

Penerapan Support Vector Machine dalam Analisis Sentimen Ulasan Pluang di Google Play Store

Implementation of Support Vector Machine for Sentiment Analysis of Pluang Reviews on Google Play Store

Ramzil Huda^{*1}, Fitri Permata Sari², Wira Auriga³

^{1,2,3} Informatika, Sekolah Tinggi Teknologi Payakumbuh, Sumatera Barat Indonesia

*Penulis Korespondensi

Email: ramzilhuda1986@gmail.com

Abstrak. Kemajuan teknologi digital saat ini telah mendorong munculnya berbagai aplikasi *mobile* yang memberikan kemudahan bagi masyarakat Indonesia dalam berbagai aspek kehidupan, salah satunya adalah aplikasi *Pluang*. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi *Pluang* dengan mengklasifikasikan ulasan tersebut menjadi dua kategori, yaitu positif dan negatif, melalui analisis sentimen menggunakan metode *Support Vector Machine (SVM)*. Pendekatan kernel linear digunakan untuk mengevaluasi akurasi model dalam mengklasifikasikan ulasan aplikasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model SVM berhasil mengklasifikasikan sentimen ulasan dengan akurasi sebesar 84,74%, dengan *precision* dan *recall* untuk sentimen positif masing-masing 0,88, serta *precision* dan *recall* untuk sentimen negatif sebesar 0,78 dan 0,79. Selain itu, ulasan terbanyak berasal dari kategori positif dengan jumlah 1.071 ulasan.

Kata kunci: Aplikasi *Pluang*, Analisis Ulasan, *Preprocessing*, Sentimen, *Support Vector Machine*

Abstract. The rapid advancement of digital technology has led to the emergence of various mobile applications that provide convenience to the people of Indonesia in various aspects of life, one of which is the *Pluang* application. This study aims to analyze the sentiment of user reviews for the *Pluang* application by classifying them into two categories: positive and negative, through sentiment analysis using the *Support Vector Machine (SVM)* method. A linear kernel approach was used to evaluate the model's accuracy in classifying the application's reviews. The results show that the SVM model successfully classified the sentiment of the reviews with an accuracy of 84.74%, with *precision* and *recall* for positive sentiment being 0.88, and *precision* and *recall* for negative sentiment being 0.78 and 0.79, respectively. Additionally, the most frequent reviews were from the positive category, with 1,071 reviews.

Keywords: *Pluang* Application, Sentiment Analysis, *Preprocessing*, Sentiment, *Support Vector Machine*.

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi digital dan penetrasi internet mempercepat pertumbuhan industri aplikasi *mobile*, termasuk *Pluang* sebagai platform investasi populer di Indonesia. Peningkatan teknologi informasi dan komunikasi berdampak positif pada pertumbuhan ekonomi di berbagai provinsi, mendukung perkembangan ekosistem digital dan aplikasi *mobile* investasi. (Vikia, 2023). Ulasan pengguna di *Google Play Store* menjadi sumber penting untuk memahami persepsi dan pengalaman pengguna, yang dapat dianalisis secara otomatis melalui teknik analisis sentimen

(Burhan et al., 2024). Metode berbasis bahasa Indonesia seperti *IndoBERT* telah meningkatkan akurasi analisis ulasan aplikasi lokal (Ashari et al., 2023), sementara data mining ulasan membantu mengidentifikasi dimensi kualitas layanan penting bagi pengembang (Aris et al., 2024). Pendekatan *machine learning* dan *deep learning* seperti *CNN*, *LSTM*, serta metode *ensemble* menunjukkan efektivitas tinggi dalam klasifikasi sentimen aplikasi digital di Indonesia (Fattahila et al., 2021).

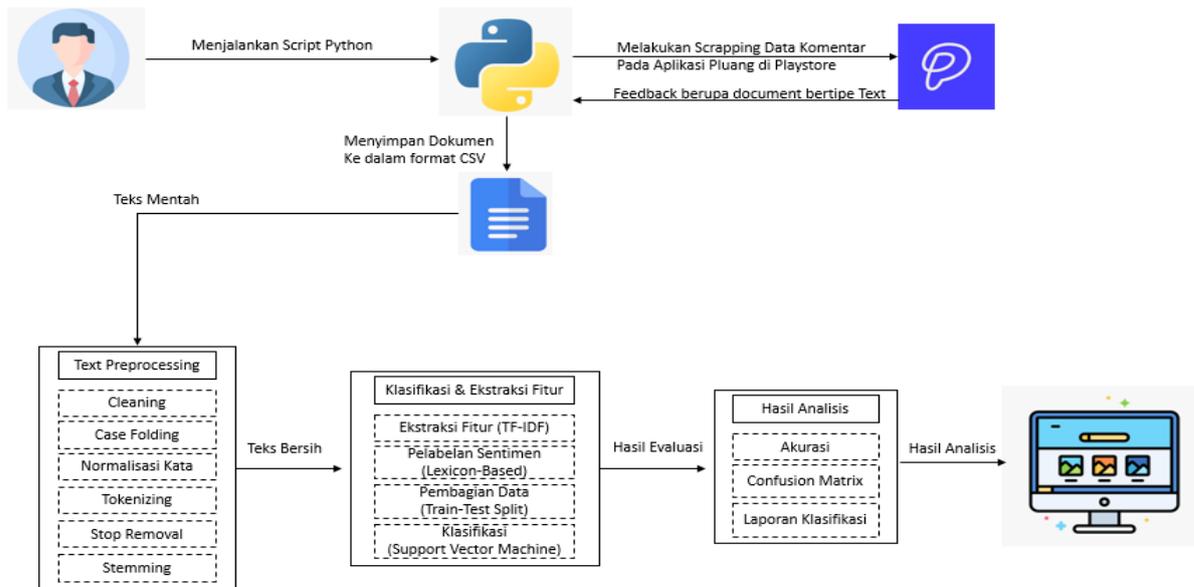
Berbagai penelitian sebelumnya telah mengkaji analisis sentimen ulasan aplikasi menggunakan metode *machine learning*, termasuk *Support Vector Machine* (SVM) yang terbukti efektif untuk klasifikasi data teks (Fitriyana et al., 2023). Dana, dompet digital populer, menghadapi masalah transfer dan komunikasi pengguna. Analisis sentimen 1000 ulasan menggunakan *TF-IDF* dan *SVM* dengan data latih 80%:20% mencapai akurasi 96,67%, efektif mengklasifikasikan sentimen pengguna (Toresa et al., 2024).

Penelitian ini bertujuan menerapkan metode *Support Vector Machine* dalam analisis sentimen ulasan *Pluang* serta mengevaluasi akurasi model klasifikasi yang dihasilkan. Analisis ini penting karena dapat membantu pengembang memahami opini pengguna secara otomatis dan efisien, mengingat volume ulasan yang besar (Ilham Fannani et al., 2023). Penelitian ini dibatasi hanya pada ulasan di *Google Play Store* dan tidak membahas aspek teknis pengembangan aplikasi *Pluang*.

Hasil penelitian diharapkan memberikan manfaat signifikan bagi pengembang aplikasi *Pluang* dalam evaluasi dan peningkatan kualitas aplikasi secara berkelanjutan. Dengan analisis sentimen, pengembang dapat memahami persepsi dan kebutuhan pengguna berdasarkan ulasan, sehingga pengembangan aplikasi menjadi lebih responsif dan tepat sasaran (Sujana, 2024). Selain itu, analisis sentimen juga berfungsi sebagai referensi penting bagi peneliti dalam menerapkan metode klasifikasi seperti *Support Vector Machine* untuk mengkaji opini pengguna aplikasi digital (Ullah et al., 2023). Bagi pengguna, hasil penelitian ini memberikan informasi tambahan yang menggambarkan persepsi umum terhadap aplikasi, yang dapat menjadi bahan pertimbangan sebelum menggunakan aplikasi tersebut (Aljumah et al., 2021). Dengan demikian, penelitian ini berkontribusi pada pengembangan aplikasi digital yang lebih adaptif terhadap kebutuhan dan harapan pengguna, sekaligus mendukung peningkatan kualitas layanan di era digital.

2. Metode

Penelitian ini adalah penelitian kuantitatif dengan pendekatan eksperimen yang bertujuan mengaplikasikan metode SVM dalam analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi *Pluang* di *Google Play Store*. Fokus penelitian ini adalah mengklasifikasikan ulasan menjadi dua kategori sentimen: positif dan negatif. Data yang digunakan adalah 2.000 ulasan pengguna yang diambil dari *Google Play Store* pada periode 04 Februari 2025 hingga 02 Juni 2025, menggunakan teknik *web scraping* atau *Application Programming Interface*. Ulasan yang tidak relevan, kosong, *spam*, atau duplikat dibersihkan melalui proses pembersihan data. Tahapan pengumpulan data hingga evaluasi model dijelaskan dalam Gambar 1.



Gambar 1. Diagram alur proses penelitian

2.1 Scraping

Tahap pertama dalam penelitian ini adalah *scraping* data, yaitu proses pengumpulan ulasan dari *Google Play Store* menggunakan teknik *web scraping*. Data yang diperoleh, termasuk ulasan dan rating aplikasi *Pluang*, disimpan dalam format *CSV*. Selanjutnya, data yang terkumpul akan diproses untuk mengekstrak informasi yang akan digunakan dalam analisis sentimen.

2.2 Processing Data

Tahap *pre-processing* data adalah langkah penting untuk mempersiapkan ulasan sebelum dianalisis. Proses pertama adalah *cleaning*, yaitu menghapus data yang tidak relevan atau memiliki format tidak sesuai, seperti ulasan kosong atau karakter yang tidak terpakai. (Rahman et al., 2019). Setelah itu, dilakukan *case folding*, yang bertujuan untuk menormalkan huruf menjadi huruf kecil guna menjaga konsistensi dalam analisis teks (Rufaida et al., 2023). Selanjutnya, normalisasi kata dilakukan untuk mengubah kata-kata yang memiliki variasi ejaan menjadi bentuk yang konsisten, sehingga analisis dapat dilakukan dengan lebih akurat.

Tokenizing adalah proses memecah teks menjadi unit-unit kecil seperti kata atau *token*, yang memudahkan identifikasi elemen-elemen dalam teks (Pusean et al., 2023). Tahap selanjutnya adalah *stopword removal*, yang menghapus kata-kata umum seperti "dan", "atau", "yang", untuk meningkatkan akurasi analisis sentimen, terutama dalam pengolahan data media sosial. (Chanda & Pal, 2023). Proses terakhir dalam *pre-processing* adalah *stemming*, yang mengubah kata ke bentuk dasarnya, contohnya "berinvestasi" menjadi "investasi", untuk mengurangi variasi kata yang tidak relevan dalam analisis (Pusean et al., 2023).

2.3 Perlabelan Data

Pada tahap pelabelan data, digunakan metode *Lexicon-Based* untuk mengklasifikasikan sentimen dari ulasan yang terkumpul. Dalam pendekatan ini, setiap kata atau frasa dalam teks ulasan dianalisis berdasarkan suatu kamus atau *leksikon* yang memuat daftar kata-kata dengan nilai sentimen yang sudah ditentukan sebelumnya, baik positif maupun negatif (Saputra et al., 2020). Proses ini mengidentifikasi sentimen positif atau negatif berdasarkan kata-kata yang muncul,

seperti "bagus" untuk positif dan "buruk" untuk negatif. Teknik *Lexicon-Based* digunakan karena efisien tanpa pelatihan model kompleks. (Mustofa & Prasetyo, 2021).

2.4 Pemisahan Data (Splitting Dataset)

Setelah *preprocessing*, data dibagi menjadi data training untuk melatih model dan data testing untuk menguji performanya. Pembagian ini mencegah *overfitting*, memastikan model dapat menggeneralisasi hasil pada data baru yang belum dipelajari. (Sivakumar et al., 2024). Umumnya, pembagian dilakukan dengan perbandingan 80% untuk data training dan 20% untuk data testing (Haque et al., 2024). Pembagian data yang tepat sangat penting untuk memastikan bahwa model dapat menghindari bias dan menghasilkan generalisasi yang lebih baik pada data yang belum dilihat.

2.5 Penerapan *Support Vector Machine* (SVM)

Penerapan SVM mengklasifikasikan sentimen ulasan aplikasi *Pluang* menjadi dua kategori: positif dan negatif. SVM dipilih karena kemampuannya membangun model klasifikasi efektif untuk data berdimensi tinggi, seperti teks, dalam analisis sentimen (Irawanto et al., 2023). Proses ini dilakukan dengan menggunakan metode *Lexicon-Based*, di mana setiap kata dalam ulasan akan dipetakan ke kategori sentimen yang sesuai berdasarkan *leksikon* yang telah ditentukan (Daulay et al., 2023).

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Hasil Penelitian

Hasil Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan 2.000 ulasan relevan yang dikumpulkan melalui web *scraping* dari *Google Play Store* antara 04 Februari 2025 hingga 02 Juni 2025 pada Tabel 1. Data mencakup teks ulasan dan skor rating untuk menganalisis persepsi pengguna terhadap aplikasi *Pluang* setelah pembaruan fitur.

Tabel 1. Hasil *Scraping*

No	Username	Rating	Review Text	Date
1	Ahmad Fadhil	5	kerenn	02/06/2025 13:28
2	ZEND Nias	5	Pengalaman saya dalam menggunakan aplikasi <i>Pluang</i> dalam pembelian saham maupun crypto sangat membantu, dan mudah di pahami. cocok untuk saya yang baru terjun dalam dunia crypto dan saham	02/06/2025 13:21
3	Nor Rahmad	3	opsi trading futures di peluang apa sudah di sediakan	02/06/2025 12:35
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
1999	Kikis Dwinta	5	semoga lancar jaya	04/02/2025 03:37
2000	Turisno Berkah	5	ðŸˆ•	04/02/2025 01:11

Setelah *scraping* data dan penghapusan duplikat, dataset berkurang menjadi 1.627 ulasan, seperti pada Tabel 2. Proses ini memastikan hanya entri pertama yang dipertahankan dan semua kolom memiliki nilai *non-null*, siap untuk analisis lebih lanjut tanpa data redundan.

Tabel 2. Ringkasan Data Setelah Penghapusan Duplikat

No	Username	Rating	Review Text	Date
1	Ahmad Fadhil	5	kerenn	02/06/2025 13:28
2	ZEND Nias	5	Pengalaman saya dalam menggunakan aplikasi <i>Pluang</i> dalam pembelian saham maupun kripto sangat membantu, dan mudah di pahami. cocok untuk saya yang baru terjun dalam dunia kripto dan saham	02/06/2025 13:21
3	Nor Rahmad	3	opsi trading futures di peluang apa sudah di sediakan	02/06/2025 12:35
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
1997	Husny Alqirom	5	masih belum ngerti main nya	04/02/2025 03:56:35
1998	Kikis Dwinta	5	semoga lancar jaya	04/02/2025 03:37

Hasil PreProcessing

Setelah pengumpulan data, tahap *pre-processing* dimulai dengan *cleaning* untuk menghapus data tidak relevan, diikuti *case folding*, normalisasi kata, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming*. Hasil *cleaning* menunjukkan data yang telah dibersihkan, seperti yang ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil *Cleaning*

Sebelum	Sesudah
kerenn	kerenn
Pengalaman saya dalam menggunakan aplikasi <i>Pluang</i> dalam pembelian saham maupun kripto sangat membantu, dan mudah di pahami. cocok untuk saya yang baru terjun dalam dunia kripto dan saham	Pengalaman saya dalam menggunakan aplikasi <i>Pluang</i> dalam pembelian saham maupun kripto sangat membantu dan mudah di pahami cocok untuk saya yang baru terjun dalam dunia kripto dan saham
opsi trading futures di peluang apa sudah di sediakan	opsi trading futures di peluang apa sudah di sediakan
masih belum ngerti main nya	masih belum ngerti main nya
semoga lancar jaya	semoga lancar jaya

Hasil dari tahap *case folding* menunjukkan perubahan kalimat atau kata menjadi huruf kecil (*lowercase*), yang dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil *Case folding*

Sebelum	Sesudah
kerenn	kerenn
Pengalaman saya dalam menggunakan aplikasi <i>Pluang</i> dalam pembelian saham maupun crypto sangat membantu, dan mudah di pahami. cocok untuk saya yang baru terjun dalam dunia crypto dan saham	pengalaman saya dalam menggunakan aplikasi <i>Pluang</i> dalam pembelian saham maupun crypto sangat membantu dan mudah di pahami cocok untuk saya yang baru terjun dalam dunia crypto dan saham
opsi trading futures di peluang apa sudah di sediakan	opsi trading futures di peluang apa sudah di sediakan
masih belum ngerti main nya	masih belum ngerti main nya
semoga lancar jaya	semoga lancar jaya

Proses normalisasi data mengganti kata tidak baku dengan bentuk baku menggunakan kamus, sementara kata baku tetap dipertahankan. Teks yang telah dinormalisasi menjadi lebih konsisten dan siap untuk analisis lebih lanjut, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Normalisasi Data

Sebelum	Sesudah
kerenn	keren
Pengalaman saya dalam menggunakan aplikasi <i>Pluang</i> dalam pembelian saham maupun crypto sangat membantu, dan mudah di pahami. cocok untuk saya yang baru terjun dalam dunia crypto dan saham	pengalaman saya dalam menggunakan aplikasi <i>Pluang</i> dalam pembelian saham maupun crypto sangat membantu dan mudah di pahami cocok untuk saya yang baru terjun dalam dunia crypto dan saham
opsi trading futures di peluang apa sudah di sediakan	opsi trading futures di peluang apa sudah di sediakan
masih belum ngerti main nya	masih belum mengerti main ya
semoga lancar jaya	semoga lancar jaya

Tabel 5 menggambarkan hasil dari proses *tokenizing*, di mana teks ulasan yang awalnya berupa kalimat utuh dipecah menjadi kata-kata atau *token* yang lebih kecil. Proses ini bertujuan untuk mempermudah analisis lanjutan, seperti analisis sentimen, dengan memungkinkan setiap kata dianalisis secara terpisah.

Tabel 5. Hasil *Tokenizing*

Sebelum	Sesudah
kerenn	['keren']
Pengalaman saya dalam menggunakan aplikasi <i>Pluang</i> dalam pembelian saham maupun crypto sangat membantu, dan mudah di pahami. cocok untuk saya yang baru terjun dalam dunia crypto dan saham	['pengalaman', 'saya', 'dalam', 'menggunakan', 'aplikasi', ' <i>Pluang</i> ', 'dalam', 'pembelian', 'saham', 'maupun', 'crypto', 'sangat', 'membantu', 'dan', 'mudah', 'di', 'pahami', 'cocok', 'untuk', 'saya', 'yang', 'baru', 'terjun', 'dalam', 'dunia', 'crypto', 'dan', 'saham']
opsi trading futures di peluang apa sudah di sediakan	['opsi', 'trading', 'futures', 'di', 'peluang', 'apa', 'sudah', 'di', 'sediakan']
masih belum ngerti main nya	['masih', 'belum', 'mengerti', 'main', 'ya']
semoga lancar jaya	['semoga', 'lancar', 'jaya']

Stop words adalah kata-kata umum seperti "dan", "atau", "yang", yang tidak memberikan kontribusi signifikan dalam analisis sentimen dan sering dihapus selama proses pembersihan data. Hasil penghapusan *stop words* ini dapat dilihat pada Tabel 6, yang menunjukkan teks setelah kata-kata tersebut dihapus.

Tabel 6. Hasil *Stop words*

Sebelum	Sesudah
kerenn	['keren']
Pengalaman saya dalam menggunakan aplikasi <i>Pluang</i> dalam pembelian saham maupun crypto sangat membantu, dan mudah di pahami. cocok untuk saya yang baru terjun dalam dunia crypto dan saham	['pengalaman', 'aplikasi', ' <i>Pluang</i> ', 'pembelian', 'saham', 'crypto', 'membantu', 'mudah', 'pahami', 'cocok', 'terjun', 'dunia', 'crypto', 'saham']
opsi trading futures di peluang apa sudah di sediakan	['opsi', 'trading', 'futures', 'peluang', 'sediakan']
masih belum ngerti main nya	['mengerti', 'main', 'ya']
semoga lancar jaya	['semoga', 'lancar', 'jaya']

Stemming adalah proses mengubah kata-kata ke bentuk dasarnya, seperti mengubah "berinvestasi" menjadi "investasi," untuk mengurangi variasi kata. Hasil *stemming* ini dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil Steming Data

Sebelum	Sesudah
kerenn	keren
Pengalaman saya dalam menggunakan aplikasi <i>Pluang</i> dalam pembelian saham maupun crypto sangat membantu, dan mudah di pahami. cocok untuk saya yang baru terjun dalam dunia crypto dan saham	alam aplikasi <i>Pluang</i> beli saham crypto bantu mudah paham cocok terjun dunia crypto saham
opsi trading futures di peluang apa sudah di sediakan	opsi trading futures peluang sedia
masih belum ngerti main nya	erti main ya
semoga lancar jaya	moga lancar jaya

Pada kolom *stemming* data, terdapat 1.603 entri non-null, yang menunjukkan pengurangan data setelah tahap *stemming*. Hal ini terlihat pada Gambar 2, yang memperlihatkan jumlah entri yang lebih sedikit.

```

data.info(10)

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 1627 entries, 0 to 1626
Data columns (total 10 columns):
#   Column          Non-Null Count  Dtype
---  -
0   Date             1627 non-null   object
1   Username         1627 non-null   object
2   Rating           1627 non-null   int64
3   Review Text     1627 non-null   object
4   cleaning         1617 non-null   object
5   case_folding    1617 non-null   object
6   normalisasi     1616 non-null   object
7   tokenize        1627 non-null   object
8   stopword_removal 1627 non-null   object
9   stemming_data   1603 non-null   object
dtypes: int64(1), object(9)
memory usage: 127.2+ KB
    
```

Gambar 2. Ringkasan Data Sebelum Proses Stemming

Untuk mengatasi masalah data kosong, perintah `df = data.dropna()` digunakan untuk menghapus baris dengan nilai kosong (*NaN*) pada dataframe, seperti yang terlihat pada Gambar 3, memastikan hanya data lengkap yang digunakan untuk analisis.

```

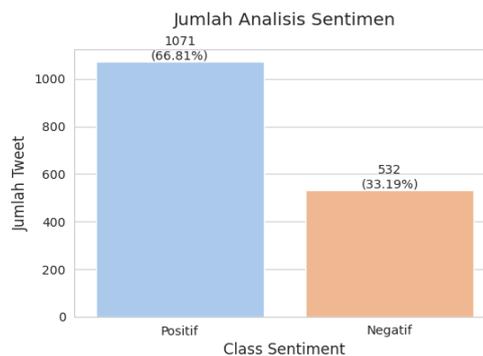
df = data.dropna()
df.info(10)

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
Index: 1603 entries, 0 to 1626
Data columns (total 10 columns):
#   Column                Non-Null Count  Dtype
---  ---                ---
0   Date                   1603 non-null   object
1   Username               1603 non-null   object
2   Rating                 1603 non-null   int64
3   Review Text           1603 non-null   object
4   cleaning               1603 non-null   object
5   case_folding           1603 non-null   object
6   normalisasi           1603 non-null   object
7   tokenize               1603 non-null   object
8   stopword_removal      1603 non-null   object
9   stemming_data         1603 non-null   object
dtypes: int64(1), object(9)
memory usage: 137.8+ KB
    
```

Gambar 3. Proses Penghapusan Data Kosong

Hasil Pelabelan Data

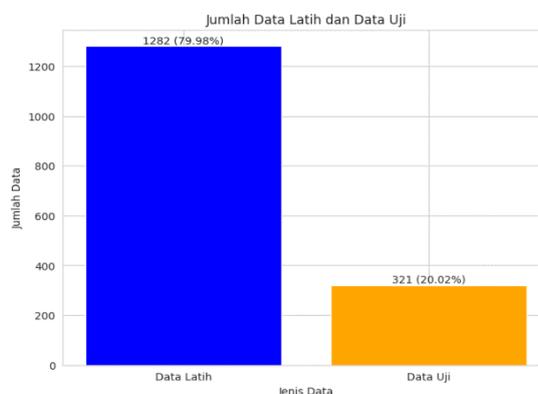
Setelah proses *preprocessing*, dilakukan pelabelan menggunakan metode *Lexicon-Based*, yang menunjukkan bahwa 1071 (66.81 %) ulasan diklasifikasikan sebagai positif dan 532 (33.19%) sebagai negatif. Hasil ini dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Hasil Pelabelan Data

Spiling Data Set

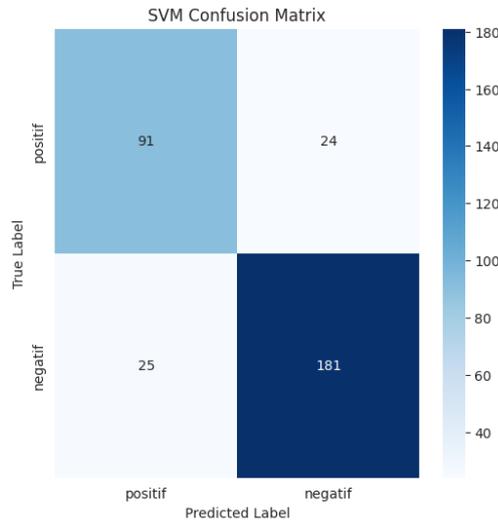
Pada tahap *splitting*, dataset dibagi menjadi 1.282 data latih (79,98%) dan 321 data uji (20,02%), seperti yang ditunjukkan pada Gambar 5. Pembagian ini untuk melatih dan menguji akurasi model dengan data uji yang belum dipelajari sebelumnya..



Gambar 4. Jumlah Data Latih dan Data Uji

Hasil Klasifikasi SVM

Hasil klasifikasi sentimen menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) menunjukkan akurasi 84,74% dalam membedakan sentimen positif dan negatif. Gambar 5 menampilkan SVM *Confusion Matrix*, yang menunjukkan beberapa kesalahan klasifikasi, seperti 91 ulasan positif salah dikategorikan negatif dan 25 ulasan negatif salah dikategorikan positif..



Gambar 5. *Confusion Matrix SVM*

Model ini mencapai SVM *Accuracy* 84,74%, dengan *precision* dan *recall* sentimen positif masing-masing 0,88, serta negatif 0,78 dan 0,79. F1-score untuk positif adalah 0,88 dan negatif 0,79. Secara keseluruhan, model ini memiliki *accuracy* 0,85 dan nilai rata-rata *macro* dan *weighted average* 0,83 dan 0,85, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 6.

```

SVM Accuracy: 0.8473520249221184
SVM Accuracy: 84.74%
SVM Classification Report:
      precision    recall  f1-score   support

 Negatif      0.78      0.79      0.79      115
 Positif      0.88      0.88      0.88      206

 accuracy          0.85      321
 macro avg      0.83      0.83      0.83      321
 weighted avg    0.85      0.85      0.85      321
    
```

Gambar 6. Hasil Akurasi SVM

Selanjutnya, Gambar 7 dan Gambar 8 menampilkan visualisasi *WordCloud* untuk sentimen negatif dan positif. Dari visualisasi ini, dapat dilihat bahwa kata-kata yang dominan dalam ulasan negatif termasuk "ribet", "mahal", dan "susah", sementara kata-kata dalam ulasan positif lebih banyak mencakup "bagus", "mudah", dan "mantap".



Gambar 7. Word Cloud Negatif



Gambar 8. Word Cloud Positif

Gambar 9 menunjukkan distribusi rating pengguna, di mana rating 5 bintang mendominasi dengan 954 ulasan. Hal ini sejalan dengan dominasi sentimen positif dalam analisis, yang menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna memiliki pengalaman positif dengan aplikasi.



Gambar 9. Frekuensi Nilai Rating

Secara keseluruhan, hasil klasifikasi SVM menunjukkan bahwa model ini berhasil membedakan sentimen ulasan pengguna dengan baik, meskipun masih ada ruang untuk perbaikan dalam mengurangi kesalahan klasifikasi.

3.2 Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode SVM mampu mengklasifikasikan sentimen pengguna aplikasi Pluang dengan tingkat akurasi tinggi, yaitu 84,74%. Hal ini menunjukkan bahwa pendekatan ini efektif untuk menganalisis ulasan teks dalam bahasa Indonesia. Precision dan recall yang tinggi pada kategori positif (masing-masing 0,88) menandakan bahwa model sangat baik dalam mengenali ulasan positif, meskipun sedikit lebih rendah pada kategori negatif.

Dominasi ulasan positif (66,81%) juga diperkuat dengan hasil *WordCloud* yang menunjukkan kata-kata bermakna positif seperti "mudah", "bagus", dan "mantap". Hal ini mencerminkan bahwa pengguna merasa puas dengan kemudahan penggunaan dan fitur yang ditawarkan oleh aplikasi Pluang. Sebaliknya, ulasan negatif menyoroti aspek yang perlu diperbaiki seperti kerumitan, biaya tinggi, dan kesulitan akses.

Temuan penelitian ini memiliki signifikansi strategis yang tinggi bagi pengembang aplikasi Pluang. Peluang dari sentimen positif bahwa fitur-fitur inti aplikasi Pluang sudah berjalan dengan baik dan diterima oleh mayoritas pengguna. Aspek kemudahan penggunaan dan kecepatan adalah kekuatan utama yang harus dipertahankan dan terus dioptimalkan. Temuan ini juga dapat dimanfaatkan sebagai materi promosi untuk meyakinkan calon pengguna baru bahwa Pluang adalah aplikasi investasi yang andal dan ramah pengguna. Sedangkan dari segi sentimen negatif meskipun jumlahnya lebih sedikit, ulasan negatif adalah sumber informasi yang sangat berharga untuk perbaikan.

Pengalaman Pengguna (*User Experience*) Munculnya kata "susah" dan "ribet" mengindikasikan bahwa alur kerja beberapa fitur mungkin masih membingungkan bagi sebagian pengguna. Ini membuka peluang bagi pengembang untuk menyederhanakan antarmuka, memperbaiki alur orientasi pengguna baru, atau menyediakan panduan yang lebih jelas. Ada juga Keluhan terkait "topup", "akun", dan "verifikasi" menunjuk langsung pada area teknis yang perlu dievaluasi. Pengembang dapat menyelidiki lebih lanjut apakah terdapat kendala pada proses pengisian saldo (termasuk integrasi dengan *e-wallet* seperti DANA), masalah pada manajemen akun, atau lamanya proses verifikasi. Mengatasi masalah ini secara langsung dapat secara signifikan mengurangi frustrasi pengguna dan menurunkan jumlah ulasan negatif. Kemudian biaya kata "mahal" menunjukkan adanya persepsi terkait biaya transaksi atau layanan. Pluang dapat mempertimbangkan untuk meninjau kembali struktur biaya atau memberikan transparansi yang lebih baik mengenai komponen biaya kepada pengguna.

Secara keseluruhan, penelitian ini tidak hanya mengukur sentimen publik tetapi juga menyediakan peta jalan berbasis data bagi Pluang. Dengan memanfaatkan wawasan dari sentimen positif untuk memperkuat citra merek dan menggunakan kritik dari sentimen negatif untuk melakukan perbaikan yang terarah, Pluang dapat meningkatkan kepuasan dan loyalitas pengguna secara berkelanjutan.

4. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil menerapkan metode *Support Vector Machine* (SVM) untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi *Pluang*, dengan SVM *Accuracy* mencapai 84,74%. Model ini menunjukkan kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif, terutama pada sentimen positif dengan *precision* dan *recall* 0,88. Meskipun terdapat kesalahan klasifikasi pada sentimen negatif, hasil ini menunjukkan bahwa SVM efektif untuk analisis sentimen dalam aplikasi digital.

Berdasarkan temuan ini, disarankan agar pengembang aplikasi *Pluang* menggunakan analisis sentimen untuk meningkatkan respons terhadap masukan pengguna dan memperbaiki pengalaman mereka. Selain itu, meningkatkan akurasi model dengan memperbaiki pelabelan data dan optimasi parameter SVM atau menggunakan metode lain seperti ensemble learning akan sangat membantu. Penelitian selanjutnya juga dapat memperluas analisis dengan mempertimbangkan faktor-faktor lain yang mempengaruhi pengalaman pengguna.

Daftar Pustaka

- Aljumah, A., Altuwijri, A., Alsuhaibani, T., Selmi, A., & Alruhaily, N. (2021). Identification of Fraud Apps Using Sentiment Analysis Techniques. *International Journal of Interactive Mobile Technologies (IJIM)*, 15(23), 178–185. <https://doi.org/10.3991/ijim.v15i23.27361>
- Aris, V., Ashdaq, M., & Taufik, M. (2024). Data Mining and Social Media Analysis to Identify Key Dimension of Service Quality for BTN Mobile App in Indonesia. *Jurnal Ekonomi Dan Bisnis Digital*, 3(1), 143–154. <https://doi.org/10.55927/ministal.v3i1.7565>
- Ashari, S. A., Saputra, M. W. A., Larosa, E., & Rijal, B. S. (2023). Analisis Sentimen pada Aplikasi Translate Google Menggunakan Metode SVM (Studi Kasus: Komentar Pada Playstore). *Jurnal Teknik*, 21(2), 168–182. <https://doi.org/10.37031/jt.v21i2.412>
- Burhan, M. I., Ali, A. N., Auliyah, A. I., & Hading, M. (2024). Sentiment Analysis of Bapenda South Sulawesi Mobile Application on Google Play Store Using Support Vector Machine. *Journal of Mathematics and Applied Statistics*, 2(2), 89–96. <https://doi.org/10.35914/mathstat.v2i2.244>
- Chanda, S., & Pal, S. (2023). The Effect of Stopword Removal on Information Retrieval for Code-Mixed Data Obtained Via Social Media. *SN Computer Science*, 4(5), 494. <https://doi.org/10.1007/s42979-023-01942-7>
- Daulay, N. A., Rifqi Ramadhan, & Lya Hulliyatus Suadaa. (2023). Sentiment Classification of Community towards COVID-19 Issues on Twitter (Case Study: Indonesia, March-May 2020). *Proceedings of The International Conference on Data Science and Official Statistics*, 2023(1), 201–217. <https://doi.org/10.34123/icdsos.v2023i1.360>
- Fattahila, A. A., Irfan Amorokhman, F., Auditama, K. M., Ahmad Wijaya, K., & Romadhony, A. (2021). Indonesian Digital Wallet Sentiment Analysis Using CNN And LSTM Method. *2021 International Conference on Artificial Intelligence and Big Data Analytics*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICAIBDA53487.2021.9689712>
- Fitriyana, V., Lutfi Hakim, Dian Candra Rini Novitasari, & Ahmad Hanif Asyhar. (2023). Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Jamsostek Mobile Menggunakan Metode Support Vector Machine. *Jurnal Buana Informatika*, 14(01), 40–49. <https://doi.org/10.24002/jbi.v14i01.6909>
- Haque, A., Raza, S., Ahmad, S., Hossain, A., Abdeljaber, H. A. M., Eljialy, A. E. M., Alanazi, S., & Nazeer, J. (2024). Implication of Different Data Split Ratio on the Performance of Model in Price Prediction of Used Vehicles Using Regression Analysis. *Data and Metadata*, 3, 425. <https://doi.org/10.56294/dm2024425>
- Ilham Fannani, Enggar Novianto, & Alfin Syarifuddin Syahab. (2023). User Analysis of Info BMKG Application in The Perspective of Human Computer Interaction Using Support

- Vector Machine Algorithm. *Inspiration: Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 13(1), 48–58. <https://doi.org/10.35585/inspir.v13i1.42>
- Irawanto, I., Widodo, C., Hasanah, A., Dharma Kusumah, P. A., Kusrini, K., & Kusnawi, K. (2023). Sentiment Analysis and Classification of Forest Fires in Indonesia. *ILKOM Jurnal Ilmiah*, 15(1), 175–185. <https://doi.org/10.33096/ilkom.v15i1.1337.175-185>
- Mustofa, R. L., & Prasetyo, B. (2021). Sentiment analysis using lexicon-based method with naive bayes classifier algorithm on #newnormal hashtag in twitter. *Journal of Physics: Conference Series*, 1918(4), 042155. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1918/4/042155>
- Pusean, N. V., Charibaldi, N., & Santosa, B. (2023). Comparison of Scenario Pre-processing Performance on Support Vector Machine and Naïve Bayes Algorithms for Sentiment Analysis. *Inform : Jurnal Ilmiah Bidang Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 8(1), 57–63. <https://doi.org/10.25139/inform.v8i1.5667>
- Rahman, T., Agustin, F. E. M., & Rozy, N. F. (2019). Normalization of Unstructured Indonesian Tweet Text For Presidential Candidates Sentiment Analysis. *2019 7th International Conference on Cyber and IT Service Management (CITSM)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/CITSM47753.2019.8965324>
- Rufaida, A., Permanasari, A., & Setiawan, N. (2023). Lexicon-Based Sentiment Analysis Using Inset Dictionary: A Systematic Literature Review. *Proceedings of the 5th International Conference on Applied Engineering, ICAE 2022, 5 October 2022, Batam, Indonesia*. Proceedings of the 5th International Conference on Applied Engineering, ICAE 2022, 5 October 2022, Batam, Indonesia, Batam, Indonesia. <https://doi.org/10.4108/eai.5-10-2022.2327474>
- Saputra, F. T., Wijaya, S. H., Nurhadryani, Y., & Defina. (2020). Lexicon Addition Effect on Lexicon-Based of Indonesian Sentiment Analysis on Twitter. *2020 International Conference on Informatics, Multimedia, Cyber and Information System (ICIMCIS)*, 136–141. <https://doi.org/10.1109/ICIMCIS51567.2020.9354269>
- Sivakumar, M., Parthasarathy, S., & Padmapriya, T. (2024). Trade-off between training and testing ratio in machine learning for medical image processing. *PeerJ Computer Science*, 10, e2245. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.2245>
- Sujana, Y. (2024). A Comparative Study of Machine Learning Models for Sentiment Analysis of Dana App Reviews. *IJIE (Indonesian Journal of Informatics Education)*, 7(2). <https://doi.org/10.20961/ijie.v7i2.93132>
- Toresa, D., Rico Francisco Sitorus, S., Muzdalifah, I., Wiza, F., & Syelly, R. (2024). Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Penggunaan Dompot Digital Dana Menggunakan Metode Klasifikasi Support Vector Machine. *Technologica*, 3(2), 64–74. <https://doi.org/10.55043/technologica.v3i2.163>
- Ullah, W., Zhang, Z., & Stefanidis, K. (2023). Sentiment Analysis of Mobile Apps Using BERT. In H. Fujita, Y. Wang, Y. Xiao, & A. Moonis (Eds.), *Advances and Trends in Artificial Intelligence. Theory and Applications* (Vol. 13926, pp. 66–78). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-36822-6_6
- Vikia, Y. M. (2023). The Solow-Swan theories: An empirical evidence in various Indonesian Provinces. *Optimum: Jurnal Ekonomi Dan Pembangunan*, 13(2), 155–174. <https://doi.org/10.12928/optimum.v13i2.8123>