

ANALISIS SENTIMEN PADA PENGGUNA APLIKASI DANA MENGGUNAKAN METODE LSTM DAN BERT UNTUK MENINGKATKAN PENGGUNA APLIKASI DANA

Winarni, Achmad Hindasyah ,Tumpal Sahala Sirait
wina005@brin.go.id, dosen00121@unpam.ac.id ,
tumpalsalahasirait@gmail.com

Magister Teknik Informatika, Pasca Sarjana Universitas Pamulang

ABSTRACT

Sentiment analysis is an important computational technique used to identify opinions and perceptions expressed by users through textual reviews on digital platforms. This research aims to conduct sentiment analysis on user reviews of the DANA digital wallet application collected from the Google Play Store. The dataset was systematically obtained through a web scraping process, resulting in thousands of review entries as the primary data source. The text data underwent several preprocessing stages, including case folding, cleansing, slang normalization, stopword removal, and tokenization, to produce clean and structured text suitable for modeling. The sentiment classification model employed in this study is the LSTM-BERT architecture, in which IndoBERT is utilized to generate contextual word representations based on the Transformer mechanism, while LSTM is used to capture sequential patterns within the textual data. The model was trained using training data and evaluated using validation and testing datasets. Model performance was assessed using accuracy, precision, recall, F1-score metrics, and confusion matrix visualization. The experimental results indicate that the proposed model achieved an accuracy of 0.70, a weighted average F1-score of 0.67, and a macro average F1-score of 0.58. The model performed well in identifying positive and negative sentiment classes, while performance on the neutral class remained relatively low due to dataset imbalance issues. These findings demonstrate that the LSTM-BERT model is effective for sentiment classification in Indonesian-language review data from fintech applications, although further improvements are required, particularly in addressing class imbalance to enhance overall model performance.

Index : Sentiment Analysis, Digital Wallet, DANA, Google Play Store, NLP, IndoBERT, LSTM-BERT, Machine Learning.

ABSTRAK

Analisis sentimen merupakan salah satu pendekatan yang digunakan untuk memahami opini dan persepsi pengguna terhadap suatu layanan digital berdasarkan ulasan yang mereka berikan. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi dompet digital DANA yang diperoleh dari platform Google Play Store. Proses pengumpulan data dilakukan secara sistematis melalui teknik web scraping, sehingga diperoleh ribuan data ulasan sebagai sumber informasi. Data yang terkumpul selanjutnya melalui tahapan preprocessing teks, meliputi case folding, cleansing, normalisasi slang, stopword removal, dan tokenization untuk menghasilkan representasi teks yang bersih dan siap digunakan dalam proses pemodelan. Metode pemodelan yang digunakan dalam penelitian ini adalah arsitektur LSTM-BERT, di mana IndoBERT berperan dalam

menghasilkan representasi konteks kata berbasis Transformer dan LSTM digunakan untuk menangkap pola sekuensial dalam teks. Model dilatih menggunakan data pelatihan serta dievaluasi melalui data validasi dan pengujian. Evaluasi performa dilakukan menggunakan metrik accuracy, precision, recall, dan F1-score, serta visualisasi confusion matrix. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model menghasilkan nilai akurasi sebesar 0.70, weighted average F1-score sebesar 0.67, dan macro average F1-score sebesar 0.58, dengan performa tertinggi pada kelas sentimen positive dan negative, serta performa terendah pada kelas neutral akibat ketidakseimbangan distribusi data. Berdasarkan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa model LSTM-BERT efektif digunakan dalam menganalisis sentimen pengguna aplikasi DANA, meskipun pengembangan lebih lanjut masih diperlukan terutama dalam peningkatan akurasi kelas neutral.

Index : *Analisis Sentimen, DANA, Google Play Store, NLP, IndoBERT, LSTM-BERT, Text Mining.*

1. PENDAHULUAN

Latar Belakang

Perkembangan teknologi telah mengalami lonjakan pesat dalam beberapa dekade terakhir, mengubah hampir setiap aspek kehidupan manusia. Seiring dengan kemajuan dalam bidang komputasi, komunikasi, dan jaringan, teknologi telah memperkenalkan berbagai inovasi yang meningkatkan efisiensi dan memperluas cakupan aktivitas manusia. Salah satu contoh yang paling menonjol adalah revolusi digital yang mendorong transisi dari cara-cara tradisional dalam berbisnis, berkomunikasi, hingga berinteraksi dengan dunia luar, ke bentuk yang lebih terintegrasi secara online. Inovasi-inovasi seperti kecerdasan buatan (AI), big data, dan internet of things (IoT) telah memfasilitasi penciptaan berbagai platform dan aplikasi baru yang dapat menjangkau lebih banyak orang dalam waktu yang lebih singkat.

Salah satu bidang yang merasakan dampak signifikan dari kemajuan teknologi adalah sektor keuangan. Teknologi finansial (fintech) telah berkembang pesat, memberikan kemudahan dan kenyamanan dalam bertransaksi secara digital. Berbagai layanan keuangan, seperti pembayaran digital, investasi, pinjaman online, dan asuransi, kini dapat diakses hanya dengan menggunakan perangkat mobile atau komputer. Keamanan dan kenyamanan dalam bertransaksi yang sebelumnya

menjadi tantangan besar, kini telah berhasil diatasi melalui penggunaan teknologi enkripsi dan verifikasi canggih yang memastikan data pengguna tetap aman. Dengan semakin meluasnya akses ke internet, masyarakat kini lebih mudah untuk memanfaatkan layanan-layanan finansial berbasis teknologi.

Namun, meskipun perkembangan teknologi membawa banyak kemudahan, ada juga tantangan yang muncul seiring dengan perubahan ini. Salah satunya adalah bagaimana teknologi dapat digunakan secara tepat untuk memahami kebutuhan dan preferensi pengguna. Terlebih lagi dalam bidang aplikasi-aplikasi digital, penting untuk mengetahui bagaimana pengguna merespons dan merasakan pengalaman mereka menggunakan teknologi tersebut. Oleh karena itu, penting bagi perusahaan dan pengembang aplikasi untuk terus berinovasi, termasuk dengan menggunakan teknologi seperti analisis sentimen, yang dapat menggali opini dan feedback pengguna untuk meningkatkan kualitas layanan yang diberikan.

Analisis sentimen, atau *opinion mining*, merupakan cabang dari pengolahan bahasa alami (*Natural Language Processing*, NLP) yang bertujuan untuk mengidentifikasi, mengekstraksi, dan mengklasifikasikan opini, perasaan, evaluasi, penilaian, sikap, dan emosi yang terkandung dalam teks tertulis. Menurut Bing Liu (2020), analisis

sentimen adalah suatu bidang ilmu pengetahuan yang menganalisis pendapat, perasaan, evaluasi, penilaian, sikap, dan emosi terhadap kualitas seperti produk, layanan, individu, masalah, peristiwa, topik, dan atributnya

Proses analisis sentimen mengandalkan berbagai algoritma machine learning yang mampu memproses data teks dalam jumlah besar dan mengidentifikasi pola yang terkandung di dalamnya. Algoritma tersebut dapat mencakup pendekatan berbasis supervised learning, seperti Support Vector Machines (SVM), atau metode berbasis deep learning yang lebih canggih, seperti Long Short-Term Memory (LSTM) dan Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT). Metode-metode ini memiliki kemampuan untuk memahami nuansa emosional dalam teks dengan tingkat akurasi yang tinggi, yang menjadikannya sangat berguna dalam aplikasi yang memerlukan analisis konteks yang mendalam, seperti analisis sentimen pada ulasan aplikasi.

Di era digital yang penuh dengan data, analisis sentimen sangat membantu berbagai perusahaan untuk memahami keinginan dan ketidakpuasan pelanggan secara lebih tepat dan cepat. Dalam hal ini, teknologi analisis sentimen dapat membantu pengembang aplikasi untuk mengidentifikasi dan merespons masalah atau kritik yang disampaikan oleh pengguna, serta mengevaluasi keberhasilan dari fitur baru yang diterapkan. Terutama pada aplikasi fintech seperti DANA, yang terus berkembang untuk memberikan pengalaman terbaik bagi penggunanya, analisis sentimen dapat memberikan wawasan berharga mengenai persepsi dan kepuasan pengguna, yang pada gilirannya dapat mendukung pengambilan keputusan yang lebih tepat dalam pengembangan produk.

Aplikasi DANA adalah salah satu platform dompet digital terkemuka di Indonesia yang memungkinkan pengguna untuk melakukan berbagai transaksi keuangan secara online dengan mudah dan aman. Dikembangkan oleh PT Espay

2. KAJIAN TEORI

Tinjauan Pustaka

Dalam penelitian ini, penulis melakukan literatur review terhadap beberapa penelitian terdahulu yang relevan dengan topik analisis sentimen pada aplikasi dompet digital menggunakan metode deep learning, khususnya LSTM (Long Short-Term Memory) dan BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers). Literatur yang diambil mencakup penelitian-penelitian yang membahas analisis sentimen, aplikasi fintech, serta penggunaan LSTM dan BERT dalam pemrosesan bahasa alami (NLP). Penelitian-penelitian terdahulu yang dijadikan acuan dalam kajian literatur ini diterbitkan dalam tiga tahun terakhir, untuk memastikan keaktualan dan relevansi dengan perkembangan teknologi terkini.

Maulana et al. (2024) dalam penelitian mereka yang berjudul "Sentiment Analysis of Pluang Applications with Naive Bayes and Support Vector Machine (SVM) Algorithm" mengkaji penggunaan algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM) untuk menganalisis sentimen dari ulasan pengguna aplikasi Pluang, sebuah aplikasi investasi digital. Penelitian ini menunjukkan bahwa SVM memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan Naive Bayes, dengan akurasi mencapai 99,50%, sedangkan Naive Bayes hanya 99,25%. Penelitian ini mengungkapkan bahwa SVM lebih efektif dalam membedakan sentimen positif dan negatif, yang disebabkan oleh kemampuannya dalam memetakan data ke ruang dimensi yang lebih tinggi. Dalam konteks penelitian ini, hasil yang dicapai

oleh SVM dengan menggunakan parameter optimal menunjukkan bahwa model ini sangat baik dalam menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi berbasis digital. Penelitian ini juga memberikan wawasan yang penting bagi pengembangan aplikasi investasi digital dalam memahami persepsi dan kepuasan pengguna melalui analisis sentimen yang lebih akurat (Maulana et al., 2024).

selama masa pandemi COVID-19. Penelitian ini menggunakan metode Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM), yang dipilih untuk mengatasi permasalahan data ulasan yang besar. Dalam penelitian ini, pengumpulan data dilakukan dengan menggunakan teknik web scraping untuk memperoleh 106.609 ulasan yang kemudian diberi label dan diproses melalui tahapan preprocessing seperti case folding, tokenizing, stopword removal, dan stemming. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan Bi-LSTM memberikan akurasi terbaik sebesar 91,25%, lebih tinggi dibandingkan dengan metode machine learning konvensional seperti SVM dan Maximum Entropy. Penelitian ini menyoroti efektivitas Bi-LSTM dalam menangani data besar dan membantu dalam pengembangan aplikasi Mobile JKN dengan memperhatikan feedback pengguna (Martiani et al., 2022).

Bayu Anggara Putra et al. (2022) dalam penelitiannya yang berjudul "Aspect-Based Sentiment Analysis of Student Complaints During the COVID-19 Pandemic Using LSTM" mengkaji analisis sentimen berbasis aspek terhadap aduan mahasiswa Universitas Muhammadiyah Sidoarjo (UMSIDA) yang terdampak oleh pandemi COVID-19. Penelitian ini menggunakan Long Short-Term Memory (LSTM) untuk melakukan analisis sentimen pada tiga aspek utama, yaitu ekonomi, pendidikan, dan kesehatan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model LSTM mampu mencapai akurasi hingga 81%

dalam mengklasifikasikan sentimen dan aspek-aspek tersebut, dengan akurasi sentimen positif dan negatif masing-masing 80% dan 82%. Penelitian ini menggarisbawahi pentingnya pemodelan sentimen berbasis aspek dalam memahami pandangan mahasiswa terhadap dampak pandemi, serta menunjukkan efektivitas LSTM dalam menangani analisis teks yang lebih kompleks seperti aduan mahasiswa (Putra et al., 2022).

Ayu Lestari et al. (2022) dalam penelitiannya yang berjudul "Sentiment Analysis to Classify TikTok Shop Users on Twitter with Naïve Bayes Classifier Algorithm" mengkaji analisis sentimen pengguna TikTok Shop yang diungkapkan di Twitter menggunakan algoritma Naïve Bayes Classifier. Penelitian ini mengumpulkan 1.907 tweet yang relevan terkait TikTok Shop, dan hasilnya menunjukkan bahwa penggunaan teknik SMOTE (Synthetic Minority Oversampling Technique) untuk menangani ketidakseimbangan data dapat meningkatkan akurasi model hingga 93,98%. Hasil analisis sentimen yang dilakukan mengungkapkan bahwa 35,5% tweet memiliki sentimen positif, 35,5% negatif, dan 29% netral. Penelitian ini memberikan wawasan penting mengenai bagaimana platform seperti TikTok Shop dapat memahami persepsi penggunanya di media sosial, yang juga relevan dengan penggunaan analisis sentimen dalam aplikasi e-commerce atau fintech seperti DANA (Lestari et al., 2025).

Data Mining

Data mining merupakan proses mengolah data yang terbatas dengan kemungkinan model yang tidak terbatas dan bertujuan untuk menghasilkan model yang paling baik menjelaskan data yang ada, dengan cara mengaplikasikan Algoritma data analisis dan data discovery (Ozer, P 2008). Data mining adalah penambangan atau penemuan informasi baru dengan mencari pola atau aturan

tertentu dari sejumlah data yang sangat besar.

Text Preprocessing

Text preprocessing merupakan tahap awal yang sangat penting dalam analisis teks, terutama dalam analisis sentimen. Tujuan utama dari text preprocessing adalah untuk mempersiapkan data teks mentah agar dapat diproses lebih lanjut dalam model pembelajaran mesin (machine learning) atau algoritma pengolahan bahasa alami (Natural Language Processing, NLP).

3. METODE PENELITIAN

Analisis Kebutuhan

Untuk memastikan penelitian berjalan sesuai tujuan yang diharapkan, dilakukan analisa kebutuhan guna mengidentifikasi dan memahami berbagai aspek yang diperlukan. Dalam proses ini, penulis menguraikan analisa kebutuhan yang meliputi perangkat lunak (software), perangkat keras (hardware), serta data yang dibutuhkan. Analisa kebutuhan menjadi langkah penting dalam memastikan setiap komponen yang diperlukan tercatat dengan jelas dan mendetail, sehingga mendukung terlaksananya pelaksanaan penelitian yang efektif.

Analisa Kebutuhan Perangkat Lunak (Software)

Analisa kebutuhan perangkat lunak (software) berikut ini mencakup elemen yang dibutuhkan dalam penelitian analisis sentimen terkait pengguna DANA.

Analisa Kebutuhan Data

Dalam penelitian ini, data memegang peran penting sebagai dasar dalam proses pelatihan dan pengujian model deep learning, khususnya LSTM dan BERT. Data yang digunakan berupa ulasan atau review dari pengguna aplikasi DANA yang tersedia di platform Google Play Store. Ulasan-ulasan ini mengandung opini atau sentimen yang mencerminkan pengalaman, kepuasan, atau keluhan pengguna terhadap fitur-fitur dalam aplikasi tersebut. Karena sifatnya yang tidak terstruktur, data ulasan perlu dipersiapkan secara sistematis agar dapat dianalisis secara efektif oleh model.

Data dikumpulkan menggunakan teknik scraping melalui library google-play-scraping, yang berbasis Node.js. Proses scraping dilakukan untuk mengumpulkan ribuan ulasan dari pengguna aplikasi DANA dalam rentang waktu tertentu. Setiap ulasan akan disimpan dalam format terstruktur seperti CSV atau JSON, yang memuat informasi penting seperti teks ulasan, waktu penulisan, dan rating. Pengumpulan data ini difokuskan hanya pada platform Google Play Store agar sumber data konsisten dan dapat dianalisis secara mendalam.

Setelah data terkumpul, tahap berikutnya adalah proses pelabelan sentimen. Label sentimen akan diklasifikasikan ke dalam tiga kategori utama, yaitu positif, negatif, dan netral. Proses pelabelan dilakukan secara semi-otomatis dengan mempertimbangkan isi ulasan dan/atau nilai rating yang diberikan oleh pengguna. Misalnya, ulasan dengan rating 4 atau 5 cenderung diberi label positif, rating 1 atau 2 sebagai negatif, dan rating 3 sebagai netral. Proses ini juga dapat dikombinasikan dengan analisis berbasis kata kunci atau bahkan pelabelan manual untuk meningkatkan akurasi label.

Jumlah data yang dibutuhkan dalam penelitian ini minimal berkisar antara 3.000 hingga 5.000 ulasan, dengan distribusi yang merata pada ketiga kelas sentimen. Namun dalam kenyataannya, data sering kali tidak seimbang, di

mana ulasan positif lebih banyak dibandingkan ulasan negatif atau netral. Ketidakseimbangan data ini dapat memengaruhi akurasi model, sehingga perlu dilakukan penanganan seperti teknik oversampling, undersampling, atau SMOTE agar model tidak bias terhadap kelas mayoritas.

Sebelum digunakan dalam pemodelan, seluruh data perlu melalui tahapan preprocessing. Proses ini mencakup case folding (mengubah huruf menjadi kecil semua), tokenisasi, penghapusan kata-kata tidak penting (stopwords), stemming atau lemmatization, serta normalisasi teks. Untuk model LSTM, data teks harus

diubah menjadi urutan numerik melalui tokenizer dan embedding. Sedangkan untuk model BERT, digunakan tokenizer khusus dari pre-trained model seperti bert-base-uncased atau IndoBERT. Dengan persiapan data yang baik dan sesuai kebutuhan model, diharapkan hasil analisis sentimen yang diperoleh akan memiliki tingkat akurasi dan keandalan yang tinggi.

Perancangan Penelitian

Perancangan penelitian merupakan tahap penting yang bertujuan untuk menggambarkan secara sistematis langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian ini. Pada tahap ini, peneliti merancang keseluruhan proses mulai dari pengumpulan data, pra-pemrosesan, penerapan model *deep learning*, hingga tahap evaluasi hasil. Perancangan penelitian ini dibuat agar setiap proses dapat terarah, terukur, dan sesuai dengan tujuan penelitian, yaitu untuk menganalisis sentimen pengguna aplikasi DANA dengan menggunakan dua pendekatan *deep learning* — Long Short-Term Memory (LSTM) dan Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT).

Setiap tahap dalam perancangan penelitian dijelaskan melalui alur penelitian yang menggambarkan urutan kegiatan mulai dari studi literatur hingga penarikan kesimpulan. Dengan adanya perancangan ini, diharapkan penelitian mampu menghasilkan model analisis sentimen yang akurat serta memberikan kontribusi dalam pengembangan teknologi pemrosesan bahasa alami pada konteks ulasan pengguna aplikasi digital di Indonesia.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Preprocessing Data

Tahap **preprocessing** dilakukan untuk menata, membersihkan, dan menyeragamkan korpus ulasan agar siap dianalisis lebih lanjut dengan model LSTM dan BERT. Seluruh proses dikerjakan menggunakan **Python** dengan dukungan **Pandas** (manipulasi data), **regex** (normalisasi teks), **NLTK**

(tokenisasi & **stopwords** Bahasa Indonesia), serta **Sastrawi** (stemming Bahasa Indonesia). Alur pembersihan yang diterapkan meliputi: **case folding** (mengubah seluruh huruf menjadi kecil), penghapusan **URL**, **tagar**, **mention**, **angka**, **emoji**, dan **tanda baca** berlebih, normalisasi **spasi** dan **huruf berulang** (mis. “*baguuuuus*” → “*bagus*”), **tokenisasi**, eliminasi **stopwords** umum berbahasa Indonesia, serta **stemming** untuk mengembalikan kata ke bentuk dasarnya. Selain itu, dilakukan **deduplikasi** berdasarkan *reviewId* dan pembuangan entri tanpa teks agar kualitas data terjaga. Hasil akhir tahap ini disimpan pada kolom **content_clean** (beserta token yang telah disaring) dan menjadi masukan standar untuk tahapan pemodelan pada subbab berikutnya.

4.1.1 Case Folding

Case folding adalah langkah awal normalisasi teks dengan **mengubah seluruh karakter alfabet pada ulasan menjadi huruf kecil (lowercase)** agar representasi kata seragam dan tidak terjadi duplikasi fitur akibat perbedaan kapitalisasi (misalnya “*DANA*”, “*Dana*”, dan “*dana*” dianggap sama). Pada penelitian ini, case folding diterapkan pada kolom teks ulasan sebelum proses tokenisasi dan pembersihan lebih lanjut, cukup menggunakan fungsi bawaan Python `str.lower()` sehingga efisien dan bebas efek samping terhadap isi semantik teks; sebagai ilustrasi, kalimat “*Aplikasi Ini BAGUS*” menjadi “*aplikasi ini bagus*” . Langkah ini memastikan korpus 8.000 ulasan tahun 2025

memiliki bentuk kata yang konsisten, memudahkan ekstraksi fitur dan meningkatkan stabilitas kinerja model LSTM maupun BERT pada tahap pemodelan.

UNIVERSITAS PAMULANG 52
import pandas as pd

```
# Membaca data ulasan
df = pd.read_csv("dana_reviews_oke
(2).csv", encoding="latin-1")
# Fungsi case folding: mengubah semua
huruf menjadi huruf kecil
def casefoldingText(text):
    return str(text).lower()
# Menerapkan case folding pada kolom
content
df["content_case_folding"] =
df["content"].apply(casefoldingText)
# Menampilkan 5 data teratas sebelum dan
sesudah case folding
df[["content",
"content_case_folding"]].head()
```

Tabel 4. 1 Hasil Case Folding

No Corpus Case Folding

1 Kesedot teRus aTi luRr öÝ‘□öÝ□» kesedot
terus ati lurr öÝ‘□öÝ□»

2 Aman Sampai Hari Ini aman sampai hari ini

3 sangat membantu sangat membantu

4 DANA Terbaik öÝ“¥ dana terbaik öÝ“¥

5 OK Sukses Terpercaya Amanah ok sukses
terpercaya amanah

Normalisasi

Tahap normalisasi dilakukan setelah case folding untuk memastikan teks ulasan berada dalam bentuk yang seragam, bersih, dan siap diproses oleh tahap tokenisasi, stopword removal, hingga pemodelan LSTM dan BERT. Normalisasi berfungsi menghilangkan elemen-elemen yang tidak relevan seperti URL, tanda baca, angka, simbol, mention, serta karakter non-alfabet lainnya yang dapat mengganggu proses ekstraksi fitur. Selain itu, normalisasi juga mencakup perbaikan struktur teks seperti penghapusan spasi berlebih, penyatuan format penulisan, dan menghilangkan pola karakter yang tidak diperlukan. Dengan adanya normalisasi, bentuk teks menjadi lebih sederhana dan representatif sehingga dapat meningkatkan kualitas analisis sentimen pada tahap pemodelan selanjutnya. Hasil akhir normalisasi disimpan pada kolom *content_normalized* sebagai dasar untuk proses NLP berikutnya.

```
import pandas as pd
import re
# Load dataset
```

```
path = "/mnt/data/dana_reviews_oke
(2).csv"
df = pd.read_csv(path, encoding="latin1")
# Normalization function
def normalize_text(text):
    text = str(text).lower() # case folding
    text = re.sub(r"http\S+|www\S+", " ", text) # remove URLs
    text = re.sub(r"@[\w+|\#\w+]", " ", text) # remove mentions & hashtags
    text = re.sub(r"[^a-zA-Z\s]", " ", text) # remove non-letters
    text = re.sub(r"\s+", " ", text).strip() # multiple spaces
    UNIVERSITAS PAMULANG 53
    return text
df["content_normalized"] =
df["content"].apply(normalize_text)
df[["content",
"content_normalized"]].head()
```

Tabel 4. 2 Hasil Normalisasi

No Corpus Case Folding

1 kesedot terus ati lurr öÝ‘□öÝ□» kesedot
terus ati lurr

2 aman sampai hari ini #mantap aman sampai
hari ini

3 sangat membantu 😊 sangat membantu

4 dana terbaik öÝ“¥ dana terbaik

5 ok sukses terpercaya amanah ok sukses
terpercaya amanah

Tokenizing

Tahap **tokenizing** bertujuan memecah korpus ulasan menjadi unit-unit kata agar dapat diproses sebagai fitur pada tahapan berikutnya. Pada penelitian ini, tokenisasi dilakukan **setelah case folding dan cleaning**, sehingga tanda baca umum (titik, koma, tanda tanya, simbol non-alfabet), URL, angka, serta spasi ganda telah dihilangkan/ dinormalisasi. Pemisahan kata dilakukan dengan **pemisah spasi** (whitespace), sehingga setiap token merepresentasikan satu kata yang bermakna; jika suatu karakter bukan pemisah (bukan spasi), maka ia digabungkan dengan karakter berikutnya sampai terbentuk satu token. Selain itu,

token satu karakter non-alfabet dan token numerik dibuang untuk mengurangi *noise*. Hasil tokenisasi berupa daftar kata untuk tiap ulasan dan menjadi masukan bagi tahap **stopwords removal** dan **stemming**; import nltk

```
# Jalankan sekali saja
nltk.download('punkt')
nltk.download('punkt_tab') # tambahan penting untuk versi NLTK terbaru
from nltk.tokenize import word_tokenize
def tokenizingText(text):
    text = str(text)
    return word_tokenize(text)
# Terapkan tokenisasi pada kolom hasil stopword removal
df['content_tokenize'] = df['content_stopword'].apply(tokenizingText)
df.head(5)
```

Tabel 4. 3 Hasil Tokenizing

No Corpus Tokenizing

1. kesedot terus ati lurr ['kesedot', 'terus', 'ati', 'lurr']
 2. aman sampai hari ini ['aman', 'sampai', 'hari', 'ini']
 3. sangat membantu ['sangat', 'membantu']
 4. dana terbaik ['dana', 'terbaik']
- UNIVERSITAS PAMULANG 54
- 5.
- ok sukses terpercaya amanah ['ok', 'sukses', 'terpercaya', 'amanah']

Stemming

Stemming merupakan proses penting dalam preprocessing yang bertujuan mengembalikan setiap kata ke bentuk dasarnya. Pada data ulasan pengguna, banyak kata muncul dalam bentuk turunan seperti imbuhan awalan, akhiran, atau gabungan (misalnya “membantu”, “dibayarkan”, “kendalanya”, dll.). Variasi bentuk kata seperti ini dapat menyebabkan model memandang kata-kata yang sebenarnya memiliki makna sama sebagai entitas berbeda. Oleh

karena itu, proses stemming digunakan untuk menyederhanakan kata menjadi bentuk dasar (root word), seperti “membantu” menjadi “bantu” atau “dibayarkan” menjadi “bayar”. Penelitian ini menggunakan library Sastrawi, yang merupakan stemmer Bahasa Indonesia paling banyak digunakan dan telah

dioptimalkan untuk menangani struktur morfologi bahasa Indonesia. Hasil stemming ini diolah pada kolom *final_content*, yang selanjutnya digunakan sebagai input utama pada tahap embedding, pelatihan model LSTM, dan finetuning

BERT.

```
# Import Sastrawi Stemmer
from Sastrawi.Stemmer.StemmerFactory
import StemmerFactory
# Membuat stemmer
stemmer = StemmerFactory().create_stemmer()
# Fungsi stemming
def stemming_text(text):
    return stemmer.stem(str(text))
# Terapkan stemming pada kolom yang telah melalui tahapan stopword & tokenizing
df['final_content'] = df['content_tokenize'].apply(stemming_text)
```

Tampilkan 5 baris awal

```
df[['content_tokenize',
'final_content']].head()
```

Hasil Stemming

No Corpus Stemming

1. ['kesedot', 'terus', 'ati', 'lurr'] ['sedot', 'terus', 'ati', 'lur']
 2. ['aman', 'sampai', 'hari', 'ini'] ['aman', 'sampai', 'hari', 'ini']
 3. ['sangat', 'membantu'] ['sangat', 'bantu']
 4. ['dana', 'terbaik'] ['dana', 'baik']
 5. ['ok', 'sukses', 'terpercaya', 'amanah'] ['ok', 'sukses', 'percaya', 'amanah']
- UNIVERSITAS PAMULANG 55

Stopword Removal

Stopword removal merupakan tahap lanjutan dalam preprocessing teks

yang bertujuan untuk menghilangkan kata-kata umum (stopwords) yang tidak memiliki kontribusi signifikan terhadap pemaknaan kalimat. Contoh stopwords Bahasa Indonesia antara lain “yang”, “dan”, “di”, “ke”, “untuk”, dan “ini”. Kata-kata

tersebut sering muncul dalam teks tetapi tidak memberikan informasi penting bagi model analisis sentimen karena tidak mencerminkan opini, emosi, atau makna inti ulasan. Dengan menghapus stopwords, dimensi data menjadi lebih ringkas sehingga proses pembelajaran model LSTM maupun BERT menjadi lebih efisien. Pada penelitian ini, stopword removal dilakukan menggunakan **NLTK Bahasa Indonesia** serta daftar stopword tambahan untuk menyesuaikan bentuk kata yang umum muncul dalam ulasan aplikasi. Hasil akhir stopword removal digunakan sebagai dasar pembentukan representasi kata (embedding) pada tahap pemodelan.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan mengenai analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi DANA menggunakan model LSTM-BERT, diperoleh beberapa kesimpulan sebagai berikut.

1. Ulasan pengguna aplikasi DANA berhasil diekstraksi secara sistematis dari platform Google Play Store menggunakan metode *web scraping* melalui library google-play-scraper. Proses pengambilan data dilakukan dengan mengekstraksi elemen ulasan, seperti teks ulasan, *rating*, dan informasi pengguna, sehingga diperoleh dataset mentah berupa ribuan komentar yang dapat digunakan sebagai sumber data untuk analisis sentimen.

2. Proses *preprocessing* teks dilakukan untuk menormalkan struktur bahasa yang bervariasi dalam ulasan pengguna, seperti penggunaan kata tidak baku, istilah slang, dan keberadaan emoji. Tahapan preprocessing yang diterapkan meliputi *case folding*, *cleansing* karakter tidak relevan, *stopword removal*, *tokenization*, serta normalisasi kamus slang menjadi bentuk baku. Tahapan ini terbukti membantu dalam menghilangkan noise dan menghasilkan teks yang lebih bersih serta terstruktur sehingga siap untuk digunakan sebagai input model.

3. Pemodelan sentimen dilakukan menggunakan model LSTM-BERT dengan memanfaatkan kemampuan *contextual embedding* dari IndoBERT sebagai *feature extractor* dan LSTM sebagai lapisan tambahan untuk mengolah dependensi sekuensial dalam data teks. Model dilatih menggunakan dataset yang telah diproses dan dibagi menjadi data pelatihan, validasi, dan pengujian. Proses pelatihan dilakukan selama beberapa epoch menggunakan optimizer *Adam* dan learning rate kecil untuk menjaga stabilitas pembelajaran.

4. Evaluasi kualitas model dilakukan menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*, serta visualisasi melalui *confusion matrix* dan *classification report*. Model menghasilkan nilai akurasi sebesar **0.70**,

weighted average F1-score sebesar **0.67**, dan *macro average F1-score* sebesar **0.58**. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model memiliki kinerja prediksi yang baik untuk kelas *positive* dan *negative*, namun masih kurang optimal dalam mengenali kelas *neutral* karena ketidakseimbangan distribusi data. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa model LSTM-BERT dapat digunakan untuk analisis sentimen ulasan aplikasi fintech, namun diperlukan pengembangan lebih lanjut seperti *class balancing*, *data augmentation*, serta eksplorasi arsitektur model lanjutan

untuk meningkatkan performa terutama pada kelas sentimen *neutral*.

SARAN

Berdasarkan kesimpulan yang diperoleh dari penelitian ini, terdapat beberapa saran yang dapat dijadikan bahan pertimbangan untuk penelitian dan pengembangan sistem selanjutnya, yaitu:

1. Perlu dilakukan penyeimbangan distribusi data antar kelas sentimen, khususnya kelas *neutral*, yang memiliki jumlah data lebih sedikit dibandingkan kelas lain. Teknik seperti *Random Oversampling*, *SMOTE*, atau *class weighting* dapat diterapkan agar model tidak bias terhadap kelas mayoritas.
2. Penelitian berikutnya disarankan untuk memperluas sumber dan jumlah dataset, tidak hanya terbatas pada ulasan Google Play Store, tetapi juga dapat mencakup Twitter, forum diskusi pengguna, atau platform mediasosial lain. Penambahan variasi platform diharapkan mampu meningkatkan kekayaan representasi bahasa dan akurasi model.
3. Pengembangan model dapat dilakukan dengan mengeksplorasi varian arsitektur Transformer lainnya, seperti ROBERTa, DistilBERT, ALBERT, atau IndoBERT-lite, yang lebih ringan dan efisien untuk implementasi pada perangkat terbatas. Selain itu, penambahan lapisan *attention* atau *BiLSTM* dapat dipertimbangkan untuk meningkatkan pemahaman konteks teks secara sekuensial.
4. Perlu dilakukan eksplorasi strategi augmentation pada teks, misalnya *synonym replacement*, *back translation*, atau *EDA (Easy DataAugmentation)* untuk memperkaya variasi data pelatihan, sehingga model lebih robust terhadap perubahan gaya bahasa dan penggunaan kata tidak baku oleh pengguna aplikasi.

5. Pengembangan sistem prediksi sentimen secara real-time dapat dilakukan sebagai implementasi lanjutan di lingkungan industri, misalnya untuk membantu pengambilan keputusan layanan pelanggan (*customer service*), deteksi keluhan, serta evaluasi kualitas fitur aplikasi.

6. Visualisasi hasil analisis sentimen dapat diperluas ke dashboard interaktif, seperti menggunakan Power BI atau Tableau, agar hasil analisis dapat dipahami dengan mudah oleh pengambil kebijakan tanpa latar belakang teknis.

DAFTAR PUSTAKA

- Akbar, I., & Faisal, M. (2022). Perbandingan Analisis Sentimen PLN Mobile: MachineLearning vs. Deep Learning. *Journal of Information Technology and ComputerScience*, 7(1), 1–10.
- Anbi Fahrezi, I., Rudiman, & Azmi Verdikha, N. (2024). Analisis Sentimen Twitter Atas Isu Hak Angket Menggunakan Pembobotan TF-IDF dan Algoritma SVM. *Sci-Tech Journal*, 3(2), 179–192.
- Atmaja, R. M. R. W. P. K., & Yustanti, W. (2021). Analisis Sentimen Customer Review Aplikasi Ruang Guru dengan Metode BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers). *JEISBI*, 2(3), 2021.
- Baba, U. R. H. (2024). Analisa Sentimen Menjelang Pemilihan Umum Presiden 2024 di Indonesia Menggunakan Perbandingan Performa Support Vector Machine(SVM) dan Naïve Bayes. *INNOVATIVE: Journal Of Social Science Research*, 4(3), 11972–11990.
- Hardjita, P. W., Nurochman, & Hidayat, R. (2022). Sentiment Analysis of Tweets

- onPrakerja Card using Convolutional NeuralNetwork and Naive Bayes. IJID(International Journal on Informatics for Development), 10(2), 82–91.<https://doi.org/10.14421/ijid.2021.3007>
- Iwandini, I., Triayudi, A., & Soepriyono, G. (2023). Analisa Sentimen PenggunaTransportasi Jakarta Terhadap Transjakarta Menggunakan Metode Naives Bayesdan K-Nearest Neighbor. Journal of Information System Research (JOSH), 4(2),543–550.<https://doi.org/10.47065/josh.v4i2.2937>
- Kulsum, U., Jajuli, M., & Sulistiyowati, N. (2022). Analisis Sentimen Aplikasi WETVdi Google Play Store Menggunakan Algoritma Support Vector Machine. InJournal of Applied Informatics and Computing (JAIC) (Vol. 6, Issue 2).<http://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC>
- Lestari, A., Irma Purnamasari, A., Bahtiar, A., & Tohidi, E. (2025). Sentiment Analysis to Classify Tiktok Shop Users on Twitter with Naïve Bayes Classifier Algorithm.Journal of Artificial Intelligence and Engineering Applications, 4(2), 2808–4519.<https://ioinformatic.org/UNIVERSITAS PAMULANG 87>
- Martiani, D. P., Bachrudin, A., & Suprijadi, J. (2022). Analisis Sentimen UlasanAplikasi Mobile JKN pada Masa Pandemi dengan Metode Bidirectional-LSTM.BIAStatistics : Jurnal Statistika Teori dan Aplikasi : Biomedics, Industry &Business And Social Statistics, 1(1), 98–106.<http://prosiding.statistics.unpad.ac.id>
- Maulana, B. A., Fahmi, M. J., Imran, A. M., & Hidayati, N. (2024). Analisis SentimenTerhadap Aplikasi Pluang Menggunakan Algoritma Naive Bayes dan SupportVector Machine (SVM). MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning andComputer Science, 4(2), 375–384. <https://doi.org/10.57152/malcom.v4i2.1206>
- Musfiroh, Tholib, A., & Arifin, Z. (2024). Analisis Sentimen Terhadap Ulasan AplikasiShopee di Google Play Store Menggunakan Metode TF-IDF dan Long Short-TermMemory (LSTM). Journal homepage: Journal of Electrical Engineering andComputer (JEECOM), 6(2), 371–381. <https://doi.org/10.33650/jecom.v4i2>
- Nahumury, A. J., Manongga, D., & Iriani, A. (2022). Analysis Sentiment On AirlineCustomer Satisfaction Using Recurrent Neural Network. Eduvest-Journal ofUniversal Studies, 2(10), 2119–2129. <http://eduvest.greenvest.co.id>
- Putra, B. A., Kristian, Y., Setiawan, E. I., & Santoso, J. (2022). Aspect based SentimentAnalysis Aduan Mahasiswa UMSIDA Dimasa Pandemi Menggunakan LSTM.Journal of Intelligent System and Computation, 4(1), 45–54.<https://doi.org/10.52985/insyst.v4i1.229>
- Shidqi, F., & Yudha Febrianta, M. (2023). Analisis Kualitas Layanan Internet MetodeAnalisis Menggunakan Modelling. SEIKO : Journal of Management & Business,6(2), 439–450.