

Analisis Sentimen Ulasan Pengguna pada Aplikasi Tunaiku dengan Pendekatan Machine Learning

¹Timotius Victory, ²Dwi Diana Wazaumi
¹Institut Teknologi Sains Bandung, ²Politeknik Astra
Cikarang, Indonesia

¹timotius.victory@itsb.ac.id, ²dwi.diana@polytechnic.astra.ac.id

*Penulis Korespondensi

Diajukan : 20/01/2026
Diterima : 27/01/2026
Dipublikasi : 29/01/2026

ABSTRAK

Aplikasi Tunaiku, layanan pinjaman online dari Amar Bank, telah diunduh oleh lebih dari 10 juta pengguna dan memiliki lebih dari 1,2 juta ulasan. Ulasan tersebut berperan penting dalam meningkatkan kualitas layanan, karena mencerminkan pengalaman dan umpan balik pengguna. Penelitian ini menganalisis sentimen ulasan pengguna menggunakan pendekatan machine learning untuk mengidentifikasi tren sentimen positif dan negatif. Dataset terdiri dari 5.000 ulasan yang diambil dari Google Play Store. Setelah pre-processing dan pembobotan kata menggunakan TF-IDF, tiga model machine learning digunakan: *Support Vector Machine (SVM)*, *Logistic Regression*, dan *Naive Bayes*. Evaluasi dilakukan dengan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score. Hasilnya menunjukkan bahwa SVM memiliki performa terbaik dengan akurasi 96,85%, diikuti Logistic Regression dengan 95,74%, dan Naive Bayes dengan 95,63%.

Kata Kunci: analisis sentimen, *fintech*, *machine learning*

I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital telah membawa perubahan signifikan dalam sektor jasa keuangan, khususnya pada layanan pinjaman berbasis teknologi finansial (*fintech lending*). Transformasi ini memungkinkan proses pengajuan pinjaman dilakukan secara lebih cepat, praktis, dan efisien dibandingkan dengan layanan perbankan konvensional. Namun demikian, kemudahan akses tersebut juga diiringi dengan tantangan baru, terutama terkait kualitas layanan, keandalan sistem, serta pengalaman pengguna dalam memanfaatkan aplikasi pinjaman online.

Salah satu inovasi awal dalam layanan pinjaman digital di Indonesia adalah peluncuran aplikasi Tunaiku oleh Amar Bank pada tahun 2014. Tunaiku menawarkan layanan pinjaman tanpa agunan dengan proses yang sepenuhnya dilakukan secara daring, mulai dari pengisian formulir hingga pencairan dana (Tunaiku, 2014). Kehadiran Tunaiku menjadi tonggak penting dalam perkembangan layanan keuangan digital di Indonesia, khususnya dalam menjawab keterbatasan akses pinjaman tradisional yang kerap dihadapkan pada persyaratan kompleks dan birokrasi yang panjang. Model layanan yang ditawarkan memungkinkan masyarakat memperoleh akses pendanaan dengan proses yang lebih sederhana dan cepat.

Sejak diluncurkan, Tunaiku menunjukkan pertumbuhan yang signifikan. Hingga saat penelitian ini dilakukan, Tunaiku telah melayani lebih dari 400.000 nasabah dengan total penyaluran dana mencapai sekitar 10 triliun rupiah (Simamora & Laoli, 2024). Selain itu, aplikasi Tunaiku telah diunduh oleh lebih dari 10 juta pengguna dan menghasilkan lebih dari 1,2 juta ulasan. Skala pengguna dan volume ulasan tersebut menunjukkan bahwa Tunaiku tidak hanya menjadi salah satu pemain utama dalam industri pinjaman online, tetapi juga merupakan platform yang aktif digunakan oleh masyarakat dengan tingkat interaksi pengguna yang tinggi.

Pertumbuhan Tunaiku juga didukung oleh investasi dari Tolaram yang secara bertahap mengakuisisi saham Amar Bank hingga mencapai 71% pada April 2023 (Nurmutia, 2023). Dukungan pendanaan ini memungkinkan Tunaiku untuk terus mengembangkan layanan dan beradaptasi dengan dinamika industri pinjaman online yang semakin kompetitif. Dalam konteks persaingan yang ketat, pemahaman yang mendalam terhadap pengalaman dan persepsi pengguna menjadi faktor penting untuk mempertahankan dan meningkatkan daya saing layanan.

Banyaknya ulasan pengguna yang dihasilkan oleh aplikasi Tunaiku merupakan sumber data yang bernilai strategis untuk mengevaluasi kualitas layanan. Ulasan tersebut memuat berbagai bentuk opini pengguna, mulai dari apresiasi terhadap kemudahan layanan hingga keluhan terkait kendala teknis maupun proses pengajuan pinjaman. Untuk mengolah data ulasan dalam jumlah besar secara sistematis, analisis sentimen menjadi pendekatan yang relevan karena mampu mengklasifikasikan opini pengguna berdasarkan polaritas sentimen dan mengidentifikasi kecenderungan persepsi pengguna.

Salah satu pendekatan yang umum digunakan dalam analisis sentimen adalah pendekatan *machine learning*. Penelitian-penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa metode *machine learning* seperti *Support Vector Machine (SVM)*, *Naive Bayes Classifier*, dan *K-Nearest Neighbor (K-NN)* telah diterapkan dalam klasifikasi sentimen ulasan pengguna aplikasi pinjaman online dengan tingkat akurasi yang bervariasi (Adiansyah & Wahyudin, 2023; Agustin et al., 2023; Alta Zahir et al., 2024). Meskipun demikian, sebagian besar penelitian terdahulu masih menitikberatkan pada perbandingan performa algoritma klasifikasi, tanpa mengaitkan hasil analisis sentimen dengan konteks layanan aplikasi secara lebih mendalam.

Selain itu, penelitian yang secara khusus menganalisis sentimen ulasan pengguna pada aplikasi pinjaman online tertentu di Indonesia, khususnya aplikasi Tunaiku, masih relatif terbatas. Padahal, karakteristik pengguna, skala penggunaan, serta kompleksitas layanan Tunaiku menjadikannya objek penelitian yang relevan untuk dikaji secara lebih mendalam. Oleh karena itu, terdapat *research gap* berupa belum optimalnya pemanfaatan analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Tunaiku sebagai sarana untuk memahami persepsi pengguna dan mengidentifikasi aspek layanan yang dominan memengaruhi pengalaman pengguna.

Berdasarkan celah penelitian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi Tunaiku menggunakan pendekatan *machine learning*. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi teoretis dalam pengembangan kajian analisis sentimen pada domain fintech lending, serta kontribusi praktis berupa wawasan berbasis data yang dapat dimanfaatkan sebagai dasar evaluasi dan peningkatan kualitas layanan aplikasi Tunaiku.

II. STUDI LITERATUR

Penelitian Terdahulu

Terdapat beberapa pendekatan dalam melakukan analisis sentimen, salah satunya adalah dengan pendekatan Machine Learning. Terdapat beberapa penelitian pendahulu yang melakukan analisis sentimen dengan pendekatan machine learning seperti yang dilakukan oleh (Agustin et al., 2023) yang melakukan penerapan support vector machine pada klasifikasi ulasan pengguna Kredivo dan menghasilkan akurasi sebesar 87.20%. Kemudian pada penelitian (Alta Zahir et al., 2024) dilakukan juga klasifikasi ulasan pengguna menggunakan metode Naive Bayes Clasifier yang menghasilkan akurasi sebesar 62%. Pada penelitian (Adiansyah & Wahyudin, 2023), dilakukan klasifikasi ulasan pengguna Home Kredit menggunakan metode SVM dan K-NN. Didapatkan hasil bahwa metode SVM lebih unggul dibandingkan K-NN dengan tingkat akurasi sebesar 88%.

SVM

Support Vector Machine (SVM) merupakan salah satu algoritma *machine learning* yang banyak digunakan dalam tugas klasifikasi, termasuk analisis sentimen. Algoritma ini bekerja dengan mencari hyperplane optimal yang dapat memisahkan data ke dalam kelas-kelas tertentu dengan margin maksimum. Keunggulan utama SVM terletak pada kemampuannya dalam menangani data berdimensi tinggi serta efektivitasnya dalam mengklasifikasikan data teks yang bersifat kompleks. Dalam analisis sentimen, SVM sering digunakan karena mampu menghasilkan performa yang baik

meskipun jumlah data pelatihan relatif terbatas, terutama ketika dikombinasikan dengan teknik ekstraksi fitur seperti TF-IDF.

Beberapa penelitian menunjukkan bahwa SVM memiliki tingkat akurasi yang tinggi dalam klasifikasi sentimen ulasan pengguna aplikasi. Penelitian yang dilakukan pada ulasan aplikasi Kredivo menunjukkan bahwa penerapan SVM mampu menghasilkan akurasi sebesar 87,20%, yang menandakan bahwa algoritma ini cukup andal dalam memisahkan sentimen positif dan negatif (Agustin et al., 2023). Hasil serupa juga ditunjukkan pada penelitian ulasan aplikasi Home Credit, di mana metode SVM terbukti lebih unggul dibandingkan K-NN dengan tingkat akurasi mencapai 88% (Adiansyah & Wahyudin, 2023). Hal ini menunjukkan bahwa SVM merupakan metode yang konsisten dan efektif dalam analisis sentimen berbasis teks.

Logistic Regression (LR)

Logistic Regression (LR) merupakan algoritma klasifikasi statistik yang sering digunakan untuk memprediksi probabilitas suatu data termasuk ke dalam kelas tertentu. Meskipun namanya mengandung kata *regression*, algoritma ini umum digunakan untuk tugas klasifikasi biner, termasuk dalam analisis sentimen. Logistic Regression bekerja dengan memodelkan hubungan antara fitur input dan probabilitas kelas menggunakan fungsi logistik (sigmoid). Kesederhanaan model serta efisiensi komputasi menjadikan Logistic Regression sebagai salah satu algoritma yang populer dalam pengolahan data teks berskala besar.

Dalam konteks analisis sentimen, Logistic Regression sering digunakan sebagai pembanding terhadap algoritma lain karena stabilitas dan interpretabilitasnya. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa Logistic Regression mampu memberikan performa yang kompetitif ketika dikombinasikan dengan teknik ekstraksi fitur seperti TF-IDF. Dengan pembobotan fitur yang tepat, Logistic Regression dapat mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna secara efektif dan menghasilkan nilai evaluasi yang baik pada metrik seperti accuracy, precision, dan recall (Meng et al., 2019). Oleh karena itu, algoritma ini masih relevan untuk digunakan dalam penelitian analisis sentimen, terutama sebagai model baseline.

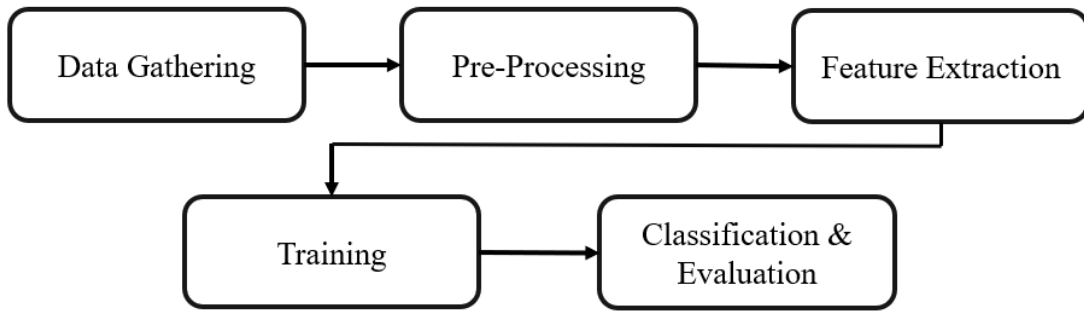
Naive Bayes

Naive Bayes merupakan algoritma klasifikasi probabilistik yang didasarkan pada Teorema Bayes dengan asumsi independensi antar fitur. Algoritma ini banyak digunakan dalam analisis sentimen karena kesederhanaan dan kecepatan prosesnya, terutama dalam pengolahan data teks. Naive Bayes menghitung probabilitas suatu dokumen termasuk ke dalam kelas tertentu berdasarkan frekuensi kemunculan kata-kata di dalam dokumen tersebut. Meskipun asumsi independensi antar fitur sering kali tidak sepenuhnya terpenuhi dalam data nyata, Naive Bayes tetap mampu memberikan hasil yang cukup baik dalam praktik.

Beberapa penelitian terdahulu menunjukkan bahwa Naive Bayes masih menjadi metode yang relevan dalam klasifikasi sentimen ulasan aplikasi. Penelitian terhadap ulasan aplikasi pinjaman online di Google Play Store menunjukkan bahwa metode Naive Bayes mampu menghasilkan akurasi sebesar 62%, yang menandakan bahwa algoritma ini cukup efektif meskipun performanya berada di bawah SVM (Alta Zahir et al., 2024). Selain itu, Naive Bayes sering digunakan sebagai model pembanding karena kemudahannya dalam implementasi serta kemampuannya dalam menangani dataset berukuran besar dengan waktu komputasi yang relatif singkat.

Pada penelitian ini dilakukan pendekatan menggunakan tiga model machine learning untuk mengetahui model mana yang lebih baik. Menggunakan data ulasan yang diambil dari Google Play Store, kemudian dilakukan training menggunakan tiga pendekatan machine learning yaitu Support Vector Machine, Naive Bayes, dan Logistic Regression.

III. METODE



Gambar 1. Tahapan Analisis Sentimen

Penelitian ini melalui beberapa tahapan utama yang meliputi pengambilan data, pre-processing, ekstraksi fitur, training, klasifikasi, dan evaluasi (Sharma & Goyal, 2023). Tahapan ini dilakukan secara sistematis untuk memastikan data yang digunakan siap untuk dianalisis dan diolah menggunakan model machine learning yang telah dipilih. Proses ini bertujuan untuk menghasilkan model yang optimal dalam mengklasifikasikan ulasan pengguna aplikasi Tunaiku, serta untuk mengevaluasi performa model dengan menggunakan metrik yang relevan.

	sentence	label
0	Persyaratan terlalu pribadi seperti mengakses ...	3
1	amazing aplikasinya !! aplikasi tunaiku untuk ...	5
2	Aplikasi Tunaiku adalah aplikasi pinjaman onli...	5
3	Aplikasi tunaiku adalah aplikasi yang sangat m...	5
4	Aplikasi tunaiku benar benar memberikan pinjam...	5

Gambar 2. Contoh Dataset ulasan pengguna Aplikasi Tunaiku

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah ulasan pengguna untuk Aplikasi Tunaiku yang diambil dari Google Play Store, dengan jumlah data sebanyak 5.000 ulasan terbaru. Pengambilan data dilakukan menggunakan library Python **Google Play Scraper**, yang memungkinkan akses terhadap informasi terkait aplikasi, termasuk ulasan dan rating. Dapat dilihat pada gambar 2, adalah contoh data sebelum dilakukan pre-processing. Sebelum memasuki tahap pre-processing, data ulasan dilakukan pelabelan sebagai berikut. Ulasan dikelompokkan berdasarkan rating yang diberikan: rating 3 dianggap sebagai netral dan dikesampingkan dari analisis. Rating di bawah 3 diklasifikasikan sebagai negatif (nilai 0), sedangkan rating di atas 3 diklasifikasikan sebagai positif (nilai 1). Dengan demikian, proses pelabelan ini mempermudah analisis sentimen yang akan dilakukan selanjutnya.

	sentence	label
0	nya bagus banget emang praktis aja coba proses...	1
1	pinjol direkomendasikan proses pengajuan super...	1
2	pinjol menyediakan layanan peminjaman uang pro...	1
3	bagus tampilan sederhana mudah cocok kebutuhan...	1
4	cari pinjol prosesnya nggak ribet transparan c...	1
...
4961	cari enakan aman terpercaya kawan recommended	1
4962	bagus rekomendasi pinjol terpercaya orang pinjol	1
4963	aman mudah tepercaya proses mudah ribet pokony...	1
4964	pelayanan memuaskan proses mudah cepat cair me...	1
4965	mudah gampang pencarian	1

[4966 rows x 2 columns]

Gambar 3. Hasil Pre-Processing

Pre-processing teks dilakukan dengan beberapa langkah penting untuk memastikan data yang bersih dan konsisten. Pertama, teks diubah menjadi huruf kecil untuk menyamakan semua karakter, menghilangkan perbedaan antara huruf kapital dan huruf kecil. Selanjutnya, tanda baca dihapus, angka-angka juga dihilangkan bersama dengan hashtag dan URL, yang sering kali tidak relevan dalam analisis. Karakter escape, seperti tab dan newline, diganti dengan spasi untuk meningkatkan keterbacaan teks. Teks kemudian dikonversi ke dalam format ASCII untuk menghapus karakter non-ASCII yang mungkin tidak dapat diproses. Spasi yang berlebihan dinormalisasi menjadi satu spasi, dan spasi di awal serta akhir teks dihapus untuk memperbaiki format keseluruhan. Langkah-langkah ini memastikan teks yang bersih dan siap untuk analisis lebih lanjut. Hasil dari pre-processing pada dataset dapat dilihat pada gambar 3.

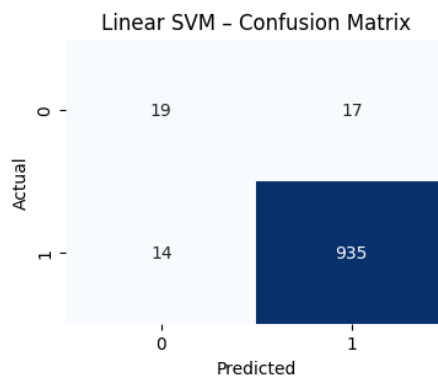
Kemudian dilakukan pembobotan kata menggunakan TF-IDF. TF-IDF adalah sebuah teknik pembobotan yang bertujuan untuk menilai signifikansi dari suatu kata dalam sebuah dokumen yang dibandingkan dengan seluruh kumpulan dokumen. Teknik ini mempunyai dua konsep utama yaitu Term Frequency (TF), yang menghitung seberapa sering kata muncul dalam dokumen tertentu, dan Inverse Document Frequency (IDF), yang menghitung seberapa jarang kata tersebut muncul di seluruh dokumen. TF-IDF memberikan bobot lebih tinggi pada kata-kata yang unik untuk dokumen tertentu, menjadikannya lebih relevan untuk dilakukan analisis (Liu et al., 2022).

Setelah dilakukan pembobotan kata, dataset kemudian dilakukan training menggunakan Support Vector Machine (SVM), Logistic Regression, dan Naive Bayes. Setelah dilakukan training, kemudian dilakukan klasifikasi dan evaluasi yang meliputi nilai accuracy, precision, recall dan F1-Score (Meng et al., 2019). Namun, sebelum metrik-metrik ini dapat dihitung, diperlukan confusion matrix untuk memahami distribusi hasil prediksi model. Confusion matrix terdiri dari empat komponen penting: True Positive (TP), yaitu ulasan yang benar-benar positif dan diklasifikasikan positif; False Positive (FP), yaitu ulasan yang sebenarnya negatif namun diklasifikasikan sebagai positif; True Negative (TN), yaitu ulasan yang benar-benar negatif dan diklasifikasikan negatif; dan False Negative (FN), yaitu ulasan yang sebenarnya positif namun diklasifikasikan sebagai negative (Hasnain et al., 2020; Mure & Kavlakoglu, 2025). Berdasarkan matrix ini, metrik evaluasi dapat dihitung untuk menilai kinerja model klasifikasi dalam analisis sentimen pada ulasan aplikasi Tunaiku.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Setiap model menunjukkan kinerja yang berbeda dalam mengklasifikasikan ulasan positif dan negatif pada aplikasi Tunaiku. Dengan menganalisis nilai-nilai dari True Positive, False Positive, True Negative, dan False Negative, disini dapat dilihat bagaimana model-model ini menangani data sentimen dengan cara yang berbeda, yang akan dijelaskan secara mendalam untuk masing-masing model.

Support Vector Machine (SVM)



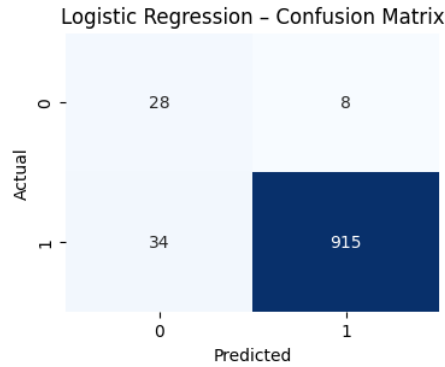
Gambar 4. Confusion Matrix SVM

Berdasarkan Confusion Matrix pada Gambar 4, model SVM menghasilkan 19 prediksi benar untuk sentimen negatif (True Negatives) dan 935 prediksi benar untuk sentimen positif (True Positives). Hasil ini menunjukkan bahwa model sangat baik dalam mengidentifikasi ulasan positif,

yang terlihat dari dominasi nilai True Positives. Namun demikian, terdapat 17 ulasan negatif yang salah diklasifikasikan sebagai positif (False Positives) serta 14 ulasan positif yang salah diprediksi sebagai negatif (False Negatives).

Secara keseluruhan, kinerja model SVM cenderung lebih optimal dalam memprediksi sentimen positif dibandingkan sentimen negatif. Kondisi ini kemungkinan dipengaruhi oleh distribusi data yang didominasi oleh ulasan positif, sehingga model lebih terlatih mengenali pola sentimen positif. Meskipun jumlah kesalahan relatif kecil, keberadaan False Negative menunjukkan bahwa model masih memiliki keterbatasan dalam menangkap karakteristik ulasan negatif secara konsisten.

Logistic Regression

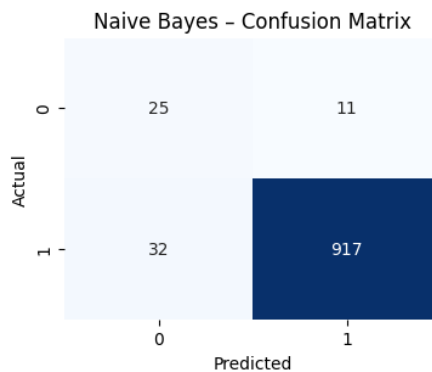


Gambar 5. Confusion Matrix Logistic Regression

Berdasarkan Confusion Matrix pada Gambar 5, model Logistic Regression menghasilkan 28 prediksi benar untuk sentimen negatif (True Negatives) dan 915 prediksi benar untuk sentimen positif (True Positives). Hasil ini menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan ulasan positif dengan cukup baik, yang terlihat dari tingginya nilai True Positives. Namun, masih terdapat 8 ulasan negatif yang salah diklasifikasikan sebagai positif (False Positives) serta 34 ulasan positif yang salah diprediksi sebagai negatif (False Negatives).

Secara umum, model Logistic Regression menunjukkan kinerja yang baik dalam mengenali sentimen positif, meskipun jumlah False Negative lebih tinggi dibandingkan False Positive. Hal ini mengindikasikan bahwa model cenderung lebih konservatif dalam memprediksi sentimen positif dan masih mengalami kesulitan dalam mengidentifikasi beberapa ulasan positif secara tepat

Naive Bayes



Gambar 5. Confusion Matrix Naive Bayes

Untuk model Naive Bayes, confusion matrix menunjukkan 25 prediksi benar untuk ulasan negatif (True Negatives) dan 917 prediksi benar untuk ulasan positif (True Positives). Model ini menghasilkan 11 False Positives, yaitu ulasan negatif yang salah diklasifikasikan sebagai positif, serta 32 False Negatives, yaitu ulasan positif yang salah diprediksi sebagai negatif. Hasil ini menunjukkan bahwa Naive Bayes masih kurang optimal dalam mengenali ulasan negatif secara akurat, yang terlihat dari jumlah False Positives yang relatif lebih tinggi dibandingkan True

Negatives. Meskipun demikian, model ini mampu memprediksi ulasan positif dengan cukup baik, tercermin dari tingginya jumlah True Positives. Temuan ini mengindikasikan bahwa Naive Bayes cenderung lebih efektif pada dataset dengan dominasi ulasan positif, namun memiliki keterbatasan dalam membedakan pola bahasa pada ulasan negatif yang lebih bervariasi, sehingga meningkatkan kemungkinan kesalahan klasifikasi negatif sebagai positif.

TABEL 1. PERBANDINGAN HASIL

Model	Precision	Recall	F1-Score	Accuracy
SVM	98.21%	98.52%	98.37%	96.85%
Logistic Regression	99.13%	96.42%	97.76%	95.74%
Naive Bayes	98.81%	96.63%	97.71%	95.63%

Accuracy mengukur persentase ulasan di aplikasi Tunaiku yang diklasifikasikan dengan benar oleh model. Misalnya, jika ulasan diklasifikasikan ke dalam sentimen positif, negatif, atau netral, accuracy menghitung seberapa sering model memprediksi sentimen ulasan dengan benar. Dalam konteks ini, True Positive (TP) adalah ulasan positif yang diprediksi dengan benar sebagai positif, True Negative (TN) adalah ulasan negatif yang diprediksi benar sebagai negatif, sedangkan False Positive (FP) adalah ulasan negatif yang salah diklasifikasikan sebagai positif, dan False Negative (FN) adalah ulasan positif yang salah diklasifikasikan sebagai negatif.

Precision dalam analisis sentimen Tunaiku mengukur seberapa akurat model dalam memprediksi ulasan positif. Precision menghitung proporsi ulasan yang diprediksi positif oleh model yang benar-benar positif. Dengan kata lain, precision mengindikasikan kemampuan model untuk menghindari kesalahan prediksi positif pada ulasan yang seharusnya negatif. Precision ini penting untuk analisis ulasan Tunaiku ketika prioritasnya adalah meminimalkan kesalahan klasifikasi ulasan positif, terutama jika positif adalah indikator penting dari kepuasan pelanggan.

Recall dalam konteks analisis sentimen Tunaiku mengukur seberapa baik model mendeteksi semua ulasan positif dari seluruh ulasan yang sebenarnya positif. Ini penting untuk memastikan bahwa model tidak melewatkan ulasan positif yang benar. Misalnya, recall yang tinggi mengindikasikan bahwa model mampu menangkap mayoritas ulasan positif yang ada dalam dataset. Recall penting dalam konteks ini untuk memastikan semua ulasan positif dari pengguna aplikasi Tunaiku dapat teridentifikasi dengan baik oleh model klasifikasi.

Dalam konteks Tunaiku, F1-Score mengukur keseimbangan antara kemampuan model dalam memprediksi ulasan positif secara akurat (precision) dan kemampuannya untuk mendeteksi semua ulasan positif yang benar (recall). F1-Score penting ketika terdapat ketidakseimbangan antara ulasan positif dan negatif, seperti saat ulasan negatif lebih jarang ditemukan dibanding ulasan positif. F1-Score memberikan pandangan menyeluruh terkait performa model pada klasifikasi ulasan Tunaiku yang memiliki distribusi sentimen yang mungkin tidak seimbang.

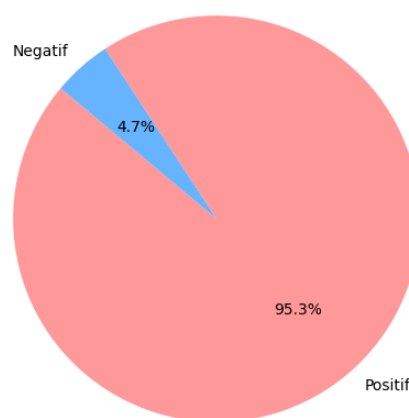
Hasil analisis pada Tabel 1 menunjukkan model SVM menunjukkan kinerja paling optimal dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi Tunaiku, dengan nilai accuracy sebesar 0,9685, precision 0,9821, recall 0,9852, dan F1-score 0,9837. Tingginya nilai recall mengindikasikan bahwa model ini sangat efektif dalam menangkap hampir seluruh ulasan positif yang mencerminkan kepuasan pengguna, terutama yang berkaitan dengan kemudahan pengajuan, kecepatan proses, serta fleksibilitas layanan yang sering muncul dalam ulasan Tunaiku. Selain itu, keseimbangan yang baik antara precision dan recall menunjukkan bahwa SVM tidak hanya mampu mengidentifikasi sentimen positif secara menyeluruh, tetapi juga menjaga tingkat kesalahan klasifikasi tetap rendah. Hal ini menandakan bahwa model mampu mempelajari pola linguistik khas ulasan Tunaiku secara komprehensif, baik dari sisi frekuensi kata maupun konteks penggunaannya.

Model Logistic Regression memperoleh accuracy sebesar 0,9574, dengan precision tertinggi di antara ketiga model yaitu 0,9913, recall sebesar 0,9642, dan F1-score 0,9776. Nilai precision yang sangat tinggi menunjukkan bahwa model ini memiliki tingkat kepercayaan yang kuat dalam memprediksi ulasan positif, sehingga kesalahan dalam mengklasifikasikan ulasan negatif sebagai

positif dapat diminimalkan. Namun, nilai recall yang lebih rendah dibandingkan Linear SVM mengindikasikan bahwa masih terdapat sejumlah ulasan positif Tunaiku yang tidak teridentifikasi dengan baik, khususnya ulasan yang menggunakan bahasa informal, singkatan, atau ekspresi kepuasan yang tidak eksplisit. Karakteristik ini mencerminkan kecenderungan Logistic Regression yang lebih konservatif dalam proses pengambilan keputusan klasifikasi.

Sementara itu, model Naive Bayes menunjukkan kinerja yang cukup kompetitif dengan accuracy sebesar 0,9563, precision 0,9881, recall 0,9663, dan F1-score 0,9771. Model ini mampu mengklasifikasikan sebagian besar ulasan positif Tunaiku dengan baik, terutama ulasan yang mengandung kata-kata dominan seperti cepat, mudah, dan langsung. Namun, asumsi independensi antar fitur yang digunakan oleh Naive Bayes membatasi kemampuannya dalam memahami hubungan antar kata dalam kalimat yang lebih kompleks. Akibatnya, model ini masih mengalami kesulitan dalam membedakan ulasan negatif yang bersifat implisit atau mengandung struktur bahasa yang ambigu, sehingga performanya sedikit berada di bawah Linear SVM.

Hasil Analisis Sentimen



Gambar 5. Hasil Analisis Sentimen Dalam Bentuk Diagram Pie

Pada analisis sentimen terhadap ulasan aplikasi Tunaiku, didapatkan bahwa mayoritas ulasan yang diberikan oleh pengguna memiliki sentimen positif. Berdasarkan data yang disajikan dalam diagram pie pada gambar 5, 95.3% ulasan mengandung sentimen positif, sementara 4.7% lainnya memiliki sentimen negatif. Proporsi sentimen positif yang dominan ini menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna merasa puas dengan layanan yang diberikan oleh aplikasi Tunaiku, terutama dalam aspek kemudahan, kecepatan, dan efektivitas layanan. Tingginya jumlah ulasan positif juga mencerminkan bahwa aplikasi tersebut berhasil memenuhi harapan pengguna, baik dari segi kemudahan akses layanan finansial maupun pengalaman pengguna secara keseluruhan.

Hasil Wordcloud

Pada word cloud yang ditunjukkan pada Gambar 6, yang dihasilkan dari ulasan pengguna aplikasi Tunaiku, terlihat bahwa kata-kata yang paling dominan adalah “langsung”, “cepat”, “pengajuannya”, “prosesnya”, dan “KTP”. Dominasi kata “langsung” dan “cepat” menunjukkan bahwa pengguna sangat menekankan kecepatan layanan, baik pada tahap pengajuan maupun pencairan dana. Hal ini mengindikasikan bahwa respons sistem dan alur proses aplikasi Tunaiku dianggap efisien serta mampu memenuhi kebutuhan pengguna yang membutuhkan dana dalam waktu singkat.

Meskipun hasil penelitian menunjukkan keunggulan SVM, temuan ini perlu dipahami dengan mempertimbangkan beberapa keterbatasan. Proses pelabelan sentimen dilakukan secara manual, sehingga masih terdapat potensi subjektivitas dalam penentuan kelas sentimen yang dapat memengaruhi kualitas data latih. Selain itu, data ulasan yang digunakan hanya berasal dari satu aplikasi, yaitu Tunaiku, sehingga memungkinkan adanya bias data terkait karakteristik pengguna, gaya bahasa ulasan, serta distribusi sentimen yang tidak sepenuhnya seimbang.

Lebih lanjut, model yang dihasilkan dalam penelitian ini dilatih dan diuji pada konteks aplikasi Tunaiku, sehingga kemampuan generalisasi model terhadap aplikasi pinjaman online lain atau domain yang berbeda belum dapat dipastikan. Oleh karena itu, hasil penelitian ini lebih tepat diposisikan sebagai temuan empiris yang relevan untuk konteks analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Tunaiku, bukan sebagai kesimpulan universal untuk seluruh aplikasi pinjaman online.

Dengan mempertimbangkan keunggulan dan keterbatasan tersebut, penelitian ini tetap menunjukkan bahwa pendekatan *machine learning*, khususnya model SVM, memiliki potensi yang kuat dalam menganalisis sentimen ulasan aplikasi pinjaman online. Penelitian selanjutnya disarankan untuk menerapkan skema pelabelan yang lebih terstandarisasi, memperluas sumber dan variasi data, serta menguji model pada berbagai aplikasi dan domain guna meningkatkan validitas serta kemampuan generalisasi hasil penelitian.

VII. REFERENSI

- Adiansyah, A., & Wahyudin. (2023). Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Home Credit Dengan Metode SVM dan K-NN. *Jurnal Komputer Antartika*, 1(4), 174–181. <https://doi.org/10.70052/jka.v1i4.50>
- Agustin, A., Andrean, S., Susanti, S., Rahmiati, R., & Hamdani, H. (2023). REVIEW APLIKASI KREDIVO MENGGUNAKAN ANALISIS SENTIMEN DENGAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE. *Rabit : Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Univrab*, 9(1), 39–49. <https://doi.org/10.36341/rabit.v9i1.4107>
- Alta Zahir, M. R., Ramdani, B., & Dwi Saputra, A. (2024). Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Aplikasi Pinjaman Online (PINJOL) di Google Play Store Menggunakan Naive Baiyes Classifier. *Jurnal Riset Informatika Dan Teknologi Informasi*, 1(2), 61–64. <https://doi.org/10.58776/jriti.v1i2.39>
- Hasnain, M., Pasha, M. F., Ghani, I., Imran, M., Alzahrani, M. Y., & Budiarto, R. (2020). Evaluating Trust Prediction and Confusion Matrix Measures for Web Services Ranking. *IEEE Access*, 8, 90847–90861. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2994222>
- Meng, W., Wei, Y., Liu, P., Zhu, Z., & Yin, H. (2019). Aspect Based Sentiment Analysis With Feature Enhanced Attention CNN-BiLSTM. *IEEE Access*, 7, 167240–167249. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2952888>
- Mure, J., & Kavlakoglu, E. (n.d.). *What is a confusion matrix?* <https://www.ibm.com/topics/confusion-matrix/>
- Nurmutia, E. (2023). *Tolaram Kini Genggam 71 Persen Saham Bank Amar*. <https://www.liputan6.com/saham/read/5293719/tolaram-kini-genggam-71-persen-saham-bank-amar>
- Sharma, H. D., & Goyal, P. (2023). An Analysis of Sentiment: Methods, Applications, and Challenges. *RAiSE-2023*, 68. <https://doi.org/10.3390/engproc2023059068>
- Simamora, N., & Laoli, N. (2024). *Amar Bank Melalui Tunaiku Telah Menyalurkan Pinjaman Rp 10 Triliun Sejak Diluncurkan*. <https://keuangan.kontan.co.id/news/amar-bank-melalui-tunaiku-telah-menyalurkan-pinjaman-rp-10-triliun-sejak-diluncurkan>
- Tunaiku. (2014). *Tentang Tunaiku*. <https://tunaiku.com/media/tentang-kami>