

# ANALISIS SENTIMEN BERBASIS ASPEK PADA APLIKASI PINJAMAN *ONLINE* MENGGUNAKAN *LONG SHORT-TERM MEMORY*

Muhammad Prasetyo<sup>1\*</sup>, Asep Budiman Kusdinar<sup>2</sup>, Agung Pambudi<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Muhammadiyah Sukabumi; Jl. R. Syamsudin, S.H. No. 50, Sukabumi; 0266-218345

## Keywords:

Analisis Sentimen; *Aspect-Based Sentiment Analysis*; *Long Short-Term Memory*; Pinjaman *Online*; Google Play Store.

## Correspondent Email:

mprasetyo116@ummi.ac.id

**Abstrak.** Layanan pinjaman *online* semakin diminati masyarakat, namun di sisi lain memunculkan berbagai keluhan terkait praktik penagihan, tingginya suku bunga, hingga penyalahgunaan data pribadi yang banyak disampaikan pengguna melalui kolom ulasan Google Play Store. Analisis sentimen konvensional belum mampu memetakan informasi secara komprehensif karena ulasan bersifat tidak terstruktur, informal, dan sering memuat lebih dari satu aspek (*multi-label*) dalam satu ulasan. Penelitian ini menerapkan *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA) untuk menganalisis persepsi pengguna terhadap aplikasi pinjaman *online* Easycash, Akulaku, dan Kredivo mengikuti metodologi *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM). Metode *Rule-Based Keyword Matching* digunakan untuk mengekstraksi aspek (penagihan, bunga, privasi data) sekaligus melabeli sentimen ulasan ke dalam tiga kelas (positif, netral, negatif). Dari 30.000 data mentah hasil *scraping*, diperoleh 8.705 ulasan bersih yang dibagi dengan rasio 80:20 untuk melatih algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM). Hasil pengujian menunjukkan model LSTM memperoleh *accuracy* 82,94%, dengan rata-rata makro *precision*, *recall*, dan *F1-score* masing-masing 83%, serta skor ROC-AUC 0,9375. Hasil klasifikasi diimplementasikan ke dalam *dashboard* berbasis web yang memvisualisasikan distribusi sentimen berdasarkan aspek dan aplikasi.



Copyright © 2026 The Author(s),  
Published by Jurnal Informatika dan  
Teknik Elektro Terapan. This is an open-  
access article distributed under the terms  
of the Creative Commons Attribution-  
NonCommercial 4.0 International License  
(CC BY-NC 4.0).

**Abstract.** Online lending services are increasingly in demand, yet they raise complaints regarding debt collection practices, high interest rates, and personal data misuse frequently voiced through Google Play Store reviews. Conventional sentiment analysis cannot comprehensively map this information because reviews are unstructured, informal, and often multi-label. This study applies *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA) to examine user perceptions of the online lending applications Easycash, Akulaku, and Kredivo following the *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM). A *Rule-Based Keyword Matching* method extracts three aspects (debt collection, interest, and data privacy) while simultaneously labeling review sentiment into three classes (positive, neutral, negative). From 30,000 raw scraped reviews, 8,705 clean reviews were obtained and split 80:20 to train a *Long Short-Term Memory* (LSTM) model. The model achieved 82.94% accuracy, with macro-average precision, recall, and F1-score of 83%, and a ROC-AUC score of 0.9375. The classification results were deployed into a web-based dashboard visualizing sentiment distribution by aspect and application.

## 1. PENDAHULUAN

Berbagai industri, termasuk sektor jasa keuangan, telah mengalami transformasi akibat perkembangan teknologi digital. Salah satu bentuk transformasi tersebut adalah meningkatnya penggunaan layanan pinjaman *Peer-to-Peer* (P2P) atau pinjaman *online*, yang diminati masyarakat karena proses pengajuan yang sederhana, persyaratan administrasi yang ringan, serta pencairan dana yang lebih cepat dibandingkan lembaga keuangan konvensional [1]. Di balik kemudahan tersebut, layanan pinjaman online masih menyisakan sejumlah masalah, antara lain praktik penagihan yang tidak etis, ketidakjelasan informasi bunga dan biaya layanan, serta penyalahgunaan data pribadi pengguna [1].

Ulasan pengguna pada platform digital dan media sosial memiliki peran penting dalam membentuk opini publik serta menyampaikan pengalaman terhadap suatu aplikasi [2], [3]. Jumlah ulasan yang terus bertambah menjadikan data ini sumber informasi yang berharga apabila diolah menggunakan teknik data mining, namun analisis secara manual menjadi tidak efisien karena volume data yang besar serta ragam bahasa informal, singkatan, dan kesalahan penulisan yang digunakan pengguna [4], [5]. Oleh karena itu, penerapan *Natural Language Processing* (NLP) diperlukan agar data teks tersebut dapat diproses secara sistematis.

Analisis sentimen konvensional yang hanya mengelompokkan opini ke dalam kategori positif dan negatif belum mampu memberikan gambaran yang lengkap, sebab satu ulasan sering memuat lebih dari satu topik pembahasan sekaligus. Pendekatan *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA) berkembang untuk mengatasi keterbatasan tersebut dengan mengidentifikasi sentimen berdasarkan aspek spesifik yang dibahas dalam suatu ulasan [6]. Penelitian terdahulu telah menerapkan ABSA pada ulasan aplikasi kasir digital menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) [7], analisis keluhan layanan akademik [8], serta pada ulasan destinasi wisata menggunakan model *Bidirectional Long Short-Term Memory* (Bi-LSTM) [9]. Namun, penerapan ABSA pada sektor teknologi finansial (*fintech*), khususnya layanan pinjaman *online*, masih memerlukan kajian lebih mendalam terkait aspek spesifik yang paling sering dikeluhkan masyarakat.

Setelah aspek pada setiap ulasan teridentifikasi, langkah selanjutnya adalah mengklasifikasikan sentimen menggunakan algoritma yang mampu memahami hubungan antar kata dalam urutan kalimat. *Long Short-Term Memory* (LSTM), sebagai pengembangan dari *Recurrent Neural Network* (RNN), mampu mempertahankan informasi penting pada urutan data yang panjang sehingga dapat mengurangi masalah *vanishing gradient* yang umum terjadi pada RNN konvensional [10], [11]. Beberapa penelitian juga menunjukkan bahwa LSTM memiliki performa yang baik untuk klasifikasi sentimen pada data teks berbahasa Indonesia, termasuk ulasan aplikasi digital dan media sosial [12][13][14][15].

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini menerapkan pendekatan ABSA dengan metode *Rule-Based Keyword Matching* untuk mengekstraksi tiga aspek utama layanan pinjaman *online* di Indonesia, yaitu penagihan, bunga, dan privasi data, yang penetapannya mengacu pada regulasi Otoritas Jasa Keuangan (OJK) mengenai perlindungan konsumen di sektor jasa keuangan [1]. Objek penelitian adalah ulasan pengguna tiga aplikasi pinjaman *online* legal dengan lebih dari 50 juta unduhan, yaitu Easycash, Akulaku, dan Kredivo. Setelah melalui tahap penyaringan, penghapusan duplikat, dan pemetaan aspek *multi-label*, diperoleh 8.705 baris data bersih dari 30.000 data mentah yang dikumpulkan. Algoritma LSTM kemudian digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen ke dalam tiga kelas (positif, netral, negatif) pada setiap aspek, dan hasil analisisnya diimplementasikan ke dalam *dashboard* berbasis web agar dapat menyajikan perbandingan sentimen antar aplikasi secara lebih informatif bagi masyarakat.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Pinjaman Online

Pinjaman *online* merupakan layanan keuangan berbasis teknologi digital yang memungkinkan masyarakat memperoleh pinjaman melalui aplikasi tanpa melalui prosedur perbankan konvensional. Otoritas Jasa Keuangan (OJK) mengatur dan mengawasi penyelenggara pinjaman *online* agar mematuhi ketentuan perlindungan konsumen. Meski demikian, layanan ini masih menyisakan tiga kategori keluhan utama, yaitu praktik penagihan yang dianggap mengandung intimidasi, besaran bunga dan biaya administrasi yang memberatkan, serta perlindungan data pribadi pengguna [1].

## 2.2 Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA)

ABSA merupakan pengembangan dari analisis sentimen konvensional yang bertujuan mengidentifikasi sentimen berdasarkan aspek tertentu yang dibahas dalam suatu teks, alih-alih hanya menghasilkan satu label sentimen untuk keseluruhan dokumen [6]. Pendekatan ini relevan diterapkan pada ulasan yang bersifat *multi-aspek*, seperti ulasan aplikasi pinjaman *online* yang dapat membahas penagihan, bunga, dan privasi data sekaligus dalam satu ulasan.

## 2.3 Preprocessing Teks Bahasa Indonesia

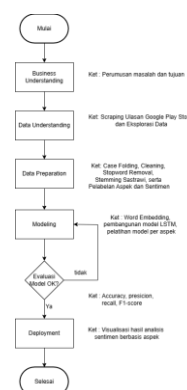
Sebelum data ulasan dapat dianalisis, diperlukan tahap prapemrosesan (*preprocessing*) untuk membersihkan dan menormalkan teks [4]. Tahapan ini meliputi *case folding* (penyeragaman huruf menjadi huruf kecil), *cleaning* (penghapusan URL, angka, tanda baca, dan emoji), *stopword removal* (penghapusan kata yang minim nilai informasi dengan tetap mempertahankan kata negasi), serta *stemming* (pengubahan kata berimbuhan menjadi kata dasar) menggunakan pustaka Sastrawi.

## 2.4 Long Short-Term Memory (LSTM)

LSTM adalah *varian Recurrent Neural Network* (RNN) yang dilengkapi mekanisme gerbang (*gate*) untuk mengatur aliran informasi, sehingga mampu mempertahankan konteks jangka panjang pada data sekuensial dan mengurangi masalah *vanishing gradient* [10], [11]. Arsitektur ini umum digunakan pada tugas klasifikasi teks karena kemampuannya mempelajari hubungan antar kata dalam suatu urutan kalimat, termasuk pada ulasan berbahasa Indonesia yang cenderung informal [12][13][14][15].

## 3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan kerangka kerja *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) yang terdiri atas enam tahap, yaitu *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modeling*, *Evaluation*, dan *Deployment*, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Metode CRISP-DM

### 3.1 Business Understanding

Merumuskan permasalahan berupa ulasan pengguna aplikasi pinjaman *online* yang tidak terstruktur dan sering memuat lebih dari satu aspek sekaligus, sehingga analisis sentimen konvensional belum mampu memetakan informasi secara rinci. Tujuan penelitian ditetapkan untuk membangun sistem ABSA berbasis *Rule-Based Keyword Matching* dan algoritma LSTM guna mengklasifikasikan sentimen pada tiga aspek utama (penagihan, bunga, privasi data), yang hasilnya disajikan melalui *dashboard* berbasis web.

### 3.2 Data Understanding

Data penelitian diperoleh dari ulasan pengguna tiga aplikasi pinjaman *online*, yaitu Easycash, Akulaku, dan Kredivo, yang masing-masing telah diunduh lebih dari 50 juta kali dan terdaftar resmi di OJK. Pengumpulan data dilakukan menggunakan pustaka *google-play-scraper* dengan parameter bahasa Indonesia (*lang='id'*) dan negara Indonesia (*country='id'*). Tahap ini berhasil mengumpulkan 30.000 ulasan mentah (Tabel 1). Data mentah yang diperoleh masih memiliki karakteristik tidak terstruktur, seperti penggunaan bahasa informal, singkatan, huruf kapital berlebihan, simbol, dan emoji, serta satu ulasan yang kerap membahas lebih dari satu topik sekaligus.

Tabel 1. Komposisi Data Hasil Scraping

| Aplikasi | Jumlah Ulasan |
|----------|---------------|
| Easycash | 10.000        |
| Akulaku  | 10.000        |
| Kredivo  | 10.000        |
| Total    | 30.000        |

### 3.3 Data Preparation

Data mentah diproses melalui tahap seleksi data, preprocessing teks, identifikasi aspek, pelabelan

sentimen, tokenisasi, *padding*, serta pembagian data latih dan data uji.

**a. Seleksi Data.** Sistem menghapus data duplikat dan ulasan yang terlalu pendek (kurang dari 3 kata), yang menyisakan 15.227 ulasan. Selanjutnya, pelabelan aspek *multi-label* memisahkan (*explode*) ulasan yang membahas lebih dari satu aspek menjadi baris terpisah, sementara ulasan yang tidak memuat kata kunci dari ketiga aspek dihapus, sehingga diperoleh 8.705 data bersih (Tabel 2).

Tabel 2. Ringkasan Seleksi Dataset

| Tahapan                                                          | Jumlah Data |
|------------------------------------------------------------------|-------------|
| Dataset awal hasil <i>scraping</i>                               | 30.000      |
| Setelah pembersihan duplikat & filter panjang                    | 15.227      |
| Total data bersih setelah ekstraksi aspek ( <i>multi-label</i> ) | 8.705       |

**b. Preprocessing Teks.** Dilakukan *case folding*, *cleaning* (URL, mention, hashtag, angka, tanda baca, emoji), *stopword removal* (dengan negasi dipertahankan), dan *stemming* menggunakan pustaka Sastrawi.

**c. Identifikasi Aspek.** Menggunakan *Rule-Based Keyword Matching* yang mencocokkan kata hasil *stemming* terhadap daftar kata kunci tiap aspek, yaitu penagihan (tagih, *debt collector*, telepon, teror), bunga (bunga, biaya, denda, cicilan, tagihan), dan privasi data (data, privasi, kontak, akun, OTP). Ulasan yang mengandung lebih dari satu aspek disimpan dalam *array* lalu dipecah menggunakan fungsi *explode()* dari pustaka *Pandas* agar setiap aspek dinilai sentimennya secara individual.

**d. Tokenisasi dan Padding.** Teks diubah menjadi representasi numerik menggunakan *Tokenizer* dengan *vocabulary size* 4.000 kata dan *maximum sequence length* 43 token.

**e. Pembagian Data.** Menggunakan fungsi *train\_test\_split* dari *Scikit-learn* dengan rasio 80:20 (*random\_state=42*, *stratify=y*), menghasilkan 6.964 data latih dan 1.741 data uji (Tabel 3). *Class weight* diterapkan untuk mengurangi bias akibat ketidakseimbangan jumlah data antar kelas sentimen.

Tabel 3. Distribusi Data Berdasarkan Sentimen

| Sentimen | Jumlah Data | Persentase |
|----------|-------------|------------|
| Positif  | 3.045       | 35,0%      |
| Netral   | 2.964       | 34,0%      |
| Negatif  | 2.696       | 31,0%      |
| Total    | 8.705       | 100%       |

### 3.4 Modelling

Model dibangun menggunakan *TensorFlow* dan *Keras* dengan arsitektur *Embedding Layer* (dimensi 100) → *LSTM Layer* (64 unit, *dropout* 0,3, *recurrent dropout* 0,3) → *Dense Layer* (32 neuron, aktivasi ReLU) → *Dropout Layer* (0,3) → *Output Layer* (3 neuron, aktivasi *Softmax*). Model dikompilasi menggunakan *optimizer Adam*, fungsi kerugian *Sparse Categorical Crossentropy*, *batch size* 16, dan maksimal 20 *epoch* (Tabel 4). Proses pelatihan dilengkapi mekanisme *EarlyStopping*, *ReduceLROnPlateau*, dan *ModelCheckpoint* untuk mencegah *overfitting* sekaligus menyimpan model dengan performa terbaik.

Tabel 4. Konfigurasi *Hyperparameter* Model LSTM

| Hyperparameter                 | Nilai                                  |
|--------------------------------|----------------------------------------|
| <i>Vocabulary Size</i>         | 4.000                                  |
| <i>Maximum Sequence Length</i> | 43                                     |
| <i>Embedding Dimension</i>     | 100                                    |
| <i>LSTM Units</i>              | 64                                     |
| <i>Dense Units</i>             | 32                                     |
| <i>Dropout</i>                 | 0,3                                    |
| <i>Optimizer</i>               | Adam                                   |
| <i>Loss Function</i>           | <i>Sparse Categorical Crossentropy</i> |
| <i>Batch Size</i>              | 16                                     |
| <i>Epoch</i>                   | 20                                     |

### 3.5 Evaluation

Kinerja model diukur menggunakan data uji sebanyak 1.741 ulasan melalui metrik *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, *F1-Score*, *Confusion Matrix*, serta ROC-AUC dengan skema *One-vs-Rest* (OvR) untuk konteks multi-kelas. Selain itu, performa LSTM dibandingkan dengan dua model *machine learning* konvensional berbasis fitur TF-IDF, yaitu *Naive Bayes* yang juga sering diandalkan untuk analisis opini publik [16] dan *Support Vector Machine* (SVM), sebagai *baseline*. Evaluasi juga dilakukan secara terperinci berdasarkan aspek (penagihan, bunga, privasi data) dan aplikasi (Easycash, Akulaku, Kredivo).

### 3.6 Deployment

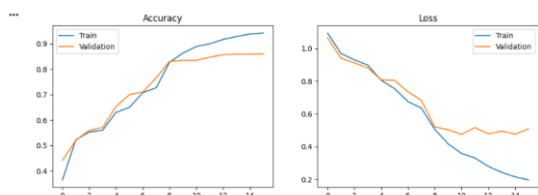
Model terbaik diintegrasikan ke dalam aplikasi web menggunakan *framework Flask* sebagai media visualisasi hasil analisis. *Dashboard* terdiri atas lima halaman, yaitu *Dashboard*, Perbandingan Aplikasi, Analisis Aspek, Dataset, dan Tentang Penelitian. Sistem menerapkan kebijakan anonimisasi terhadap identitas pengguna sebelum data ditampilkan, serta

diuji menggunakan metode Black-Box Testing untuk memastikan seluruh fungsi navigasi dan visualisasi berjalan sesuai harapan.

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1 Hasil Pelatihan Model

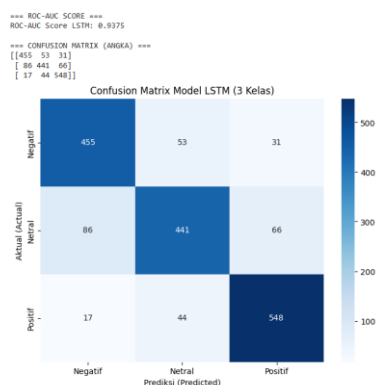
Proses pelatihan model dilakukan dengan batas maksimal 20 *epoch* (Gambar 2). Grafik akurasi dan *loss* menunjukkan nilai *training accuracy* dan *validation accuracy* meningkat secara konsisten seiring bertambahnya *epoch*, sedangkan nilai *loss* pelatihan dan validasi mengalami penurunan. Tidak terdapat kesenjangan (*gap*) yang signifikan antara kurva pelatihan dan validasi, yang mengindikasikan bahwa penerapan *Dropout* 0,3 dan mekanisme *EarlyStopping* berhasil menjaga model dari gejala *overfitting* maupun *underfitting*.



Gambar 2. Grafik Perkembangan Accuracy dan Loss Model

### 4.2 Evaluasi Kinerja Klasifikasi dan Perbandingan Baseline

Model LSTM diuji menggunakan 1.741 data uji independen dan menghasilkan akurasi keseluruhan sebesar 82,94%, dengan rata-rata makro *precision*, *recall*, dan *F1-Score* masing-masing sebesar 83%. Model juga mencatatkan skor ROC-AUC (*One-vs-Rest*) sebesar 0,9375, yang mengindikasikan kemampuan model yang sangat baik dalam membedakan ulasan bersentimen positif, netral, maupun negatif. Detail kesalahan klasifikasi antar kelas dapat dilihat pada *confusion matrix* di Gambar 3.



Gambar 3. Confusion Matrix Model LSTM (3 Kelas)

Untuk mengetahui posisi LSTM dibandingkan pendekatan *machine learning* konvensional, kinerja model dibandingkan dengan *Naive Bayes* dan SVM berbasis fitur TF-IDF (Tabel 5).

Tabel 5. Perbandingan Akurasi Model Baseline

| Model                                  | Akurasi |
|----------------------------------------|---------|
| <i>Naive Bayes</i> (TF-IDF)            | 71,7%   |
| <i>Support Vector Machine</i> (TF-IDF) | 85,5%   |
| <i>Long Short-Term Memory</i> (LSTM)   | 82,9%   |

Berdasarkan Tabel 5, SVM secara matematis unggul tipis dibandingkan LSTM. Meski demikian, LSTM tetap dipilih sebagai model utama karena arsitekturnya yang memiliki sel memori memungkinkan model mengingat urutan kata dan konteks semantik pada kalimat panjang, sehingga lebih adaptif terhadap karakteristik bahasa ulasan pengguna yang informal dan tidak terstruktur dibandingkan representasi TF-IDF yang bersifat statis.

### 4.3 Evaluasi Berdasarkan Aspek dan Aplikasi

Evaluasi lebih lanjut dilakukan berdasarkan tiga aspek penelitian dan tiga aplikasi yang dianalisis (Tabel 6). Pada aspek Bunga, model mencatatkan akurasi tertinggi sebesar 84% dari 832 data uji, dengan *F1-Score* sentimen positif mencapai 91%, yang mengindikasikan bahwa kosakata terkait bunga dan cicilan memiliki pola semantik paling jelas. Aspek Privasi Data memperoleh akurasi 83% dari 294 data uji, sedangkan aspek Penagihan memperoleh akurasi 81% dari 615 data uji.

Tabel 6. Akurasi Klasifikasi Berdasarkan Aspek dan Aplikasi

| Kategori            | Akurasi | Jumlah Data Uji |
|---------------------|---------|-----------------|
| Aspek: Bunga        | 84%     | 832             |
| Aspek: Privasi Data | 83%     | 294             |
| Aspek: Penagihan    | 81%     | 615             |
| Aplikasi: Kredivo   | 88%     | -               |
| Aplikasi: Easycash  | 87%     | -               |
| Aplikasi: Akulaku   | 78%     | -               |

Berdasarkan aplikasi, ulasan Kredivo memperoleh akurasi klasifikasi tertinggi (88%), diikuti Easycash (87%), sementara Akulaku memperoleh akurasi terendah (78%). Tingginya akurasi pada Kredivo dan Easycash menunjukkan bahwa pengguna kedua aplikasi tersebut cenderung menuliskan opini secara lebih tegas dan eksplisit,

sehingga lebih mudah dikenali polanya oleh model dibandingkan ulasan pengguna Akulaku yang cenderung lebih ambigu.

#### 4.4 Implementasi Prototipe Dashboard

Hasil klasifikasi sentimen diimplementasikan ke dalam *dashboard* berbasis web menggunakan *framework Flask* (Gambar 4). *Dashboard* menyajikan ringkasan distribusi sentimen, perbandingan sentimen antar aplikasi, distribusi sentimen berdasarkan aspek, tabel dataset ulasan, serta halaman informasi penelitian. Sebelum ditampilkan, seluruh identitas pengguna disamarkan sebagai bagian dari kebijakan anonimisasi data. Pengujian Black-Box Testing terhadap seluruh skenario navigasi dan tampilan grafik dinyatakan valid tanpa ditemukan kesalahan (*error*), yang menunjukkan bahwa sistem layak digunakan sebagai media penyampaian informasi kepada masyarakat.



Gambar 4. Halaman *Dashboard* Sistem

### 5. KESIMPULAN

**a. Hasil yang Diperoleh.** Pendekatan ABSA dengan *Rule-Based Keyword Matching* berhasil mengelompokkan ulasan pengguna ke dalam tiga aspek utama (penagihan, bunga, privasi data), dan algoritma LSTM berhasil mengklasifikasikan sentimen ke dalam tiga kategori dengan akurasi keseluruhan 82,94% serta F1-Score rata-rata 83% pada 1.741 data uji independen.

**b. Kelebihan Sistem.** Model mencatatkan skor ROC-AUC 0,9375 yang menunjukkan kemampuan diskriminasi antar kelas yang sangat baik, dengan performa klasifikasi terbaik pada aspek bunga (84%) dan aplikasi Kredivo (88%). Hasil analisis juga berhasil diimplementasikan ke dalam *dashboard* web yang telah lulus pengujian *Black-Box Testing* serta menerapkan kebijakan anonimisasi data pengguna.

**c. Kekurangan Sistem.** Identifikasi aspek masih bergantung pada daftar kata kunci tetap (*Rule-Based Keyword Matching*) sehingga kurang fleksibel

terhadap variasi kalimat yang tidak memuat kata kunci secara eksplisit. Selain itu, akurasi model pada aplikasi Akulaku (78%) dan aspek penagihan (81%) relatif lebih rendah dibandingkan kategori lain akibat gaya bahasa ulasan yang lebih ambigu.

**d. Pengembangan Selanjutnya.** Penelitian selanjutnya disarankan mengembangkan ekstraksi aspek secara otomatis berbasis *machine learning* atau *deep learning*, membandingkan performa LSTM dengan Bi-LSTM atau model berbasis Transformer seperti IndoBERT, memperluas sumber dataset dari platform lain, serta menambahkan fitur analisis sentimen *real-time* pada *dashboard*.

### UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada dosen pembimbing dan dosen penguji atas arahan dan masukan yang diberikan, kepada Program Studi Teknik Informatika Universitas Muhammadiyah Sukabumi atas dukungan fasilitas penelitian, serta kepada seluruh pihak yang telah membantu terlaksananya penelitian ini.

### DAFTAR PUSTAKA

- [1] C. A. S. Hafizh Maalik Falah, "ANALISIS SENTIMEN MASYARAKAT TERHADAP PINJAMAN ONLINE DI APLIKASI X MENGGUNAKAN LONG SHORT-TERM MEMORY," vol. 13, no. 2, 2025.
- [2] R. Sahirin, L. Lucas, and C. Qingjun, "SENTIMENT ANALYSIS ON SOCIAL MEDIA USING DATA MINING," vol. 3, no. 1, pp. 1–11, 2025.
- [3] A. Aziz and Y. Dharta, "The Role of Social Media in Shaping Public Opinion: A Comparative Analysis of Traditional vs . Digital Media Platforms," vol. 1, no. 6, 2024.
- [4] D. Anggraini, S. Rahmawati, and R. Kurniawan, "Natural Language Processing For Automatic Sentiment Analysis In Social Media Data," vol. 1, no. 1, pp. 16–19, 2024.
- [5] B. A. Mustofa, W. Laksito, and Y. Saptomo, "Use of Natural Language Processing in Social Media Text Analysis," vol. 4, no. 2, pp. 2–5, 2025.
- [6] Y. Cathy, H. Paul, D. Jörg, and W. Katerina, *A systematic review of aspect - based sentiment analysis : domains , methods , and trends*, vol. 57, no. 11. Springer Netherlands, 2024. doi: 10.1007/s10462-024-10906-z.
- [7] R. Akbar, S. Fauzan, S. A. Wicaksono, and N.

- Y. Setiawan, “ANALISIS SENTIMEN BERBASIS ASPEK TERHADAP ULASAN APLIKASI QASIR MOBILE PADA GOOGLE PLAYSTORE MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE ( SVM ),” vol. 9, no. 6, pp. 1–10, 2025.
- [8] B. A. Putra, Y. Kristian, E. I. Setiawan, and J. Santoso, “Aspect based Sentiment Analysis Aduan Mahasiswa UMSIDA Dimasa Pandemi Menggunakan LSTM,” vol. 04, no. 01, 2022, doi: 10.52985/insyst.v4i1.229.
- [9] D. I. Af'idah, P. D. Anggraeni, M. Rizki, A. B. Setiawan, and S. F. Handayani, “Aspect-Based Sentiment Analysis for Indonesian Tourist Attraction Reviews Using Bidirectional Long Short-Term Memory,” *JUITA J. Inform.*, vol. 11, no. 1, p. 27, 2023, doi: 10.30595/juita.v11i1.15341.
- [10] I. G. Waluyo, “Sentiment Analysis of Negative Comments on Social Media Using Long Short-Term Memory ( LSTM ) Method with TensorFlow Framework,” vol. 2, no. 7, pp. 1015–1030, 2023.
- [11] H. Zhang, “Research on Text Classification Based on LSTM-CNN,” no. January, 2024, doi: 10.1145/3708036.3708084.
- [12] A. Aljabar and A. A. A. Karim, “Analisis sentimen menggunakan algoritma lstm pada media sosial,” vol. 1, no. 3, 2022.
- [13] S. Gothane, G. V. Reddy, K. P. Kumar, D. Baswaraj, and G. P. Devi, “Sentiment Analysis in Social Media Using Deep Learning Techniques,” vol. 12, no. 3, pp. 1588–1597, 2024.
- [14] A. R. Gunawan, R. Faticha, and A. Aziza, “Sentiment Analysis Using LSTM Algorithm Regarding Grab Application Services in Indonesia,” vol. 9, no. 2, pp. 322–332, 2025.
- [15] Y. Saputri *et al.*, “Sentiment Analysis of Trending Topics on Social Media X Using Natural Language Processing and LSTM,” vol. 9, no. 6, pp. 3034–3041, 2025.
- [16] D. D. Putri, G. F. Nama, and W. E. Sulistiono, “ANALISIS SENTIMEN KINERJA DEWAN PERWAKILAN RAKYAT ( DPR ) PADA TWITTER MENGGUNAKAN METODE NAIVE BAYES CLASSIFIER,” vol. 10, no. 1, pp. 34–40, 2022.