggunakan *Lexicon Based*. Hasil dari Sentimen Analisis menggunakan SVM dan Evaluasi terhadap hasil yang telah diperoleh dalam penelitian. Berikut penjelasan mengenai hasil dan pembahasan dari setiap langkah penelitian:

4.1 Data Selection

Data pada penelitian ini, diperoleh dengan cara melakukan *scraping* data. Teknik *scraping* data digunakan dengan bantuan *library google play scraper* yang tersedia di bahasa pemrograman python. *Library* dihubungkan dengan menggunakan API dan token yaitu "*info.flowersoft.theotown.theotown*". Data yang dikumpulkan sebanyak 15.000 data dengan kategori *most relevant*. Hal ini dilakukan, agar data yang diperoleh adalah data yang terbaik dari setiap *review* produk.

4.2 Pre-Processing Data

Setelah proses pengumpulan data selesai dilakukan, tahap pra-pemrosesan diterapkan untuk meningkatkan kualitas representasi data dalam dataset. Tahapan pra-pemrosesan ini bertujuan untuk membersihkan dan menyiapkan data teks agar dapat diproses lebih lanjut secara optimal pada tahap analisis. Urutan tahapan pra-pemrosesan data ditunjukkan dari Tabel 4.1 sampai Tabel 4.6.

Tabel 4. 1 Contoh Hasil *Cleaning*

Teks	Hasil
game bagus bgt juga aku punya masukkan coba lah blue flower kalau bikin belokkan mobilnya jangan ngedrft sama juga kalau bisa tambahin jalan belokkan yang kaya dunia nyata dong tapi overall semua bagus :D	game bagus bgt juga aku punya masukkan coba lah blue flower kalau bikin belokkan mobilnya jangan ngedrft sama juga kalau bisa tambahin jalan belokkan yang kaya dunia nyata dong tapi overall semua bagus D

Tabel 4. 2 Contoh Hasil *Case Folding*

Teks	Hasil
game bagus bgt juga aku punya masukkan coba lah blue flower kalau bikin belokkan mobilnya jangan ngedrft sama juga kalau bisa tambahin jalan belokkan yang kaya dunia nyata dong tapi overall semua bagus :D	game bagus bgt juga aku punya masukkan coba lah blue flower kalau bikin belokkan mobilnya jangan ngedrft sama juga kalau bisa tambahin jalan belokkan yang kaya dunia nyata dong tapi overall semua bagus d

Tabel 4. 3 Contoh Hasil Normalisasi

Teks	Hasil
game bagus bgt juga aku punya masukkan coba lah blue flower kalau bikin belokkan mobilnya jangan ngedrft sama juga kalau bisa tambahin jalan belokkan yang kaya dunia nyata dong tapi overall semua bagus :D	banget tambahkan kayak di

Tabel 4. 4 Contoh Hasil *Tokenizing*

Teks	Hasil
game bagus bgt juga aku punya masukkan coba lah blue flower kalau bikin belokkan mobilnya jangan ngedrft sama juga kalau bisa tambahin jalan belokkan yang kaya dunia nyata dong tapi overall semua bagus :D	['banget', 'tambahkan', 'kayak', 'di']

Tabel 4. 5 Contoh Hasil *Stopword Removal*

Teks	Hasil
game bagus bgt juga aku punya masukkan coba lah blue flower kalau bikin belokkan mobilnya jangan ngedrft sama juga kalau bisa tambahin jalan belokkan yang kaya dunia nyata dong	['banget', 'tambahkan', 'kayak']

tapi overall semua
bagus :D

Tabel 4. 6 Contoh Hasil *Stemming*

Teks	Hasil
game bagus bgt juga aku punya masukkan coba lah blue flower kalau bikin belokkan mobilnya jangan ngedrft sama juga kalau bisa tambahin jalan belokkan yang kaya dunia nyata dong tapi overall semua bagus :D	['banget', 'tambah', 'kayak']

4.3 Labeling Data

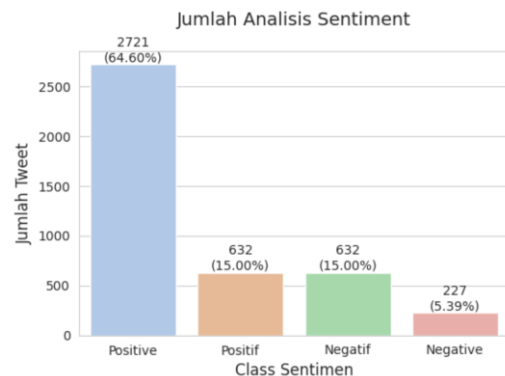
Proses pelabelan data dilakukan secara otomatis dengan menggunakan pendekatan berbasis leksikon, di mana setiap kata dalam ulasan diberikan skor berdasarkan kamus sentimen. Nilai total dari setiap ulasan diperoleh dengan menjumlahkan skor sentimen dari masing-masing kata yang terdapat dalam teks ulasan. Hasil dari proses pelabelan data tersebut disajikan pada **Tabel 4.7**.

Tabel 4. 7 Labeling Datasets

Teks Dataset Bersih	Score	Sentimen
['banget', 'tambah', 'kayak']	5	Positif

4.4 Klasifikasi SVM

Pada tahap klasifikasi menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM), diperoleh distribusi hasil analisis sentimen sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.4. Berdasarkan hasil tersebut, sentimen positif mendominasi dengan jumlah 2.721 data (64,60%), diikuti oleh sentimen positif lainnya sebanyak 632 data (15,00%). Sementara itu, sentimen negatif berjumlah 632 data (15,00%), dan sentimen *negative* merupakan kelas dengan jumlah paling sedikit, yaitu 227 data (5,39%). Hasil ini menunjukkan bahwa mayoritas data yang dianalisis memiliki kecenderungan sentimen positif.



Gambar 2 Hasil SVM

4.5 Evaluasi Model

Berdasarkan hasil evaluasi model klasifikasi menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM), diperoleh nilai akurasi sebesar 84,22%. Hasil ini menunjukkan bahwa model SVM mampu mengklasifikasikan data sentimen dengan tingkat ketepatan yang cukup baik. Pada kelas positif, model menghasilkan nilai *precision* sebesar 0,92, *recall* sebesar 0,88, dan *F1-score* sebesar 0,90 dari total 676 data, yang mengindikasikan bahwa model sangat baik dalam mengidentifikasi sentimen positif.

Sementara itu, pada kelas negatif, diperoleh nilai *precision* sebesar 0,58, *recall* sebesar 0,70, dan *F1-score* sebesar 0,64 dari 167 data, yang menunjukkan bahwa performa model dalam mengenali sentimen negatif masih lebih rendah dibandingkan kelas positif. Nilai *macro average* sebesar 0,77 dan *weighted average* sebesar 0,85 pada *F1-score* menunjukkan bahwa model memiliki performa yang cukup stabil meskipun distribusi data antar kelas tidak seimbang.

SVM Accuracy: 0.8422301304863582

SVM Accuracy: 84.22%

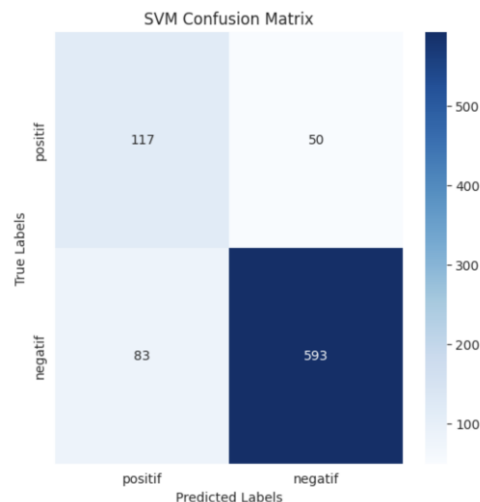
SVM Classification Report:

	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.58	0.70	0.64	167
Positif	0.92	0.88	0.90	676
accuracy			0.84	843
macro avg	0.75	0.79	0.77	843
weighted avg	0.86	0.84	0.85	843

Gambar 3 Accuracy

Untuk menilai kinerja kedua sistem klasifikasi secara lebih rinci, digunakan *Confusion Matrix* sebagai alat evaluasi yang menyajikan hasil klasifikasi secara detail.

Confusion Matrix menggambarkan proporsi prediksi yang benar dan salah untuk setiap kelas, sehingga memberikan gambaran yang lebih jelas mengenai performa model.



Gambar 4 *Confusion Matrix*

Berdasarkan *confusion matrix* pada gambar, diperoleh hasil klasifikasi sentimen positif dan negatif sebagai berikut:

- Sentimen Positif: Sebanyak 117 data dengan benar sebagai sentimen positif (*True Positive*). Namun, terdapat 50 data sentimen positif yang salah diklasifikasikan sebagai sentimen negatif (*False Negative*). Hal ini menunjukkan bahwa masih ada sebagian data positif yang gagal dikenali oleh model.
- Sentimen negatif: Sebanyak 593 data sentimen negatif berhasil diklasifikasikan dengan benar sebagai sentimen negatif (*True Negative*). Sementara itu, 83 data sentimen negatif salah diprediksi sebagai sentimen positif (*False Positive*). Kesalahan ini menunjukkan adanya kecenderungan model menganggap beberapa data negatif sebagai positif.
- Distribusi kesalahan klasifikasi: Kesalahan terbesar terjadi pada data sentimen negatif yang diprediksi sebagai positif (83 data), diikuti oleh sentimen positif yang diprediksi sebagai negatif (50 data). Hal ini menandakan bahwa model masih mengalami kesulitan dalam membedakan karakteristik tertentu antara kedua kelas.

- Pola yang diamati: Secara keseluruhan, algoritma Support Vector Machine (SVM) menunjukkan kinerja yang cukup baik, terutama dalam mengidentifikasi sentimen negatif dengan tingkat prediksi benar yang sangat tinggi. Namun, performa pada sentimen positif masih dapat ditingkatkan, mengingat jumlah kesalahan klasifikasi yang relatif lebih besar dibandingkan kelas negatif. Model cenderung lebih akurat pada kelas mayoritas dan sedikit bias terhadap sentimen negatif.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan yang telah dilakukan, dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut:

- Penelitian ini berhasil menerapkan metode analisis sentimen terhadap ulasan pengguna *game* TheoTown menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) dengan pendekatan pelabelan otomatis berbasis *lexicon-based*.
- Evaluasi performa model SVM menghasilkan nilai akurasi sebesar 84,22%, yang menunjukkan bahwa algoritma SVM cukup efektif dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna.
- Model SVM memiliki performa yang sangat baik dalam mengklasifikasikan sentimen positif, ditunjukkan oleh nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang tinggi, namun performanya pada sentimen negatif masih relatif lebih rendah.
- Kelebihan penelitian ini terletak pada penggunaan dataset ulasan pengguna dalam jumlah besar serta penerapan metode SVM yang terbukti mampu menangani data teks berdimensi tinggi.
- Keterbatasan penelitian ini adalah ketidakseimbangan distribusi data antar kelas sentimen serta keterbatasan metode *lexicon-based* dalam menangkap konteks dan makna kalimat secara mendalam.
- Pengembangan selanjutnya dapat dilakukan dengan menambahkan metode pelabelan manual atau *hybrid labeling*, menggunakan teknik ekstraksi fitur yang lebih kompleks, serta membandingkan performa SVM dengan algoritma *deep learning* seperti LSTM atau BERT untuk meningkatkan akurasi klasifikasi sentimen.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan rasa terima kasih kepada seluruh pihak yang telah memberikan dukungan, bantuan, dan kontribusi selama pelaksanaan penelitian ini. Penulis juga mengucapkan apresiasi kepada pihak-pihak yang telah membantu dalam proses pengumpulan data, pengolahan data, serta penyusunan penelitian, sehingga penelitian ini dapat diselesaikan dengan baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] C. Kumaresan and P. Thangaraju “Sentiment Analysis in Multiple Languages: A Review of Current Approaches and Challenges.” *REST Journal on Data Analytics and Artificial Intelligence*, vol. 2, No. 1, pp. 8-15, Mar. 2023, doi: 10.46632/jdaai/2/1/2
- [2] S. Ramadhani, D. Azzahra, and T. Z, “Comparison of K-Means and K-Medoids Algorithms in Text Mining based on Davies Bouldin Indeks Testing for Classification of Student’s Thesis.” *Digital Zone: Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 13, No. 1, pp. 24-33, May 2022.
- [3] S. A. Ishak, R. Din, dan U. A. Hasran, “Defining Digital Game-Based Learning for Science, Technology, Engineering, and Mathematics: A New Perspective on Design and Developmental Research,” *Journal of Medical Internet Research*, vol. 23, no. 2, p. e20537, 2021.
- [4] M. P. D. Griffiths, “The Role of Digital Games in Entertainment and Interaction,” *International Journal of Gaming and Computer-Mediated Simulations*, vol. 13, no. 1, pp. 1–12, 2021.
- [5] I. G. A. Putra dan E. Zuliarso, “Analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi digital menggunakan support vector machine,” *INTECOMS: Journal of Information Technology and Computer Science*, vol. 4, no. 2, hal. 260–268, 2021.
- [6] Y. Y. Zandroto dkk., “Sentiment analysis of mobile application reviews using support vector machine,” *Indonesian Journal of Artificial Intelligence and Data Mining*, vol. 4, no. 2, hal. 87–96, 2022.
- [7] A. Supian, R. Nugraha, dan D. Pratama, “Penerapan support vector machine pada analisis sentimen ulasan aplikasi berbasis Android,” *Jurnal Ilmiah Komputasi*, vol. 22, no. 1, hal. 45–54, 2023.
- [8] S. Ratnaswari, N. C. Wibowo, dan D. S. Y. Kartika, “Analisis Sentimen Menggunakan Metode Lexicon-Based dan Support Vector Machine pada Presiden dan Wakil Presiden Indonesia Periode 2024–2029,” *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 13, no. 1, pp. 362–368, Jan. 2025.
- [9] E. Damayanti, A. V. Vitianingsih, S. Kacung, H. Suhartoyo, dan A. L. Maukar, “Sentiment Analysis of Alifgift Application User Reviews Using Long Short-Term Memory (LSTM) and Support Vector Machine (SVM) Methods,” *Decode: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi*, vol. 4, no. 2, hlm. 509–521, Jun. 2024.
- [10] A. Casini, D. Chelazzi, dan P. Baglioni, “Advanced methodologies for the cleaning of works of art,” *Science Press*, Aug. 2023.
- [11] R. Fatmasari, N. Purnomo, S. A. Putra, W. Gata, dan N. K. Wardhani, “Pengujian Pelabelan Otomatis Dataset Kualitas Pembelajaran Daring Universitas Terbuka di Forum dan YouTube,” *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, vol. 9, no. 3, hlm. 1714–1724, Sep. 2024.
- [12] K. Kiazad, S. L. D. Restubog, P. W. Hom, A. Capezio, B. Holtom, dan T. Lee, “STEMming the tide: New perspectives on careers and turnover,” *Journal of Organizational Behavior*, vol. 45, no. 3, hlm. 335–343, Mar. 2024.
- [13] D. Alfian, “Pengembangan Sistem Ringkasan Otomatis pada Artikel Medium Menggunakan Algoritma T5,” *Tugas Akhir, Program Studi Teknik Informatika, Universitas Islam Sultan Agung, Semarang*, 2024.
- [14] V. Fitriyana, L. Hakim, D. C. R. Novitasari, dan A. H. Asyhar, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Jamsostek Mobile Menggunakan Metode Support Vector Machine,” *Jurnal Buana Informatika*, vol. 14, no. 1, 2025.
- [15] Y. Abdullah Wahid, S. Sanatng, dan D. D. Andayani, “Performance Comparison of SVM and Naïve Bayes For Indonesian-Language Sentiment Analysis On Free Fire Reviews Using TF-IDF And SMOTE,” *Journal of Embedded Systems, Security and Intelligent Systems*, vol. 6, no. 4, 2025.