

Optimasi Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Amikom One Menggunakan SMOTE pada Algoritma *Artificial Neural Network*

Optimization of Sentiment Analysis for Amikom One Application Reviews Using SMOTE with Artificial Neural Network Algorithm

¹Hendra Halomoan Limbong*, ²Norhikmah

^{1,2}Sistem Informasi, Ilmu Komputer, Universitas AMIKOM Yogyakarta,

^{1,2}Jl. Ring Road Utara, Ngringin, Condongcatur, Kec. Depok, Kabupaten Sleman, Daerah Istimewa Yogyakarta 55281, Indonesia

*e-mail: hendralimbong@students.amikom.ac.id

(received: 2 August, revised: 20 August 2024, accepted: 28 August 2024)

Abstrak

Analisis sentimen merupakan metode untuk mengekstrak opini dan memahami emosi dalam teks. Penelitian ini mengevaluasi kinerja model dalam *analisis sentimen* ulasan aplikasi *Amikom One* di *Google Play Store*. Masalah utama adalah ketidakseimbangan kelas, dengan lebih banyak ulasan negatif. Untuk mengatasi ini, digunakan teknik Over-sampling Minoritas Sintetis (SMOTE). Metode yang digunakan meliputi prapemrosesan data, penerapan SMOTE, dan penggunaan *Artificial Neural Network* (ANN) untuk klasifikasi sentimen. Evaluasi Model menggunakan akurasi, presisi, recall, dan skor F1. Hasilnya menunjukkan peningkatan kinerja model ANN setelah penerapan SMOTE, dengan akurasi yang tinggi. Model berhasil mengklasifikasikan sentimen ulasan dengan akurasi 100% pada data latih dan 93.44% pada data uji. *Analisis sentimen* menunjukkan bahwa 54.10% ulasan bersentimen negatif dan 45.90% bersentimen positif terhadap aplikasi. Penelitian ini menyoroti potensi ANN dalam *analisis sentimen* ulasan aplikasi mobile, memberikan pengembang wawasan bermanfaat untuk meningkatkan kualitas aplikasi berdasarkan umpan balik pengguna.

Kata kunci: *analisis sentimen, ulasan aplikasi, SMOTE, artificial neural network (ANN), google play store*

Abstract

Sentiment analysis is a technique to decipher textual views and feelings. This study assesses a model's performance in sentiment analysis of *Google Play Store* reviews for the *Amikom One* app. With more unfavorable ratings, the primary problem is the imbalance in classes. It was done using the Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE) to remedy this. The techniques used are preprocessing the data, using SMOTE, and classifying sentiment using an artificial neural network (ANN). F1-score, recall, accuracy, and precision are used in the model evaluation process. The outcomes demonstrate a great degree of accuracy improvement in the ANN model's performance following the use of SMOTE. On training data, the model successfully classified sentiment reviews with 100% accuracy, while on test data, it achieved 93.44% accuracy. Sentiment research shows that 54.10 percent of the evaluations are favorable to the application, with 45.90% being critical. This study Artificial Neural Networks' (ANN) potential in sentiment analysis of mobile application reviews, offering developers with useful insights into how to enhance program quality using user feedback.

Keywords: *sentiment analysis, application reviews, SMOTE, artificial neural network (ANN), google play store*

1 Pendahuluan

Menurut Arthur Samuel, *Machine Learning (ML)* didefinisikan sebagai bidang studi yang memungkinkan komputer untuk "belajar" tanpa diprogram secara eksplisit. *Machine Learning (ML)* memungkinkan mesin untuk menangani data dengan lebih baik, bahkan ketika data tersebut sulit untuk diinterpretasikan. Dengan berbagai algoritma yang digunakan, pemilihan algoritma dalam *machine learning (ML)* sangat bergantung pada jenis masalah, jumlah variabel, model yang paling sesuai, dan faktor lainnya. Pola yang dipelajari dari data latihan kemudian digunakan oleh algoritma ML untuk melakukan prediksi atau klasifikasi pada data uji, menjadikannya alat yang fleksibel namun membutuhkan pendekatan yang tepat sesuai konteks spesifik [1].

Salah satu aplikasi utama dari *Machine Learning (ML)* adalah analisis sentimen, sebuah topik yang mendapat perhatian besar dalam bidang *Natural Language Processing (NLP)*. Analisis sentimen memanfaatkan kemampuan *Machine Learning (ML)* untuk menganalisis opini publik berdasarkan polaritasnya, yang umumnya dikategorikan menjadi positif dan negatif. Opini positif diidentifikasi melalui kalimat yang bermakna positif atau tidak mengandung kata-kata negatif, sementara opini negatif sering kali melibatkan keluhan atau ketidakpuasan [2]. Selain itu, analisis sentimen atau penambangan opini mencakup studi tentang pendapat masyarakat, sentimen, evaluasi, sikap, dan emosi terhadap berbagai entitas seperti produk, layanan, organisasi, dan atribut lainnya.

Tujuan utamanya adalah untuk mengidentifikasi pola dalam kata-kata yang digunakan dan mengklasifikasikannya sebagai sentimen positif atau negatif [3]. Dalam era digital, ulasan online memainkan peran penting dalam keputusan pembelian. Sekitar 73% hingga 87% pengguna internet yang membaca ulasan online melaporkan bahwa ulasan tersebut memengaruhi keputusan mereka untuk membeli barang atau jasa. Selain itu, setidaknya 81% pengguna internet melakukan riset tentang produk sebelum melakukan pembelian [4]. Fitur rating dan ulasan di *Play Store* menjadi instrumen penting dalam hal ini, karena memungkinkan pengguna memberikan opini terhadap produk yang telah mereka gunakan [5].

Salah satu aplikasi yang menjadi fokus penelitian ini adalah *AMIKOM ONE*, yang dikembangkan oleh Universitas AMIKOM Yogyakarta untuk mahasiswanya. Aplikasi ini, yang mulai digunakan pada tahun 2019, telah diunduh lebih dari 10 ribu kali melalui *Play Store* [6]. Fitur kolom opini dalam *Google Play* memungkinkan pengguna menilai aplikasi dalam bentuk penilaian bintang dan ulasan tertulis, yang menjadi sumber data penting dalam penelitian ini [7].

Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi opini publik yang tercermin dari ulasan pengguna. Ulasan tersebut bisa berupa apresiasi dan saran sebagai opini positif, serta keluhan yang mencerminkan opini negatif. Evaluasi ini memberikan gambaran mengenai kinerja aplikasi secara keseluruhan. Salah satu model yang efektif untuk melakukan analisis sentimen adalah *Artificial Neural Network (ANN)* [8]. Metode ini sering digunakan dan menghasilkan akurasi tinggi dalam pengolahan data teks, karena kemampuannya yang mendetail dan mirip dengan cara kerja otak manusia. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa *Artificial Neural Network (ANN)* unggul dalam prediksi risiko pinjaman dan klasifikasi opini publik terhadap isu-isu penting, seperti Covid-19, dengan akurasi mencapai 88,62% [9].

Untuk lebih meningkatkan efektivitas analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi *AMIKOM ONE* yang diunduh dari *Google Play Store*, penelitian ini menggunakan metode ANN yang ditingkatkan dengan Teknik *Oversampling Minoritas Sintetis (SMOTE)*. Pendekatan ini dirancang khusus untuk mengatasi tantangan ketidakseimbangan kelas pada data ulasan, di mana jumlah ulasan negatif lebih dominan daripada ulasan positif. Penggunaan *SMOTE* efektif dalam meningkatkan representasi kelas minoritas dalam data, sementara *Artificial Neural Network (ANN)* dipilih karena kemampuannya dalam mengelola kompleksitas bahasa alami dan meningkatkan akurasi klasifikasi teks ulasan. Diharapkan, hasil analisis ini tidak hanya mempertahankan popularitas aplikasi, tetapi juga secara spesifik mengidentifikasi dan memperbaiki kelemahan yang telah terdeteksi, sehingga dapat meningkatkan pengalaman pengguna dan kualitas layanan aplikasi.

2 Tinjauan Literatur

Machine learning adalah cabang ilmu komputer yang bertujuan untuk memungkinkan komputer "belajar" tanpa diprogram secara langsung [10]. Bidang ini berkembang pesat berkat integrasi dengan disiplin ilmu lain seperti statistika, matematika, dan data *mining*. Studi terbaru menunjukkan bahwa kombinasi teknik-teknik dari berbagai disiplin ilmu ini telah meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam analisis data dan prediksi. Sebagai contoh, penggunaan *Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategy (CMAES)* telah terbukti meningkatkan akurasi model *machine learning* dalam prediksi aliran sungai [11].

Dalam konteks aplikasi *machine learning*, analisis sentimen menjadi salah satu penerapan utama. Metode ini digunakan untuk mengekstrak data opini dan memahami emosi yang terkandung dalam teks, membantu pengembang aplikasi menilai apakah umpan balik pengguna bersifat positif, negatif, atau netral [12]. Pemahaman mendalam mengenai sentimen pengguna memungkinkan pengembang membuat keputusan yang lebih baik dalam pengembangan fitur, layanan, dan strategi pemasaran. Untuk tujuan ini, *Artificial Neural Networks (ANN)* telah terbukti sangat efektif. *ANN* mampu menangani kompleksitas dan variasi bahasa alami, menjadikannya pilihan yang lebih tepat untuk analisis sentimen dibandingkan metode tradisional.

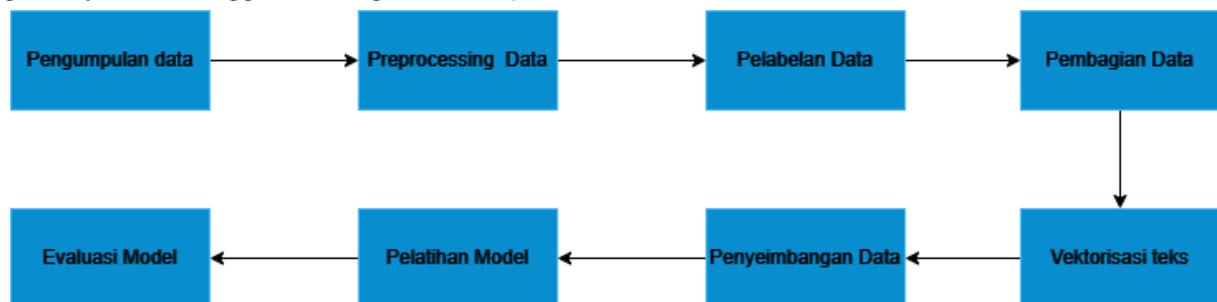
Lebih lanjut, model *Long Short-Term Memory (LSTM)* juga terbukti sangat efektif dalam menganalisis sentimen. Sebuah studi yang menggunakan *LSTM* dan *Convolutional Neural Networks (CNN)* untuk mengevaluasi ulasan elektronik dari perusahaan pakaian wanita mengungkapkan bahwa *LSTM* unggul dalam hal sensitivitas, spesifisitas, dan akurasi dibandingkan dengan *CNN*. Temuan ini menegaskan bahwa *LSTM* adalah metode yang sangat direkomendasikan untuk analisis sentimen konten yang dihasilkan pengguna, karena kemampuannya yang lebih baik dalam memahami urutan dan konteks data teks [13].

Kemudian, penelitian tahun 2019 menunjukkan tingkat akurasi 88,2% dalam penerapan algoritma *Neural Networks* [14]. Pada tahun berikutnya, penelitian lain memanfaatkan *ANN* untuk menganalisis sentimen terkait dampak *Covid-19* terhadap ekonomi Indonesia melalui media sosial. Penelitian tersebut menggunakan 1600 *tweet* berbahasa Indonesia yang mencakup kata kunci seperti "*Covid-19*," "Ekonomi Indonesia," "UKM," dan lainnya. Proses analisis melibatkan pembersihan data, penyaringan, analisis token, dan peringkasan, yang kemudian diklasifikasikan menggunakan *ANN*. Hasil penelitian menunjukkan akurasi yang tinggi, dengan data pelatihan UKM mencapai 99,37% dan data Ojek Online mencapai 99,25% [15].

Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk mengklasifikasikan ulasan aplikasi *AMIKOM ONE* yang tersedia di *Google Play Store*. Ulasan mengenai aplikasi Amikom One dianalisis menjadi sentimen positif dan negatif menggunakan *ANN*, yang terbukti sangat efektif dalam menangani kompleksitas dan variasi bahasa. Penelitian ini menunjukkan bahwa *ANN*, terutama dengan menggunakan algoritma *backpropagation*, dapat menghasilkan analisis sentimen dengan akurasi yang tinggi setelah menerapkan metode *SMOTE* untuk menyeimbangkan kelas-kelas dalam dataset yang tidak seimbang. Hasil penelitian ini memberikan wawasan berharga bagi pengembang aplikasi untuk meningkatkan kualitas dan kepuasan pengguna. Dengan memahami perilaku ulasan pengguna, pengembang dapat membuat keputusan yang lebih bijak terkait perbaikan dan pengembangan fitur aplikasi di masa depan.

3 Metode Penelitian

Proses penelitian digambarkan pada Gambar 1 saat menganalisis ulasan aplikasi Amikom One di Google Play Store menggunakan algoritma *Artificial Neural Network*.



Gambar 1. Metode penelitian

Gambar 1 menggambarkan proses dari analisis teks menggunakan algoritma *artificial neural network*. Proses dimulai dengan mengumpulkan data dengan memilih data, variabel, dan sumber data yang diperlukan dan relevan dipilih sebagai bagian dari proses awal dalam analisis. Setelah data terkumpul, langkah berikutnya adalah *preprocessing* data untuk membersihkan dan mempersiapkan data teks agar sesuai untuk dianalisis. Setiap data diberi label sentimen yang sesuai, yaitu negatif dan positif. Pelabelan ini digunakan agar model dapat mengenali dan mengklasifikasikan pola sentimen dalam teks. Data teks dibagi menjadi dua setelah diberi label. Ini adalah set data latih dan set data uji. Data latih digunakan untuk melatih model, sementara data uji digunakan untuk mengevaluasi kinerja model. Data dibagi dengan proporsi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Setelah pembagian, metode *TF-IDF* digunakan untuk mengonversi teks yang telah diproses menjadi format numerik.

Vektorisasi ini membantu dalam menggambarkan bobot kata-kata dalam *dataset*, sehingga model dapat memahami pentingnya setiap kata dalam ulasan. Karena data yang digunakan tidak seimbang antara data sentimen positif dan negatif (dengan jumlah data negatif 368 dan positif 190), teknik *SMOTE* menghasilkan contoh sintetik dari kelas minoritas untuk memastikan model memiliki data yang seimbang untuk pelatihan. Penyeimbangan ini dilakukan agar model tidak bias terhadap kelas mayoritas. Setelah *preprocessing* data telah selesai, model *Artificial Neural Network (ANN)* dilatih menggunakan data yang telah diproses dan diimbangi. Proses pelatihan ini melibatkan penyesuaian bobot dalam *neural network* untuk mengurangi kesalahan klasifikasi sentimen. Setelah pelatihan selesai, data uji digunakan untuk mengevaluasi kinerja model. Akurasi adalah parameter utama yang digunakan untuk menilai seberapa baik model dapat mengklasifikasikan sebuah sentimen.

3.1 Pengumpulan data

Pada proses pertama, penulis melakukan pengambilan data yang berupa ulasan aplikasi *Amikom One* melalui website *Google Play Store* menggunakan teknik *scraping* data dengan menggunakan bahasa pemrograman *Python* melalui *Google Colab*.

3.2 Pre – Processing

Sebelum dilakukan analisis data, Langkah pertama adalah *preprocessing* data. Dalam mengolah data input yang tidak terstruktur menjadi data terstruktur sebelum dilakukan proses utama seperti klasifikasi atau analisis sentimen. Terdapat dua tahapan *preprocessing* yang dilakukan dalam penelitian ini, satu untuk dataset berbahasa Indonesia dan satu lagi setelah dataset diterjemahkan ke dalam bahasa Inggris. Ini adalah apa yang dilakukan:

Preprocessing data bahasa Indonesia:

1. *Lower casing*: Agar data konsisten dan tidak mempengaruhi analisis, ubah semua huruf menjadi huruf kecil.
2. Pembersihan teks: Menghapus tanda baca dan semua karakter khusus dari teks.

3. *Tokenisasi*: Memecah kalimat atau teks menjadi bentuk kata untuk analisis yang lebih relevan.
4. *Stemming*: Tahap di mana kata-kata diubah menjadi bentuk dasarnya.
5. Penghapusan *stopwords*: Proses menghilangkan kata-kata yang tidak relevan untuk analisis sentimen.
6. Mengisi nilai kosong: Mengisi nilai kosong pada kolom dataset dengan string kosong.
7. Menghapus kata-kata berulang: Menghapus kata-kata yang berulang pada kolom dataset.
8. *Translate*: Mengubah semua teks menjadi bahasa Inggris.

Preprocessing data bahasa Inggris: Langkah-langkah yang diterapkan untuk *preprocessing* data bahasa Inggris mirip dengan *preprocessing* data bahasa Indonesia. Namun, terdapat tambahan proses *lemmatisasi* untuk mengubah semua bentuk kata menjadi bentuk dasarnya. Langkah-langkah ini bertujuan untuk membersihkan dan menyiapkan data sehingga dapat diproses dengan efisiensi dan akurasi yang lebih tinggi selama proses analisis[12].

3.3 Pelabelan data

Pelabelan data digunakan untuk mengelompokkan jenis data kedalam dua kategori yaitu positif dan negatif. Tujuannya adalah untuk menentukan sentimen yang terkandung dalam teks tersebut.

3.4 Pembagian data

20% data penelitian digunakan untuk pengujian, dan 80% digunakan untuk pelatihan. Tujuan utama dari pembagian ini adalah untuk mengajarkan model analisis menggunakan data pelatihan dan menggunakan data pengujian untuk menguji keakuratannya.

3.5 Vektorisasi teks

Vektorisasi mengubah teks menjadi bentuk numerik yang digunakan untuk pembelajaran model. Untuk mengevaluasi nilai setiap kata dalam teks, penulis menggunakan metode *TF-IDF* (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*). Pemberian skor tersebut berfungsi untuk mengukur seberapa pentingnya kata tersebut. Hal ini membantu model memahami konteks teks dan membuat prediksi lebih akurat.

3.6 Penyeimbangan data

Untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas dalam dataset sentimen, teknik *SMOTE* teknik *oversampling sintesis minoritas* menambahkan sampel minoritas dan mengurangi sampel mayoritas untuk menyeimbangkan data penelitian ini[16].

3.7 Pelatihan model

Pada pelatihan model adalah pengimplementasian data yang telah diproses sebelumnya pada model *artificial neural network* (*ANN*) untuk analisis sentimen. Model ini terdiri dari input layer, output layer, kompilasi model, pelatihan model dan evaluasi model.

3.8 Evaluasi model

Penulis melakukan pengujian model dengan skor *F1*, *akurasi*, *presisi*, dan *recall*. Data dibagi menggunakan fungsi *"train_test_split"* menjadi dua bagian: 80% untuk data pelatihan dan 20% untuk data uji. Variabel Y memiliki label sentimen, dan variabel X memiliki token *dilematisasi*. Dataset ini mengandung 368 sampel negatif dan 190 sampel positif. Untuk menunjukkan seberapa akurat dan efektif model tersebut, kemampuan untuk membedakan sentimen positif dan negatif diuji.

4 Hasil dan Pembahasan

4.1 Pengumpulan data

Data yang digunakan dalam penelitian ini diambil dari ulasan aplikasi *Amikom One* di *Google Play Store*. *Scraping web* dilakukan secara otomatis di platform *Google Colab* melalui *API Google Play Store*. Setelah proses pengambilan data selesai, 567 ulasan dikumpulkan dan disimpan dalam file *Excel*.

```
from google_play_scraper import reviews_all

us_reviews = reviews_all(
    'com.ic.projectabsensi',
    lang='id',
    country='id'
)
```

Gambar 2. Syntax *scraping data*

Pada Gambar 2, library '*google_play_scraper*' dipergunakan untuk membaca ulasan pengguna aplikasi *Amikom One*. Fungsi '*reviews_all*' digunakan untuk mengumpulkan semua ulasan aplikasi tersebut dengan menggunakan *package name* '*com.ic.projectabsensi*', yang berperan sebagai identifikasi aplikasi yang akan diambil ulasan penggunaannya dari *Google Play Store*. Selain itu, ulasan diambil dalam Bahasa Indonesia ('id'), dan negaranya disesuaikan dengan Indonesia ('id'). Dengan pengaturan tersebut, kita dapat mengambil review pengguna aplikasi *Amikom One*.

content
bisa ngak ya klu semisal aplikasinya ad fitur scan sidik jari ? klu semisal smartphone nya support buat finger ... jadi lebih tinggi keamanannya, gk bakal ketuker di fitur login nya mungkin fitur presensi yg lain jadi lebih cepet jadinya. btw lebih oke tampilannya dari yg sebelumnya simple cuma kadang bikin bingung juga. hihi
Aplikasi ini Sangat membantu walaupun servernya macam tak betul. Kadang saat membuka aplikasi butuh waktu yang lumayan lama. Padahal jiwa kesabaran saya sangatlah tipis setiap kepintaran anis baswedan saat menangani jakarta. masih bagus an ahok
buat aplikasi nya udah bagus, fiturnya ya sama aja. Tampilannya lebih baik, namun kekurangannya cuman di login yang terlalu lama dari sebelum di up. Saran untuk developer coba tambahkan tempat khusus buat para dosen agar bisa share materi di dalam amikom one.
Aplikasi ini lumayan bagus. Sekedar masukan, usahakan appsnya ini dikembangkan lg agar bisa dipakai buat pengguna iPhone dan bisa terkoneksi dgn Wifi Indihome. Saya setiap mau buka apps ini agak kerepotan jika harus pakai data kuota terus. Klo pakai wifi suka gagal connect di hp saya. Semoga lebih baik lg
Bagi yang mengalami crash setelah masuk splash screen bisa di uninstal terlebih dahulu aplikasi amikom one yang lama kemudian download kembali aplikasi amikom one terbaru di playstore :)

Gambar 3. *Scraping data*

Pada Gambar 3 terlihat data hasil *scraping* yang digunakan oleh peneliti untuk mendapatkan informasi lebih lanjut dari pengguna *aplikasi Amikom One*. Data ini bisa menjadi dasar untuk meninjau kinerja *aplikasi*, memperbaiki *fitur*, atau meningkatkan layanan berdasarkan masukan dari pengguna.

4.2 Pre – Processing data

Langkah selanjutnya adalah *Pre – Processing* data, yang dilakukan untuk memastikan data bersih dan siap digunakan sebelum analisis sentimen agar model dapat menghasilkan hasil yang lebih akurat dengan meningkatkan kualitas data. *Pre – Processing* data untuk dataset berbahasa Inggris dan berbahasa Indonesia dibagi menjadi dua tahap dalam penelitian ini.

index	content
0	ngak ya klu aplikasi ad fitur scan sidik jari klu smartphone nya support finger aman nya gk ketuker fitur login nya fitur presensi yg cepet btw oke tampil yg simple kadang bikin bingung hihi
1	aplikasi bantu servernya kadang buka aplikasi butuh lumayan jiwa sabar tipis setiap pintar anis baswedan tangan jakarta bagus ahok
2	aplikasi nya udah bagus fiturnya ya aja tampil cuman login up saran developer coba khusus dosen share materi amikom one
3	aplikasi lumayan bagus dar masuk usaha appsnya kembang lg pakai iphone koneksi dgn wifi indihome buka apps kerepotan pakai data kuota klo pakai wifi suka gagal connect hp moga lg
4	alami crash masuk splash screen uninstal aplikasi amikom one download aplikasi amikom one playstore
5	bagus alangkah aplikasi materi kumpul tugas situ fitur fitur waskita akses situ biar bolak terimakasih
6	kasih saran kalo materi record video yg ajar bagus yg kendala koneksi internet yg tinggal materi
7	udah bagus saran kalo update apps notion min biar gampang tingkat produktivitas mahasiswa nyahehehe maju amikom
8	bagus bisa kalender akademik fleksibel mudah akses kak
9	update min klo dibikin kaya sosmed khusus mahasiswa amikom biar komunikasi dosen pembimbing dosen mata kuliah sehatihanks
10	aplikasi ya bug scan code masukin kode notif presensi hasil masuk sistem presensi qr codenya coba mohon fix

Gambar 4. Hasil *preprocessing dataset* bahasa Indonesia

Pada Gambar 3, ditampilkan hasil dari *preprocessing data* pada *dataset* berbahasa Indonesia. *Preprocessing* yang dilakukan pada *dataset* ini meliputi beberapa tahapan berikut:

1. *Lower Casing*: Mengubah semua teks menjadi huruf kecil untuk konsistensi.

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

2. Pembersihan Teks: Menghapus tanda baca, karakter khusus, dan angka.
3. *Tokenisasi*: Memecah teks menjadi kata yang relevan.
4. *Stemming*: Mengubah kata-kata menjadi bentuk dasar mereka.
5. Penghapusan Stopwords: Menghilangkan kata-kata umum yang tidak penting dalam analisis sentimen.
6. Mengisi Nilai Kosong: Mengisi nilai kosong pada kolom dataset untuk meng
7. Menghapus Kata-kata Berulang: Mengurangi redundansi dengan menghapus kata-kata berulang dalam teks.
8. *Terjemahan*: Untuk analisis yang lebih akurat, terjemahkan teks dari Bahasa Indonesia ke Bahasa Inggris.

Setelah dilakukan *preprocessing data* diatas,dilakukanlah *preprocessing* kedua saat dataset berbahasa Inggris.

index	content	tokens	clean_tokens	lemmatized_tokens
0	simple finger a login presence does not support sometimes if it appears quickly the smartphone application is ketuker hihi hihi confused finger safe makes scan scan features that are btw okay	['simple', 'finger', 'a', 'login', 'presence', 'does', 'not', 'support', 'sometimes', 'if', 'it', 'appears', 'quickly', 'the', 'smartphone', 'application', 'is', 'ketuker', 'hihi', 'hihi', 'confused', 'finger', 'safe', 'makes', 'scan', 'scan', 'features', 'that', 'are', 'btw', 'okay']	['simple', 'finger', 'login', 'presence', 'support', 'sometimes', 'appears', 'quickly', 'smartphone', 'application', 'ketuker', 'hihi', 'hihi', 'confused', 'finger', 'safe', 'makes', 'scan', 'scan', 'features', 'btw', 'okay']	['simple', 'finger', 'login', 'presence', 'support', 'sometimes', 'appears', 'quickly', 'smartphone', 'application', 'ketuker', 'hihi', 'hihi', 'confused', 'finger', 'safe', 'make', 'scan', 'scan', 'feature', 'btw', 'okay']
1	thin soul jakarta needs pretty good baswedan open smart ahok anis patiently helps the server good application sometimes the hands are setting	['thin', 'soul', 'jakarta', 'needs', 'pretty', 'good', 'baswedan', 'open', 'smart', 'ahok', 'anis', 'patiently', 'helps', 'the', 'server', 'good', 'application', 'sometimes', 'the', 'hands', 'are', 'setting']	['thin', 'soul', 'jakarta', 'needs', 'pretty', 'good', 'baswedan', 'open', 'smart', 'ahok', 'anis', 'patiently', 'helps', 'server', 'good', 'application', 'sometimes', 'hands', 'setting']	['thin', 'soul', 'jakarta', 'need', 'pretty', 'good', 'baswedan', 'open', 'smart', 'ahok', 'ani', 'patiently', 'help', 'server', 'good', 'application', 'sometimes', 'hand', 'setting']
2	just share the lecturer login try the material the material is good the application is good up one developer but the special feature of the suggestion	['just', 'share', 'the', 'lecturer', 'login', 'try', 'the', 'material', 'the', 'material', 'is', 'good', 'the', 'application', 'is', 'good', 'up', 'one', 'developer', 'but', 'the', 'special', 'feature', 'of', 'the', 'suggestion']	['share', 'lecturer', 'login', 'try', 'material', 'material', 'good', 'application', 'good', 'one', 'developer', 'special', 'feature', 'suggestion']	['share', 'lecturer', 'login', 'try', 'material', 'material', 'good', 'application', 'good', 'one', 'developer', 'special', 'feature', 'suggestion']
3	pretty good iphone hp connect the app failed data by hopefully open a good application like the connection from indihome apps if the wifi business quota is in the flower	['pretty', 'good', 'iphone', 'hp', 'connect', 'the', 'app', 'failed', 'data', 'by', 'hopefully', 'open', 'a', 'good', 'application', 'like', 'the', 'connection', 'from', 'indihome', 'apps', 'if', 'the', 'wifi', 'business', 'quota', 'is', 'in', 'the', 'flower']	['pretty', 'good', 'iphone', 'hp', 'connect', 'app', 'failed', 'data', 'hopefully', 'open', 'good', 'application', 'like', 'connection', 'indihome', 'apps', 'wifi', 'business', 'quota', 'flower']	['pretty', 'good', 'iphone', 'hp', 'connect', 'app', 'failed', 'data', 'hopefully', 'open', 'good', 'application', 'like', 'connection', 'indihome', 'apps', 'wifi', 'business', 'quota', 'flower']

Gambar 5. Hasil *preprocessing dataset bahasa inggris*

Gambar 4 memperlihatkan hasil dari tahapan *preprocessing data* pada dataset berbahasa Inggris. Berikut ini langkah-langkah *Preprocessing* yang dilakukan :

1. *Lower casing*: Untuk menjaga data konsisten, ubah semua huruf menjadi huruf kecil.
2. Pembersihan teks: Menghapus tanda baca dan karakter khusus dari teks.
3. *Tokenisasi*: Memisahkan teks menjadi kata-kata individual untuk analisis lebih lanjut.
4. *Stemming*: Mengubah kata menjadi bentuk dasar bahasa dan mengurangi variasi kata dalam dataset.
5. Penghapusan stopwords: Menghilangkan kata-kata umum yang tidak memberikan kontribusi yang signifikan dalam analisis.
6. Mengisi Nilai Kosong: Melengkapi nilai-nilai kosong pada data jika ada.
7. *Lemmatized*: Mengubah kata-kata menjadi bentuk dasarnya untuk memperoleh hasil analisis yang lebih konsisten.

4.3 Pelabelan data

Langkah berikutnya setelah *preprocessing data* adalah melakukan pelabelan *review* menjadi kelas ulasan yang berisi sentimen positif dan negatif. Pelabelan ini bertujuan untuk mengkategorikan pendapat yang terdapat dalam teks dalam berbagai kategori.

content	polarity	sentiment_label
help amikom application students		0.0 negative
easy to benefit	0.4333333333333333	positive
code expiry of the presence version of the presentation notification		0.0 negative
amikom children nice application thank you		0.6 positive
help that improve		0.0 negative
help easy students	0.4333333333333333	positive
detailed presence		0.4 positive
give normal to accept work applications		0.15 positive
easy to design	0.4333333333333333	positive

Gambar 6. Hasil pelabelan data

Gambar 5 menunjukkan hasil dari pelabelan data. Sebelum melabeli sentimen pada teks, dilakukan perhitungan skor sentimen dengan menjumlahkan skor kata positif dan mengurangi skor kata negatif dalam setiap kalimat[1]. Ini dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\text{Skor} = \sum \text{kata positif} - \sum \text{kata negatif} \quad (1)$$

Rumus 1 diatas dipakai untuk menentukan label dari sebuah data teks negatif atau positif.

Di mana:

Σ kata positif adalah jumlah skor dari semua kata positif dalam kalimat.

Σ kata negatif adalah jumlah skor dari semua kata negatif dalam kalimat.

Dari perhitungan tersebut, kalimat dengan skor di bawah nol (<0) dianggap sebagai sentimen negatif, sedangkan yang di atas nol (>0) diklasifikasikan sebagai sentimen positif. Setelah pelabelan data, didapatkan 368 sentimen negatif dan 190 sentimen positif dari total 558 data.

4.4 Pembagian data

Setelah data dipreprocessing dan diberi label sentimen, langkah selanjutnya adalah pembagian data dengan menggunakan model split train-test. Tujuan pembagian data ini adalah untuk menghasilkan hasil prediksi yang sangat baik dan akurasi yang tinggi untuk model analisis, serta untuk mengevaluasi kinerja model yang digunakan.

```
from sklearn.model_selection import train_test_split
X = data['lemmatized_tokens']
y = data['sentiment_label']
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=4)
```

Gambar 7. Pembagian data

Pada Gambar 6 digunakan fungsi 'train_test_split' dari library 'sklearn.model_selection'. Variabel-variabel dari dataset diambil dari kolom 'lemmatized_tokens', sementara label-labelnya diambil dari kolom 'sentiment_label'. Pembagian data dilakukan dengan menyertakan parameter test_size=0.2, yang menentukan proporsi data uji, dan random_state=42 untuk memastikan hasil pembagian data yang konsisten.

4.5 Vektorisasi teks

Dalam studi ini, teknik *TF-IDF* (Term Frequency-Inverse Document Frequency) digunakan untuk mengubah teks ulasan aplikasi Amikom One di Google Play Store menjadi representasi numerik. *TF-IDF* memberi bobot pada setiap kata berdasarkan seberapa sering kata tersebut muncul dalam sebuah review dan seberapa jarang kata tersebut muncul dalam semua review.

Teks review diubah menjadi bentuk numerik melalui proses ini agar dapat diproses oleh algoritma *Artificial Neural Network* (ANN). Dengan vektorisasi teks menggunakan *TF-IDF*, ANN dapat menganalisis sentimen pengguna terhadap aplikasi dengan akurat, berdasarkan kata-kata yang sering muncul dan nilainya dalam review.

```
Dokumen 1:
Kata: cant, Bobot TF-IDF: 0.7749
Kata: login, Bobot TF-IDF: 0.6321

Dokumen 2:
Kata: cool, Bobot TF-IDF: 0.7875
Kata: amikom, Bobot TF-IDF: 0.6163

Dokumen 3:
Kata: min, Bobot TF-IDF: 0.5598
Kata: kren, Bobot TF-IDF: 0.8286

Dokumen 4:
Kata: fixed, Bobot TF-IDF: 0.8061
Kata: bug, Bobot TF-IDF: 0.5917

Dokumen 5:
Kata: device, Bobot TF-IDF: 1.0000
```

Gambar 8. Pembobotan TF - IDF

Data pada Gambar 7 di atas menunjukkan bagaimana kata-kata dalam review diberi bobot yang mencerminkan pentingnya kata tersebut. Dalam ulasan ini, kata-kata yang memiliki nilai *TF-IDF* tinggi dianggap lebih penting. Dengan menggunakan informasi ini, algoritma ANN dapat menganalisis sentimen review ini dengan lebih akurat.

4.6 Penyeimbangan data

Setelah melakukan *vektorisasi teks*, langkah selanjutnya adalah menyeimbangkan data. Penyeimbangan ini diperlukan karena jumlah ulasan negatif dan positif dalam dataset tidak seimbang. Dalam dataset ini, terdapat 368 ulasan negatif dan 190 ulasan positif. Untuk mengatasi ketidakseimbangan ini, teknik *over-sampling* sintesis minoritas *SMOTE* menambahkan sampel baru ke kelas yang lebih sedikit untuk menyeimbangkan sampel dengan kelas yang lebih banyak. Dengan demikian, model dapat belajar dengan lebih baik dari kedua jenis ulasan.

```
Ukuran data latih sebelum SMOTE: (446, 659)
Ukuran data latih setelah SMOTE: (582, 659)
Ukuran data uji: (112, 659)
```

Gambar 9. *SMOTE*

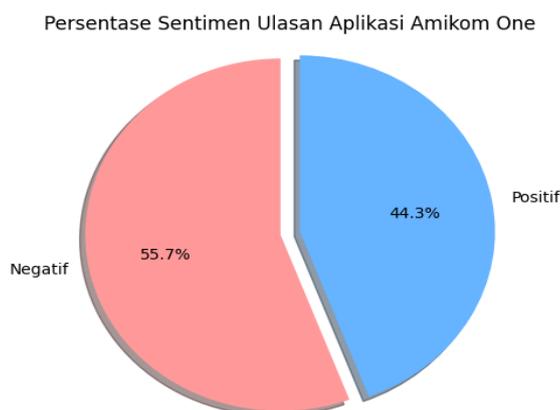
Ukuran data pelatihan (latih) dan data pengujian (uji) setelah proses *vektorisasi teks* adalah sebagai berikut:

- Sebelum *SMOTE*: Data latih berjumlah 446 sampel dengan 659 fitur.
- Setelah *SMOTE*: Data latih bertambah menjadi 582 sampel dengan 659 fitur.
- Data uji: Terdiri dari 112 sampel dengan 659 fitur.

SMOTE menambahkan sampel pada kelas yang lebih sedikit untuk menyeimbangkan data. Jadi, awalnya data latih memiliki 446 sampel, dan setelah penyeimbangan dengan *SMOTE*, jumlahnya meningkat menjadi 582 sampel. Data uji tetap berjumlah 112 sampel dan tidak berubah.

4.7 Pelatihan model

Setelah data diseimbangkan menggunakan teknik *SMOTE*, data dibagi menjadi data latih dan data uji dengan proporsi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian.



Gambar 10. hasil analisis sentimen

Peneliti membangun model *Artificial Neural Network (ANN)* yang terdiri dari tiga lapisan. Lapisan pertama terdiri dari 128 neuron, lapisan kedua terdiri dari 64 neuron, dan lapisan terakhir terdiri dari satu neuron untuk klasifikasi *biner*. Untuk menilai performa model, model ini menggunakan metrik akurasi, fungsi penurunan biner, dan *optimizer Adam* untuk optimisasi. Data latih digunakan untuk melatih model selama sepuluh epoch, masing-masing dengan ukuran batch 32 bit. Selama pelatihan, data uji divalidasi untuk memantau kinerja model. Setelah pelatihan selesai, model dievaluasi dengan data uji dan ditemukan memiliki akurasi sebesar 93.44%. Selanjutnya, model ini digunakan untuk memprediksi sentimen pada data uji. Hasil prediksi menunjukkan bahwa 55,74 persen ulasan menunjukkan sentimen negatif dan 44,26 persen menunjukkan sentimen positif. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun sebagian besar ulasan positif, masih banyak pengguna yang memberikan kritik atau merasa tidak puas terhadap aplikasi "*Amikom One*".

4.8 Evaluasi model

Evaluasi ini dilakukan dengan menghitung akurasi, *presisi*, *recall*, dan *F1-score* dari prediksi model ANN terhadap sentimen ulasan 'Amikom One'. Akurasi menilai seberapa tepat model dalam mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif secara keseluruhan. Presisi mengukur persentase prediksi positif yang benar-benar akurat, sementara recall mengukur persentase ulasan positif yang berhasil dikenali oleh model. *F1-score* adalah rata-rata seimbang dari *presisi* dan *recall*, yang memberikan gambaran menyeluruh tentang kinerja model dalam memprediksi sentimen ulasan.

```
Training Set:  
Training accuracy: 1.0  
Training Precision: 1.0  
Training Recall: 1.0  
Training F1 Score: 1.0  
  
Test Set:  
Test accuracy: 0.9344262480735779  
Test Precision: 0.9074074074074074  
Test Recall: 0.9423076923076923  
Test F1 Score: 0.9245283018867925
```

Gambar 11. hasil akurasi model

Model dievaluasi menggunakan dua set data terpisah: data latih, yang digunakan untuk melatih model, dan data uji, yang digunakan untuk menguji kemampuan model dalam memprediksi sentimen ulasan yang belum pernah dilihat sebelumnya. Pada data latih, model mencapai tingkat akurasi, *presisi*, *recall*, dan *F1 Score* sebesar 100%. Hal ini menunjukkan bahwa model ini sangat baik dalam memahami dan memprediksi ulasan yang digunakan untuk melatihnya. Pada data uji, model mencapai akurasi sebesar 93.44%. *Presisi* sebesar 90.74% menunjukkan bahwa dari ulasan yang diprediksi positif oleh model, sekitar 90.74% di antaranya benar-benar memiliki sentimen positif. *Recall* sebesar 94.23% mengindikasikan bahwa model dapat mengenali sekitar 94.23% dari total ulasan yang sebenarnya memiliki sentimen positif. *F1 Score* sebesar 92.45% mencerminkan keseimbangan antara *presisi* dan *recall*, memberikan gambaran keseluruhan tentang kinerja model dalam memprediksi sentimen ulasan dengan akurat dan efisien.

5 Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian, penelitian ini memanfaatkan *Artificial Neural Network (ANN)* untuk mengevaluasi persepsi pengguna terhadap aplikasi "Amikom One" di *Google Play Store* melalui ulasan pengguna. Model ANN yang dikembangkan menunjukkan tingkat akurasi yang sangat tinggi, mencapai 100% pada data latih dan 93.44% pada data uji. Evaluasi model menunjukkan presisi sebesar 90.74% untuk ulasan positif, recall sebesar 94.23%, dan F1 Score sebesar 92.45%, yang menegaskan kemampuan model dalam memprediksi sentimen ulasan dengan baik. Dari analisis sentimen, ditemukan bahwa sekitar 54.10% ulasan memiliki sentimen negatif, sementara 45.90% memiliki sentimen positif terhadap aplikasi "Amikom One". Temuan ini menunjukkan bahwa meskipun ada pengguna yang memberikan ulasan positif, terdapat pula sebagian besar pengguna yang menyampaikan sentimen negatif terhadap aplikasi tersebut.

Referensi

- [1] B. Mahesh, "Machine Learning Algorithms-A Review," *International Journal of Science and Research*, 2018, doi: 10.21275/ART20203995.
- [2] N. Yusliani, Armenia Yuhafiz, Mastura Diana Marieska, and Alvi Syahrini Utami, "Analisis Sentimen di Twitter Menggunakan Algoritma Artificial Neural Network", *JUPITER*, vol. 15, no. 1d, pp. 725–731, May 2023.

- [3] Darwis Alwan dan M. A. Ridla, "Averaged Word2vec sebagai Ekstraksi Fitur pada Analisis Sentimen Ulasan Film di IMDb menggunakan Artificial Neural Network (ANN)," *JUSTINDO (Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi Indonesia)*, vol. 9, no. 1, hlm. 36–45, Feb 2024, doi: 10.32528/justindo.v9i1.1204.
- [4] S. Farah Aliyah, H. Yasin, B. Warsito, T. Widiharis, D. Statistika, dan F. Sains dan Matematika, "Analisis Sentimen PT Tiki Jalur Nugraha Ekakurir (Pt Tiki Jne) Pada Media Sosial Twitter Menggunakan *Model Feed Forward Neural Network*," 2020.
- [5] J. Homepage, N. C. Agustina, D. Herlina Citra, W. Purnama, C. Nisa, dan A. Rozi Kurnia, "MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science The Implementation of Naïve Bayes Algorithm for Sentiment Analysis of Shopee Reviews on Google Play Store Implementasi Algoritma Naive Bayes untuk Analisis Sentimen Ulasan Shopee pada Google Play Store," vol. 2, hlm. 47–54, 2022.
- [6] A. Nur Rahmi dan D. Prabowo, "Evaluasi Kepuasan Pengguna Aplikasi AMIKOM ONE Menggunakan Metode EUCS," *INFOS Journal - Information System Journal*, vol. 2, no. 1, 2019.
- [7] Ulfa Kusnia and F. Kurniawan, "Analisis Sentimen Review Aplikasi Media Berita Online Pada Google Play menggunakan Metode Algoritma Support Vector Machines (SVM) Dan Naive Bayes", *explorit*, vol. 14, no. 1, pp. 24-28, Jun. 2022.
- [8] S. Y. F. Noorihsan, N. Y. Setiawan, dan M. C. Saputra, "Analisis Sentimen Ulasan Google Review New Star Cineplex Pasuruan menggunakan *Artificial Neural Network (ANN)*," *J-PTIHK*, vol. 7, no. 2, hal. 564-573, Mar. 2023.
- [9] I. Najiyah, "Analisis Sentimen Tanggapan Masyarakat Indonesia Tentang Kenaikan BBM Menggunakan Metode Artificial Neural Network," *Jurnal Responsif*, vol. 5, no. 1, hlm. 92–100, 2023, [Daring]. Tersedia pada: <https://ejournal.ars.ac.id/index.php/jti>
- [10] Q. Bi, K. E. Goodman, J. Kaminsky, dan J. Lessler, "What is Machine Learning? A Primer For the Epidemiologist," *Am J Epidemiol*, vol. 188, no. 12, hlm. 2222–2239, Des 2019, doi: 10.1093/aje/kwz189
- [11] R. M. A. Ikram, L. Goliatt, O. Kisi, S. Trajkovic, dan S. Shahid, "Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategy for Improving Machine Learning Approaches in Streamflow Prediction," *Mathematics*, vol. 10, no. 16, Agu 2022, doi: 10.3390/math10162971.
- [12] S. Fadhilah dan F. S. Utomo, "Naïve Bayes Algorithm for Sentiment Analysis of Blibli.com Review on Google Play Store," *Sistemasi: Jurnal Sistem Informasi*, vol. 13, no. 2, hal. 831-840, 2024.
- [13] Z. Nawaz, C. Zhao, F. Nawaz, A. A. Safeer, dan W. Irshad, "Role of artificial neural networks techniques in development of market intelligence: a study of sentiment analysis of ewom of a women's clothing company," *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, vol. 16, no. 5, hlm. 1862–1876, Agu 2021, doi: 10.3390/jtaer16050104.
- [14] T. Astuti dan I. Pratika, "Product Review Sentiment Analysis by Artificial Neural Network Algorithm," *International Journal of Informatics and Information Systems*, vol. 2, no. 2, hlm. 61–66, 2019.
- [15] A. Pertiwi, A. Triayudi, and E. T. E. Handayani, "Sentiment Analysis of the Impact of Covid-19 on Indonesia's Economy through Social Media Using the ANN Method: Sentiment Analysis of the Impact of Covid-19 on Indonesia's Economy through Social Media Using the ANN Method", *Mantik*, vol. 4, no. 1, pp. 605-612, May 2020.

- [16] F. Yulian Pamuji, "Penguujian Metode SMOTE Untuk Penanganan Data Tidak Seimbang pada Dataset Binary," *Seminar Nasional Sistem Informasi*, vol. 2022, 2022.
- [17] N. Putu Gita Naraswati, D. Cindy Rosmilda, D. Desinta, F. Khairi, R. Damaiyanti, and R. Nooraeni, "SISTEMASI: Jurnal Sistem Informasi Analisis Sentimen Publik dari Twitter Tentang Kebijakan Penanganan Covid-19 di Indonesia dengan Naive Bayes Classification." [Online]. Available: <http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>.
- [18] Nugroho, A., and N. Norhikmah, "Sentiment Analysis using the Support Vector Machine Algorithm on Covid_19," *Sistemasi: Jurnal Sistem Informasi*, vol. 13, no. 4, pp. 1758-1772, 2024, doi: 10.32520/stmsi.v13i4.3778.