



Analisis Sentimen Aplikasi Livin dengan Algoritma *Neural Network*, *Random Forest*, dan SVM

Muhammad Hafizul Ali¹, Juni Ismail²

¹Sistem Informasi, STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia

²Ilmu Komputer, Universitas Potensi Utama, Medan, Indonesia

E-Mail : ¹hafizul1712ali@gmail.com, ²juniismailll@gmail.com

Article Info

Article history:

Received Apr 29, 2025

Revised Mei 29, 2025

Accepted Jun 05, 2025

Kata Kunci:

Analisis Sentimen
Livin
Neural Network
Random Forest
Support Vector Machine

Keywords:

Sentiment Analysis
Livin
Neural Network
Random Forest
Support Vector Machine

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi sentimen pengguna terhadap aplikasi Livin by Mandiri berdasarkan ulasan yang tersedia di Google Play Store. Sebanyak 3.000 user *reviews* dikumpulkan melalui proses *scraping* dengan bantuan *library Python*, kemudian diproses melalui beberapa tahap *preprocessing* yang mencakup *cleaning*, normalisasi kata, *tokening*, *stopword removal*, dan *stemming*. Label sentimen positif, netral, atau negatif diberikan berdasarkan rating bintang yang tertera pada setiap ulasan. Setelah proses pelabelan, data dibagi menjadi *training* dan *testing* dengan perbandingan 80:20. Selanjutnya, tiga algoritma machine learning classification diterapkan, yaitu *Neural Network*, *Random Forest*, dan *Support Vector Machine* (SVM), untuk mengevaluasi performa masing-masing metode dalam mengklasifikasikan sentimen. Proses evaluasi dilakukan menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Penelitian ini membuktikan bahwa algoritma SVM memberikan performa terbaik dengan *accuracy* sebesar 84.9%, diikuti oleh *Neural Network* dengan 83.9%, dan *Random Forest* dengan 76.2%, yang menunjukkan efektivitas SVM dalam memproses data teks yang telah dilabeli secara numerik.

ABSTRACT

The aim of this study is to explore user sentiment toward the Livin by Mandiri mobile application by utilizing reviews sourced from the Google Play Store. A dataset consisting of 3,000 user reviews was obtained using Python-based web scraping tools, then processed through multiple text preprocessing stages, such as cleaning, normalization, tokenizing, removal of stopwords, and stemming. Each review was categorized into positive, neutral, or negative sentiment according to its star rating. Following the labeling process, the dataset was split into training and test sets using an 80:20 ratio. Three machine learning algorithms—Neural Network, Random Forest, and Support Vector Machine (SVM)—were implemented to evaluate their performance in sentiment classification tasks. Evaluation was carried out using standard metrics, namely accuracy, precision, recall, and f1-score. The experimental results revealed that SVM outperformed the other models with an accuracy of 84.9%, while Neural Network achieved 83.9%, and Random Forest recorded 76.2%, indicating that SVM is more effective in analyzing labeled user-generated text.

This is an open access article under the [CC BY-NC](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/) license.



Corresponding Author:

Muhammad Hafizul Ali,

Sistem Informasi, STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar

Jalan Jendral Sudirman Blok A, No. 1/2/3, Siantar Barat, Kota Pematangsiantar, Sumatera Utara, Indonesia

Email: hafizul1712ali@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Dalam beberapa tahun terakhir, perkembangan teknologi finansial di Indonesia mengalami pertumbuhan pesat, terutama dengan meningkatnya penggunaan layanan perbankan digital (W. Wahyudi et al., 2024). Aplikasi seperti *Livin by Mandiri* menjadi salah satu inovasi unggulan yang dikembangkan oleh Bank Mandiri untuk menjawab kebutuhan transaksi digital masyarakat *modern* (Ramadhanu, 2025). Aplikasi ini menunjukkan popularitas yang tinggi dengan dibuktikan bahwa telah di unduh lebih dari 10 juta unduhan di *Google Play Store* (Ramadanti & Setyowati, 2022). Banyaknya pengguna ini menghasilkan berbagai ulasan yang dapat mencerminkan tingkat kepuasan, keluhan, maupun ekspektasi pengguna terhadap kualitas layanan yang diberikan (Farros et al., 2024).

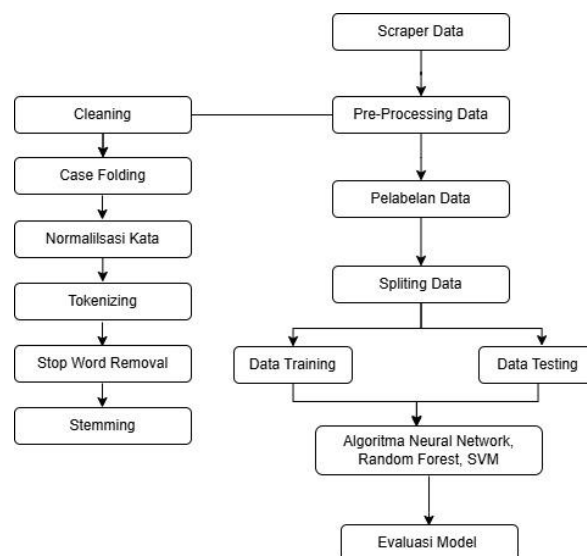
Untuk memahami persepsi publik terhadap aplikasi tersebut, pendekatan berbasis analisis sentimen menjadi sangat relevan (Ardiansyah et al., 2024). Teknik ini merupakan bagian dari pengolahan bahasa alami, bertujuan mengelompokkan pendapat para pengguna ke dalam 3 kategori kategori. Penelitian oleh (Pratama et al, 2021) membuktikan bahwa penggunaan metode *SVM* pada data sentimen aplikasi keuangan dengan preprocessing dasar seperti *stopword removal*, *tokenizing*, dan *case folding* mampu mencapai akurasi sebesar 88,3%. Selain itu, studi oleh (Lestari & Nugroho, 2023) membuktikan bahwa algoritma *Artificial Neural Network* (ANN) yang digabung dengan representasi kata menggunakan *Word Embedding* efektif untuk mengolah teks ulasan layanan publik, menghasilkan akurasi mencapai 91,2%.

Dalam konteks klasifikasi teks, pemilihan algoritma yang tepat sangat menentukan keberhasilan analisis. *Artificial Neural Network* (ANN) memiliki kemampuan memodelkan hubungan non-linier dan mengenali pola tersembunyi dalam data (Septiani Gumilar et al., 2024). Sementara itu, *Random Forest* menawarkan keunggulan dalam stabilitas klasifikasi melalui mekanisme *ensemble learning* yang menggabungkan banyak pohon keputusan, sehingga mengurangi risiko *overfitting* (Indrayanto et al., 2023). Di sisi lain, *SVM* dikenal memiliki performa tinggi dalam memisahkan kelas dengan margin optimal, bahkan pada data berdimensi tinggi. Kombinasi dan perbandingan ketiganya berpotensi memberikan hasil klasifikasi yang lebih andal dan akurat (Eskiyaturrofikoh & Suryono, 2024).

Untuk menjawab kebutuhan tersebut, penelitian ini mengkaji penerapan tiga algoritma pembelajaran mesin yaitu *Neural Network*, *Random Forest*, dan *SVM* dalam membagi sentimen pengguna terhadap aplikasi *Livin*. Tahapan dalam penelitian mencakup preprocessing teks, representasi fitur, pelatihan model, dan evaluasi kinerja klasifikasi (Wahyudi, 2023). Diharapkan penelitian ini bisa memberikan kontribusi berarti bagi para pengembang aplikasi dalam memenuhi permintaan pengguna dan terus meningkat peningkatan.

2. METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini dengan menerapkan tiga algoritma klasifikasi *supervised learning* yaitu *Neural Network*, *Random Forest*, dan *SVM*. Dalam upaya menganalisis sentimen para pengguna terhadap aplikasi *Livin by Mandiri* yang tersedia di *Google Play Store*. Penelitian ini melalui sejumlah tahapan metodologis yang divisualisasikan dalam bentuk diagram alur terlihat di Gambar 1.



Gambar 1. Flowchart Penelitian

2.1 Pengambilan Data (*Scraper*)

Tahap awal penelitian ini diawali dengan tahap pengumpulan data berbagai ulasan pengguna aplikasi Livin melalui *platform Google Play Store*. Proses pengambilan data penelitian ini dilakukan dengan bantuan Bahasa Python, yaitu *Google Play Scraper*, yang berfungsi untuk mengekstraksi berbagai informasi penting seperti isi ulasan, rating bintang, serta tanggal ulasan. Hasil dari proses ini menghasilkan sebanyak 3.000 data ulasan, selanjutnya akan disimpan dalam format CSV untuk mempermudah proses analisis pada tahap berikutnya (Fahreza et al., 2024).

	Review ID	Username	Rating	Review Text	Date
0	55e0e363-260b-481f-b8fb-b0b9176d39a3	Pengguna Google	1	Kartu kredit digital seharusnya mendaftar dulu...	2025-06-08 09:53:13
1	d26e995f-b61f-47af-b183-57c8b97014f3	Pengguna Google	1	TOLONG VERIFIKASI WAJAH DI PERBAIKILAH SUDAH B...	2025-06-08 09:44:12
2	582b1827-27ff-4d45-9543-1712c0ebc7fb	Pengguna Google	1	tolong di evaluasi lagi ini aplikasi,massa bel...	2025-06-08 09:31:15
3	73811557-b0c6-4de8-96ad-ee1d3ca2e3ab	Pengguna Google	1	tidak dapat di download	2025-06-08 09:28:54
4	af98b108-fba2-41b2-a660-b6b17ac31c21	Pengguna Google	5	semoga saya dapat paylater dari aplikasi livin	2025-06-08 09:00:36
5	150b0eab-3ca9-4529-9882-4ecf4952193a	Pengguna Google	1	kagak bisa masuk malah kembali ke menu error a...	2025-06-08 08:55:15
6	6150c6f2-dd46-4cef-8ad5-cc6358571039	Pengguna Google	1	Ribet, tiru mobile BCA mau top up e-wallet min...	2025-06-08 07:58:26
7	149dc376-b995-45e7-aa54-7f2d60e7f5ac	Pengguna Google	5	sangat membantu sekali dalam bentuk pinjaman t...	2025-06-08 07:36:38

Gambar 2. Data Set Penelitian

2.2 Pre-processing Data

Setelah data berhasil diperoleh, tahap berikutnya adalah melakukan *preprocessing* data untuk menyaring serta mempersiapkan data sebelum digunakan dalam pelatihan model. Pada proses pra-pemrosesan ini mencakup beberapa tahapan, antara lain :

2.1.1 Cleaning

Cleaning merupakan tahapan awal dalam proses pra-pemrosesan yang memiliki peran penting dalam memastikan kualitas data teks yang akan digunakan dalam pelatihan model. Proses pembersihan ini sangat diperlukan karena data ulasan nantinya akan menjadi lebih rapi dan konsisten, sehingga dapat menghindari kebingungan algoritma *Machine Learning* selama tahap pelatihan model. Proses pembersihan memiliki peran krusial dalam untuk memastikan hanya informasi yang relevan dan diperlukan yang nantinya akan diolah dalam analisis sentimen.

2.1.2 Case Folding

Tahap ini merupakan Langkah untuk mengubah data seluruh huruf dalam teks menjadi huruf kecil. Langkah ini tentunya sangat penting untuk menyamakan bentuk kata sehingga tidak ada perbedaan antara “Bagus” dan “bagus”. Hal ini penting dalam analisis sentimen karena perbedaan kapitalisasi seharusnya tidak memengaruhi makna kata (Sari, 2024). Dengan *case folding*, jumlah fitur yang diproses oleh model berkurang tanpa kehilangan makna informasi.

2.1.3 Normalisasi Kata

Langkah ini dilakukan untuk membakukan teks dengan mengubah kata tidak baku, singkatan, dan kata tidak resmi menjadi bentuk standar. Misalnya, kata “gk”, “nggak”, “tdk” dinormalisasi menjadi “tidak”, dan “bgt” menjadi “banget”. Proses ini penting untuk menyatukan variasi penulisan kata sehingga makna tetap konsisten dan tidak memengaruhi akurasi model (Mustofa, 2024).

2.1.4 Tokenizing

Tahap berikutnya setelah normalisasi adalah *tokenizing*, di mana setiap kalimat dalam teks diuraikan menjadi kata-kata terpisah yang disebut token. Contohnya, kalimat “Terkadang aplikasi ini sulit diakses” akan dipecah menjadi ‘terkadang’, ‘aplikasi’, ‘ini’, ‘sulit’, ‘diakses’. Token-token ini nantinya akan digunakan dalam proses *stopword removal* dan ekstraksi fitur (Astuti et al., 2024).

2.1.5 Stopword Removal

Selanjutnya melakukan penghapusan kata-kata umum (*stopword*) yang hanya tidak terlalu memiliki pengaruh penting terhadap makna sentimen, seperti “dan”, “dengan”, “itu”, dan sebagainya. Proses ini menggunakan *library Sastrawi*, yang memiliki daftar *stopword* Bahasa Indonesia. *Stopword removal* bertujuan mengurangi *noise* dalam data dan meningkatkan efektivitas model klasifikasi (Wahyudi, 2023).

2.1.6 Stemming

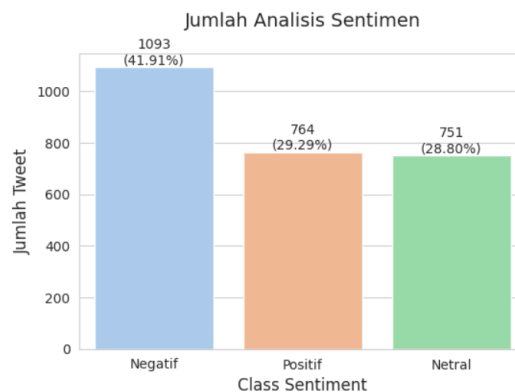
Setelah menghapus kata-kata umum ialah mengubah kata ke kata aslinya. Contohnya, kata “membayar”, “pembayaran”, dan “dibayar” akan dikembalikan ke bentuk dasar “bayar”. Proses ini dilakukan menggunakan *library* Sastrawi, yang telah dioptimalkan untuk Bahasa Indonesia. Tahap ini penting agar model tidak menganggap bentuk turunan kata sebagai entitas berbeda yang dapat memperbesar dimensi fitur (Mustofa, 2024). Untuk memberikan gambaran lebih jelas mengenai hasil akhir dari seluruh proses *preprocessing*, berikut ditampilkan tabel transformasi data dari tahap awal hingga tahap *stemming*.

	Date	Username	Rating	Review Text	cleaning	case_folding	normalisasi	tokenize	stopword removal	stemming_data
0	2025-06-08 09:53:13	Pengguna Google	1	Kartu kredit digital seharusnya mendaftar dulu...	Kartu kredit digital seharusnya mendaftar dulu...	kartu kredit digital seharusnya mendaftar dulu...	kartu kredit digital seharusnya mendaftar dulu...	[kartu, kredit, digital, seharusnya, mendaftar...	[kartu, kredit, digital, mendaftar, aktif, dip...	kartu kredit digital daftar aktif dikapaipenga...
1	2025-06-08 09:44:12	Pengguna Google	1	TOLONG VERIFIKASI WAJAH DI PERBAIKILAH SUDAH B...	TOLONG VERIFIKASI WAJAH DI PERBAIKILAH SUDAH B...	tolong verifikasi wajah di perbaikilah sudah b...	tolong verifikasi wajah di perbaikilah sudah b...	[tolong, verifikasi, wajah, di, perbaikilah, s...	[tolong, verifikasi, wajah, perbaikilah, bergu...	tolong verifikasi wajah baik bergunta ganti ha...
2	2025-06-08 09:31:15	Pengguna Google	1	tolong di evaluasi lagi ini aplikasi,masa bel...	tolong di evaluasi lagi ini aplikasimassa belu...	tolong di evaluasi lagi ini aplikasimassa belu...	tolong di evaluasi lagi ini aplikasimassa belu...	[tolong, di, evaluasi, lagi, ini, aplikasimassa...	[tolong, evaluasi, aplikasimassa, logout, akun...	tolong evaluasi aplikasimassa logout akun pasu...
3	2025-06-08 09:28:54	Pengguna Google	1	tidak dapat di download	tidak dapat di download	tidak dapat di download	tidak dapat di download	[tidak, dapat, di, download]	[download]	download
4	2025-06-08 09:00:36	Pengguna Google	5	semoga saya dapat paylater dari aplikasi livin	semoga saya dapat paylater dari aplikasi livin	semoga saya dapat paylater dari aplikasi livin	semoga saya dapat paylater dari aplikasi livin	[semoga, saya, dapat, paylater, dari, aplikasi...	[semoga, paylater, aplikasi, livin]	moga paylater aplikasi livin

Gambar 3. Transformasi Data

2.3 Pelabelan Data

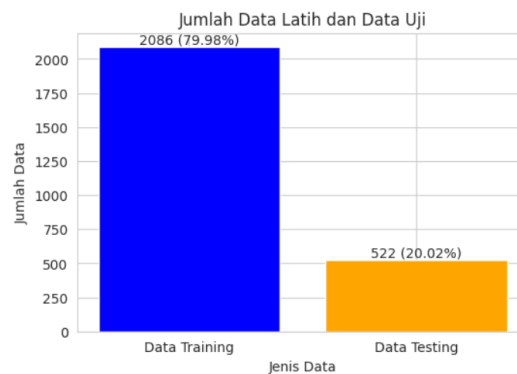
Melakukan Pelabelan data termasuk tahap yang penting. Nantinya data pada penelitian kali ini akan dikategorikan ke beberapa sentimen. Ulasan dengan *rating* 4 dan 5 dikategorikan sebagai sentimen positif dan diberi label 1, sedangkan *rating* 1 dan 2 dianggap sebagai sentimen negatif dan diberi label -1. Ulasan dengan *rating* 3 dianggap netral dan diberilabel 0. Proses pelabelan ini diterapkan menggunakan fungsi *apply()* pada kolom skor, kemudian nilai label yang kosong dihapus, dan seluruh label dikonversi menjadi tipe data *integer* (Mustofa, 2024).



Gambar 4. Jumlah Analisis Sentimen

Gambar di atas menunjukkan bahwa sentimen negatif mendominasi ulasan dengan total 1093 ulasan atau sekitar 41.91% dari total dataset. Sentimen positif berjumlah 764 ulasan (29.29%) dan sentimen netral sebanyak 751 ulasan (28.80%). Hal ini menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna aplikasi Livin memberikan ulasan yang cenderung negatif, yang bisa menjadi indikator adanya masalah atau pengalaman kurang memuaskan dalam penggunaan aplikasi tersebut. Guna menganalisis frekuensi kemunculan kata pada masing-masing label sentimen, visualisasi dalam bentuk *WordCloud* digunakan sebagai alat bantu eksplorasi data teks. Berikut akan ditampilkan gambar *WordCloud* dari ketiga jenis sentimen, yaitu negatif, positif, dan netral.

cukup informasi untuk belajar, sementara data testing tetap cukup untuk mengukur akurasi dan generalisasi model.



Gambar 8. Jumlah Data *Training* dan *Testing*

2.5 Penerapan Metode

Tahapan selanjutnya dalam penelitian ini adalah penerapan metode klasifikasi untuk membedakan sentimen pengguna aplikasi Livin ke dalam kategori positif, netral, dan negatif. Tiga metode klasifikasi yang digunakan adalah *Neural Network*, *Random Forest*, dan *Support Vector Machine (SVM)*. Seluruh proses pada tahap ini menggunakan *Google Colab* dan bahasa pemrograman *Python*.

2.5.1 Neural Network

Neural Network dirancang menggunakan Keras dengan tiga lapisan utama—input, hidden, dan output. Hidden layer memanfaatkan fungsi aktivasi ReLU, dan output layer menggunakan Softmax untuk klasifikasi tiga kelas. Model dilatih dan diuji untuk mengevaluasi akurasi klasifikasi sentimen berdasarkan data ulasan pengguna (Nailah et al., 2024).

2.5.2 Random Forest

Random Forest diimplementasikan menggunakan *Random Forest Classifier* dari *scikit-learn*, dengan fokus pada pengaturan *n_estimators* dan *max_depth*. Model ini andal dalam menangani data sederhana dan mengurangi *overfitting* melalui gabungan hasil prediksi dari banyak pohon (Pradana et al., 2022).

2.5.3 Support Vector Machine (SVM)

Metode SVM diterapkan menggunakan SVC dari *scikit-learn* dengan kernel linear yang digunakan untuk membentuk *hyperplane* pemisah antar kelas berdasarkan margin maksimum. Model ini efektif dalam klasifikasi data sederhana dan diuji dengan data *testing* untuk mengukur performanya dalam memprediksi sentimen pengguna aplikasi (Alwanda et al., 2020).

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

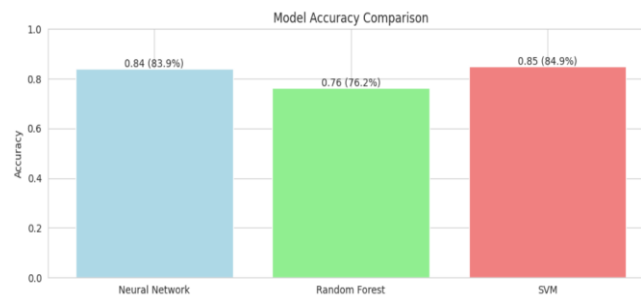
3.1 Hasil Klasifikasi dan Evaluasi Model

Tahap ini bertujuan mengevaluasi kinerja masing-masing model dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan. Metrik akurasi, *precision*, *recall*, dan *f1-score* digunakan dalam evaluasi data *testing* pada penelitian ini. Nilai yang ditampilkan merupakan rata-rata tertimbang (*weighted average*) dari ketiga kelas sentimen. Hasil evaluasi ditunjukkan pada Tabel 1.

Model	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
Neural Network	0.839	0.840	0.839	0.839
Random Forest	0.762	0.763	0.762	0.758
SVM	0.849	0.854	0.849	0.850

3.2 Analisis Hasil Klasifikasi

Untuk memudahkan dalam melihat perbandingan performa antar metode klasifikasi, ditampilkan grafik perbandingan akurasi dari ketiga model pada Gambar 10 berikut:

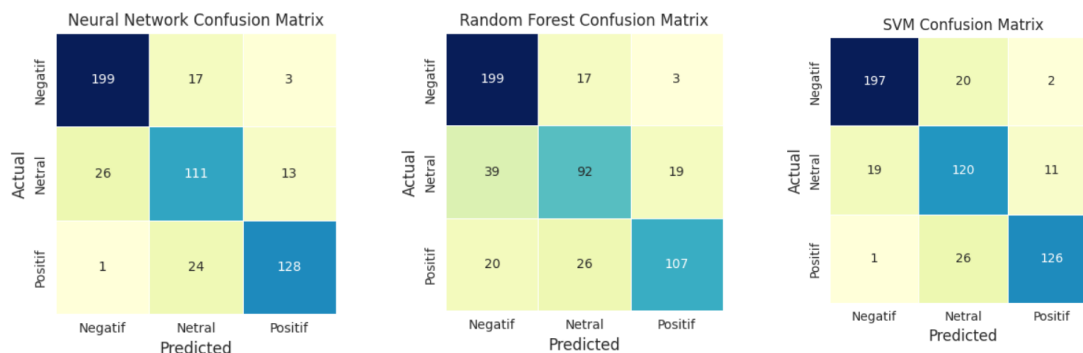


Gambar 9. Hasil Akurasi Setiap Model Jumlah Data *Training* dan *Testing*

Pada gambar tersebut terlihat bahwa metode *Support Vector Machine* (SVM) memperoleh akurasi tertinggi sebesar 84.9%, disusul oleh *Neural Network* dengan akurasi 83.9%, dan *Random Forest* dengan akurasi paling rendah yaitu 76.2%. Perbedaan akurasi ini menunjukkan bahwa SVM mampu mengklasifikasikan sentimen dengan lebih stabil dan efisien dibandingkan dua metode lainnya. Sementara itu, meskipun *Neural Network* memiliki akurasi yang mendekati SVM, *Random Forest* masih kurang optimal dalam menangani data sentimen ulasan, khususnya pada kelas netral.

3.3 Visualisasi *Confusion Matrix*

Untuk melihat lebih rinci performa masing-masing model dalam memprediksi setiap kelas sentimen, ditampilkan visualisasi *confusion matrix* pada Gambar 10. *Confusion matrix* menggambarkan jumlah prediksi benar dan salah untuk setiap kelas, yang dapat membantu mengevaluasi akurasi per kelas secara lebih detail.



Gambar 10. *Confusion Matrix* Setiap Model

Dari ketiga *confusion matrix* tersebut, terlihat bahwa model SVM memiliki prediksi yang paling seimbang antar kelas, terutama dalam membedakan antara sentimen netral dan positif. Sebaliknya, *Random Forest* cenderung lebih sering salah memprediksi kelas netral sebagai negatif, yang berdampak pada *f1-score* yang lebih rendah.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini dilakukan dengan tujuan mengeksplorasi dan membandingkan efektivitas tiga algoritma klasifikasi yang sering digunakan dalam bidang pembelajaran mesin, yaitu *Neural Network*, *Random Forest*, dan *Support Vector Machine* (SVM), dalam konteks analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi *Livin by Mandiri* yang tersedia di platform *Google Play Store*. Penelitian ini menggunakan 3.000 komentar pengguna, yang didapatkan melalui teknik *scraping* menggunakan pustaka *Python*. Data ini mencerminkan opini dan pengalaman pengguna terhadap layanan aplikasi, sehingga menjadi sumber yang relevan untuk dilakukan klasifikasi sentimen.

Setelah data berhasil dihimpun, dilakukan serangkaian tahapan *preprocessing* untuk meningkatkan kualitas dan kesiapan data sebelum masuk ke proses pelatihan model. Tahapan tersebut meliputi pembersihan teks dari unsur yang tidak diperlukan (*cleaning*), konversi kata tidak baku menjadi bentuk standar (*normalization*), pemisahan teks menjadi kata-kata terpisah (*tokenization*), penghilangan kata-kata umum yang

tidak signifikan (*stopword removal*), serta proses pengembalian kata ke bentuk dasarnya (*stemming*). Setiap ulasan kemudian diberikan label sentimen sesuai dengan nilai rating yang diberikan oleh pengguna, yang diklasifikasikan ke dalam tiga kelompok yaitu positif, netral, dan negatif.

Data yang telah diproses dan dilabeli tersebut dibagi menjadi dua bagian, yakni data pelatihan dan data pengujian, dengan rasio 80:20. Pembagian ini dimaksudkan untuk memberikan cukup ruang bagi model dalam proses pembelajaran sekaligus menyediakan data yang memadai untuk menguji seberapa akurat model dalam mengklasifikasikan sentimen baru. Seluruh model yang diterapkan dievaluasi menggunakan metrik umum dalam klasifikasi, yaitu akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score*, di mana penilaian dilakukan berdasarkan rata-rata tertimbang (*weighted average*) untuk mencerminkan distribusi kelas yang tidak seimbang.

Penelitian ini menunjukkan bahwa metode SVM mendapatkan performa paling optimal dibandingkan dua metode lainnya, dengan tingkat akurasi mencapai 84,9%. Disusul oleh model *Neural Network* yang memperoleh akurasi 83,9%, dan *Random Forest* yang menunjukkan hasil sebesar 76,2%. Keunggulan SVM ini menunjukkan bahwa model tersebut sangat cocok untuk klasifikasi teks pendek seperti ulasan aplikasi, terutama setelah melalui proses pelabelan numerik. Selain akurasi, model SVM juga menunjukkan kestabilan nilai presisi dan *recall* pada ketiga kelas sentimen.

Penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi dalam penerapan teknik pembelajaran mesin untuk memahami persepsi pengguna terhadap aplikasi digital, khususnya di sektor finansial berbasis teknologi. Pendekatan yang digunakan dapat menjadi rujukan bagi pengembang aplikasi dalam membangun sistem klasifikasi sentimen secara otomatis, yang bertujuan membantu mereka memahami kebutuhan dan pengalaman pengguna dengan lebih baik. Di samping itu, studi ini juga memberikan peluang untuk melakukan riset lanjutan dalam bidang analisis opini publik serta penerapan kecerdasan buatan dalam pengembangan layanan digital.

REFERENCES

- Alwanda, M. R., Ramadhan, R. P. K., & Alamsyah, D. (2020). Implementasi Metode Convolutional Neural Network Menggunakan Arsitektur LeNet-5 untuk Pengenalan Doodle. *Jurnal Algoritme*, 1(1), 45–56. <https://doi.org/10.35957/algoritme.v1i1.434>
- Ardiansyah, A., Argarini Pratama, E., Imam Fadlillah, N., & Bina Sarana Informatika, U. (2024). Analisis Sentimen Pengguna Terhadap Aplikasi ChatGPT Di Google Play Store: Penerapan Algoritma Support Vector Machine. 11(2), 247–254.
- Astuti, K. C., Firmansyah, A., & Riyadi, A. (2024). Implementasi Text Mining Untuk Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Ulasan Aplikasi Digital Korlantas Polri pada Google Play Store. *REMIK: Riset Dan E-Jurnal Manajemen Informatika Komputer*, 8(1), 383–394.
- “Eskiyaturrofikoh,” & Suryono, R. R. (2024). Analisis Sentimen Aplikasi X Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Dan Support Vector Machine (Svm). *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian Dan Pembelajaran Informatika)*, 9(3), 1408–1419. <https://www.jurnal.stkipggritlungagung.ac.id/index.php/jipi/article/view/5392>
- Farros, M., Haq, I., Rosyadi, I., Nasir, M., & Khambali, A. (2024). Sentiment Analisis Ulasan Aplikasi Livin Pada Google Play Store. 14(1), 24–29.
- Indrayanto, C. G., Ratnawati, D. E., & Rahayudi, B. (2023). Analisis Sentimen Data Ulasan Pengguna Aplikasi MyPertamina di Indonesia pada Google Play Store menggunakan Metode Random Forest. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 7(3), 1131–1139. <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- Muhammad Daffa Al Fahreza, Ardytha Luthfiarta, Muhammad Rafid, & Michael Indrawan. (2024). Analisis Sentimen: Pengaruh Jam Kerja Terhadap Kesehatan Mental Generasi Z. *Journal of Applied Computer Science and Technology*, 5(1), 16–25. <https://doi.org/10.52158/jacost.v5i1.715>
- Mustofa, Y. A. (2024). Pendekatan Ensemble pada Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Google Play Store Ensemble Approach to Sentiment Analysis of Google Play Store App Reviews. 6, 181–188.
- Nailah, F., Larasati, D. I., Siswanto, S., & Kalondeng, A. (2024). Optimasi Metode Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation Untuk Peramalan Curah Hujan Bulanan Di Kota Denpasar. *MATHunesa: Jurnal Ilmiah Matematika*, 12(1), 134–140. <https://doi.org/10.26740/mathunesa.v12n1.p134-140>
- Nurwanda, N., Suarna, N., & Prihartono, W. (2024). Penerapan Nlp (Natural Language Processing) Dalam Analisis Sentimen Pengguna Telegram Di Playstore. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(2), 1841–1846. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i2.8469>
- Pengolahan, B., & Digital, C. (2024). Artificial Neural Networks; Classification; Image processing; Fruit Flavor; Snakefruit. 9(3), 1226–1235.
- Pradana, D., Luthfi Alghifari, M., Farhan Juna, M., & Palaguna, D. (2022). Klasifikasi Penyakit Jantung Menggunakan Metode Artificial Neural Network. *Indonesian Journal of Data and Science*, 3(2), 55–60. <https://doi.org/10.56705/ijodas.v3i2.35>
- Putri Kumala Sari, R. R. S. (2024). Vol 7 No 1 , Februari 2024 KOMPARASI ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE DAN RANDOM. 7(1), 31–39.
- Ramadanti, F., & Setyowati, E. (2022). Pengaruh NPL, LDR, BOPO dan Nim Terhadap Roa Pada PT. Bank Mandiri (Persero) Tbk Tahun 2013-2021. *EKOMBIS REVIEW: Jurnal Ilmiah Ekonomi Dan Bisnis*, 10(2), 695–706. <https://doi.org/10.37676/ekombis.v10i2.2170>
- Ramadhanu, N. A. (2025). Implementasi Pelayanan Digital Smart Branch pada Bank Mandiri Wahid Hasyim Kota Malang

- dalam Upaya Meningkatkan Kepuasan Nasabah*. 3(1).
- Septiani Gumilar, T., Astuti, R., & Arie Wijaya, Y. (2024). Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Lita Di Play Store Menggunakan Algoritma Naive Bayes. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(1), 543–550. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i1.8778>
- Wahyudi, A. (2023). Prediksi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu Menggunakan Metode Decision Tree Dan Naive Bayes. *Jurnal Permata Indonesia*, 14(2), 132–138. <https://doi.org/10.59737/jpi.v14i2.276>
- Wahyudi, W., Kurniawan, R., & Arie Wijaya, Y. (2024). Analisis Sentimen Pengguna Terhadap Aplikasi Blu Bca Di Playstore Menggunakan Algoritma Naive Bayes. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(3), 2511–2517. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i3.9216>
- Zulfiqri, R., Sari, B. N., Padilah, T. N., Karawang, U. S., & Timur, T. (2024). Media Sosial Instagram Pada Situs Google Play Store Bayes. *JITET (Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan)*, 12(3).