

**ANALISIS SENTIMEN ULASAN APLIKASI CANVA  
MENGUNAKAN *BIDIRECTIONAL LONG SHORT-TERM  
MEMORY* UNTUK MENINGKATKAN PENGALAMAN  
PENGGUNA**

**SENTIMENT ANALYSIS OF CANVA APP REVIEWS USING  
*BIDIRECTIONAL LONG SHORT-TERM MEMORY* TO  
IMPROVE USER EXPERIENCE**

**Muhammad Yusuf<sup>1</sup>, Ellen Proborini<sup>2</sup>**

Prodi Informatika Sekolah Tinggi Teknik Pati<sup>1,2</sup>

e-mail: [yusufkr077@gmail.com](mailto:yusufkr077@gmail.com)<sup>1</sup>, [ellena@sttp.ac.id](mailto:ellena@sttp.ac.id)<sup>2</sup>

**Abstract :** *In the digital era, graphic design has become an essential skill in various fields, and the Canva app makes it easy to create creative designs online. However, user experiences with Canva vary and can be analyzed through reviews available on platforms such as the Google Play Store. This study aims to analyze the sentiment of Canva app user reviews using Long Short-Term Memory (LSTM) and Bidirectional LSTM (BiLSTM) algorithms, and compare the performance of both methods in classifying positive, negative, and neutral sentiment. A total of 10,000 review data sets were obtained through web scraping. After preprocessing, 5,514 data sets remained, divided into training and testing data sets with an 80:20 ratio. Classification models were built using both deep learning algorithms and evaluated using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. The results showed that BiLSTM performed slightly better with an accuracy of 92.38%, a precision of 93.05%, a recall of 90.39%, and an F1 score of 91.53%, compared to LSTM with an accuracy of 92.29%, a precision of 91.48%, a recall of 91.39%, and an F1 score of 91.44%. This study shows that BiLSTM is more effective in analyzing sentiment due to its ability to capture sentence context bidirectionally.*

**Keywords:** *Sentiment Analysis, Canva, LSTM, BiLSTM*

**Abstrak :** Dalam era digital, desain grafis menjadi keterampilan penting di berbagai bidang, dan aplikasi Canva memudahkan pembuatan desain kreatif secara online. Namun, pengalaman pengguna terhadap Canva beragam dan dapat dianalisis melalui ulasan yang tersedia di platform seperti Google Play Store. Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Canva menggunakan algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) dan Bidirectional LSTM (BiLSTM), serta membandingkan performa kedua metode tersebut dalam mengklasifikasikan sentimen positif, negatif, dan netral. Data ulasan sebanyak 10.000 diperoleh melalui web scraping dan setelah preprocessing tersisa 5.514 data yang dibagi menjadi data latih dan uji dengan proporsi 80:20. Model klasifikasi dibangun dengan kedua algoritma deep learning tersebut dan dievaluasi menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score. Hasil penelitian menunjukkan bahwa BiLSTM memberikan performa sedikit lebih baik dengan akurasi 92,38%, precision 93,05%, recall 90,39%, dan F1-score 91,53%, dibandingkan LSTM yang memiliki akurasi 92,29%, precision 91,48%, recall 91,39%, dan F1-score 91,44%. Penelitian ini menunjukkan bahwa BiLSTM lebih efektif dalam

menganalisis sentimen karena kemampuannya menangkap konteks kalimat secara dua arah.

**Kata Kunci:** Analisis Sentimen, Canva, LSTM, BiLSTM

## PENDAHULUAN

Dalam era digital yang semakin maju, desain grafis telah menjadi salah satu keterampilan yang sangat berharga. Kreativitas visual dan kemampuan untuk membuat materi promosi yang menarik menjadi semakin penting dalam berbagai bidang, mulai dari bisnis, pendidikan, hingga pemasaran online [1]. Dengan adanya desain grafis, konten digital yang dibuat akan lebih menarik dan tidak membosankan [2]. Desain grafis lahir dari kebutuhan komunikasi antar manusia melalui media visual yang dimulai dari abad ke-19 hingga jaman modern. Salah satu aplikasi yang dapat digunakan yaitu canva [3], sehingga Canva menjadi alat yang sederhana namun efektif, memungkinkan siapa pun untuk membuat desain kreatif dengan mudah.

Canva merupakan aplikasi desain grafis yang menjembatani penggunanya untuk dapat dengan mudah merancang berbagai jenis material kreatif secara online [4]. Canva menyediakan desain beragam dan menarik yang membuat penyampaian informasi tidak membosankan [5]. Canva memiliki antarmuka pengeditan yang intuitif, memungkinkan pengguna untuk mengubah elemen desain seperti teks, gambar, warna, dan bentuk dengan mudah [6]. Canva terus mengalami pertumbuhan pesat, terutama di kalangan pengguna yang mencari solusi praktis untuk menciptakan desain menarik tanpa harus memiliki keterampilan khusus dalam desain grafis.

Meskipun Canva dikenal dengan antarmuka yang ramah pengguna dan fitur-fitur inovatif, pengguna mungkin memiliki beragam pengalaman dan pandangan tentang penggunaan aplikasi ini [7]. Canva mendapatkan banyak ulasan dari pengguna di *platform* seperti *Google Play Store*. Ulasan ini membahas kelebihan dan kekurangan pembuatan desain dengan Canva, serta bagaimana Canva dapat membantu pengguna [8]. Ulasan pengguna adalah sumber informasi berharga yang dapat memberikan wawasan tentang sejauh mana pengguna puas atau tidak puas dengan aplikasi tersebut [9]. Hal tersebut menjadikan evaluasi kinerja aplikasi Canva lebih sulit, mengingat jumlah ulasan yang sangat beragam dan kompleks, akibatnya analisis sentimen menjadi pendekatan yang efektif untuk menggali lebih dalam mengenai opini pengguna terhadap aplikasi Canva.

Analisis sentimen merupakan suatu teknik dalam mengekstraksi informasi berupa pandangan seseorang terhadap suatu isu [10]. *Deep Learning* merupakan salah satu metode yang dapat digunakan dalam pengimplementasian analisis sentimen. Salah satu metode *deep learning* untuk klasifikasi teks yaitu *Long Short-Term Memory* (LSTM) [11]. LSTM merupakan jenis arsitektur jaringan saraf tiruan yang dapat mempelajari dan memproses data secara berurutan. LSTM cocok untuk menganalisis data berurutan seperti teks dan dapat mengenali pola dalam data untuk membuat prediksi tentang sentimen [12]. LSTM mampu mengingat informasi yang relevan dalam jangka waktu panjang dan menghapus informasi yang tidak lagi diperlukan, sehingga lebih efisien dalam memproses, memprediksi, dan mengklasifikasikan data berdasarkan urutan waktu tertentu [13]. Salah satu kelemahan utama dari LSTM adalah kemampuannya yang terbatas untuk

memproses data hanya dalam satu arah, yaitu dari awal hingga akhir dalam suatu urutan.

*Bidirectional Long Short-Term Memory* (BiLSTM) merupakan pengembangan dari LSTM yang dirancang untuk mengatasi keterbatasan LSTM dengan memproses data dalam dua arah [14]. Arsitektur BiLSTM terdiri dari dua LSTM yang bekerja dalam arah berlawanan: satu LSTM memproses data secara maju dari awal hingga akhir, sementara yang lainnya memproses secara mundur dari akhir ke awal. Penelitian ini berfokus pada penerapan algoritma *Bidirectional Long-Short Term Memory* (BiLSTM) untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Canva. Algoritma BiLSTM dipilih karena kemampuannya yang unggul dalam memahami konteks data secara lebih mendalam dibandingkan algoritma lainnya. Hal ini diharapkan dapat menghasilkan analisis yang lebih akurat. Penelitian ini juga bertujuan untuk membandingkan performa BiLSTM dengan algoritma LSTM guna memberikan gambaran lebih jelas mengenai kelebihan masing-masing metode dalam analisis sentimen pengguna aplikasi.

Berdasarkan latar belakang masalah yang sudah dipaparkan maka penulis melakukan penelitian yang berjudul “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Canva Menggunakan *Bidirectional Long-Short Term Memory* (BiLSTM) Untuk Meningkatkan Pengalaman Pengguna”.

## METODE PENELITIAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh melalui teknik scraping menggunakan API Google Play Store yang diakses melalui Python library google-play-scraper. Teknik ini memungkinkan pengumpulan ulasan pengguna aplikasi Canva secara otomatis dan sistematis. Dari proses pengumpulan data tersebut, berhasil diperoleh sebanyak 10.000 ulasan yang kemudian dianalisis untuk menentukan sentimen pengguna. Analisis sentimen dilakukan dengan mengklasifikasikan setiap ulasan ke dalam tiga kategori, yaitu positif, negatif, dan netral. Penelitian ini difokuskan pada perbandingan kinerja dua algoritma deep learning, yaitu LSTM dan BiLSTM, dengan tujuan untuk mengevaluasi kemampuan masing-masing metode dalam memahami konteks teks dan mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna secara akurat.

### A. Klasifikasi *Long Short-Term Memory*

Long Short Term Memory (LSTM) merupakan sebuah evolusi dari arsitektur Recurrent Neural Network (RNN), di mana pertama kali diperkenalkan oleh Hochreiter & Schmidhuber (1997) (Arfan & ETP, 2020). LSTM adalah variasi dari RNN yang dikembangkan untuk mengatasi masalah vanishing gradient problem dan mempelajari ketergantungan jarak jauh dalam data berurutan. LSTM sangat kuat dalam pemecahan masalah dengan jangka panjang (Sandya et al., 2023). Long Short-Term Memory (LSTM) menggunakan tiga gate kunci, yaitu forget gate, input gate, dan output gate, sebagai elemen kritis dalam prosesnya (Annisa Ayu Laily Rahmah, 2024). Persamaan yang digunakan untuk menghitung nilai dari forget gate adalah sebagai berikut:

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [s_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (1)$$

Keterangan:

- $f_t$  : Nilai *forget gate*
- $W_f$  : Bobot dari setiap *neuron* pada waktu ke  $t$  di *forget gate*
- $s_{t-1}$  : *State* pada waktu sebelumnya
- $t$  : waktu saat sebelumnya atau saat ini (*time step*)
- $x_t$  : Masukan pada waktu saat ini
- $b_f$  : Bias pada waktu ke -  $t$  di *forget gate*

Nilai dari *input gate* dapat dilihat pada persamaan (2), sementara nilai kandidat dihitung menggunakan persamaan (3) sebagai berikut:

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2)$$

$$C_t = \tanh(W_c \cdot [s_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (3)$$

Keterangan:

- $t$  : waktu saat sebelumnya atau saat ini (*time step*)
- $C_t$  : *Cell state*
- $\sigma$  : Fungsi *sigmoid*
- $i_t$  : *input gate*
- $\tanh$  : Fungsi *Tanh*
- $W_c$  : Berat tiap gerbang *neuron* pada waktu ke  $t$  di *cell state*
- $W_i$  : Berat tiap gerbang *neuron* pada waktu ke  $t$  di *input gate*
- $x_t$  : Input waktu sekarang
- $b_i$  : Bias pada waktu *input gate*
- $b_c$  : Bias pada *cell state*

Langkah berikutnya adalah memperbarui *cell state* lama menjadi *cell state* baru menggunakan persamaan (4) berikut:

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \quad (4)$$

Keterangan:

- $t$  : waktu saat sebelumnya atau saat ini (*time step*)
- $C_t$  : *Cell state* baru yang dicari
- $f_t$  : Nilai *forget gate*
- $C_{t-1}$  : *Cell state* sebelum waktu ke-  $t$
- $i_t$  : *Output* dari *input gate*
- $\tilde{C}_t$  : Nilai baru yang ditambahkan ke *cell state*

Persamaan yang digunakan untuk menghitung *output gate* dan hasil akhir LSTM adalah sebagai berikut:

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [s_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (5)$$

$$s_t = o_t \cdot \tanh(C_t) \quad (6)$$

Keterangan:

$t$  : waktu saat sebelumnya atau saat ini (*time step*)

$o_t$  : Nilai *output gate*

$s_t$  : Hasil akhir dari unit LSTM

$\sigma$  : Fungsi sigmoid

$s_{t-1}$  : *Output* dari proses sebelumnya

$x_t$  : Masukan pada waktu saat ini

$b_o$  : Bias pada *output gate tanh*

$\tanh$  : Fungsi *tanh*

$C_t$  : *Cell state* baru atau memori terkini

## B. Klasifikasi Bidirectional Long Short-Term Memory

*Bidirectional Long Short-Term Memory* (BiLSTM) adalah jenis *neural network* yang menggunakan arsitektur LSTM pada kedua arah input, yaitu maju dan mundur, untuk menghasilkan *output*. RNN konvensional hanya mampu memanfaatkan konteks dari arah sebelumnya (satu arah). Dalam model jaringan saraf berulang tradisional (RNN) dan LSTM, informasi hanya dapat mengalir ke depan (maju), sehingga kondisi pada waktu  $t$  hanya dipengaruhi oleh informasi sebelum waktu tersebut [15]. Perhitungan nilai keluaran dilakukan berdasarkan formula yang ditunjukkan pada Persamaan (7), sebagaimana dijelaskan [16].

$$y_t = u_y \overrightarrow{h}_t + W_y \overleftarrow{h}_t + b_y \quad (7)$$

Keterangan:

$y_t$  = *Output gate* Bi-LSTM

$u_y$  = nilai bobot untuk *Output gate* pada  $\overrightarrow{h}_t$

$\overrightarrow{h}_t$  = nilai keluaran pada LSTM *forward*

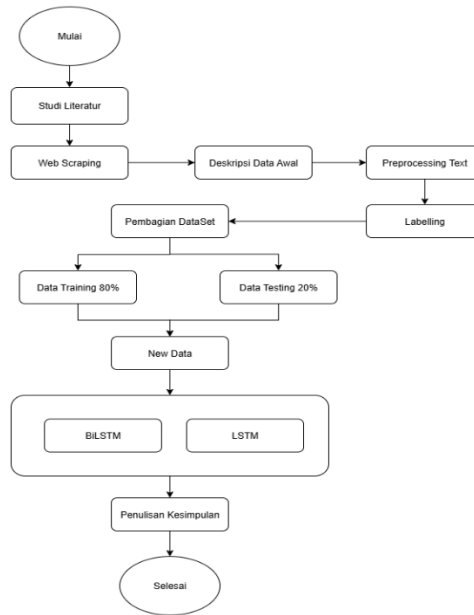
$W_y$  = nilai bobot untuk *Output gate* pada  $\overleftarrow{h}_t$

$\overleftarrow{h}_t$  = nilai keluaran pada LSTM *backward*

$b_y$  = Nilai bias pada *output Dense layer*

## C. Tahapan Penelitian

Gambar 1. ditunjukkan bahwa penelitian ini terdiri atas beberapa tahapan utama, yaitu:



Gambar 1. Flowchart Penelitian

**a. Pengumpulan Data**

Dataset diperoleh dengan teknik *web scraping* dari platform *Google Play Store* menggunakan *library google-play-scraper*. Dari proses ini terkumpul sebanyak 10.000 ulasan pengguna aplikasi Canva dalam bentuk teks, yang selanjutnya disimpan dalam format terstruktur untuk tahap pengolahan data.

**b. Pre-processing Data**

Melakukan tahap pra-pemrosesan pada teks ulasan agar dapat diolah secara efektif oleh algoritma. Tahapan ini meliputi *cleaning*, *case folding*, *slang word normalization*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming*.

**c. Pembagian Data**

Meliputi proses pembagian data menjadi data latih (80%) dan data uji (20%), serta pelabelan sentimen menggunakan pendekatan leksikon positif dan negatif. Setiap ulasan dikategorikan ke dalam tiga kelas, yaitu positif, negatif, dan netral.

**d. Pembangunan Model**

Membuat dan melatih model dengan dua arsitektur *deep learning*, yaitu LSTM dan BiLSTM, menggunakan data latih yang telah disiapkan.

**e. Evaluasi Model**

Menguji kinerja model menggunakan data uji dengan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Evaluasi dilakukan dengan bantuan *confusion matrix* untuk memperoleh gambaran akurasi klasifikasi secara lebih detail.

**HASIL**

**A. Pengumpulan Data**

Pengumpulan Data Dataset diperoleh dengan teknik *web scraping* dari platform *Google Play Store* menggunakan *library google-play-scraper*. Dari proses ini terkumpul sebanyak 10.000 ulasan pengguna aplikasi Canva dalam bentuk teks, yang selanjutnya disimpan dalam format terstruktur untuk tahap pengolahan data.

Pengumpulan data dilakukan menggunakan teknik *web scraping* terhadap ulasan pengguna aplikasi Canva yang tersedia di *Google Play Store*. Teknik ini memanfaatkan pustaka *google-play-scraper* dalam bahasa pemrograman Python untuk mengambil data secara langsung dari halaman aplikasi di *Play Store*. Proses pengambilan data difokuskan pada ulasan terbaru (*Sort.NEWEST*) agar informasi yang diperoleh mencerminkan kondisi dan pengalaman pengguna terkini. Sebanyak 10.000 ulasan berhasil dikumpulkan dengan menyertakan lima atribut utama, yaitu:

1. *ReviewId* : Berisi identitas unik dari setiap ulasan yang diambil, digunakan untuk membedakan satu ulasan dengan ulasan lainnya.
2. *UserName* : Nama pengguna yang terasosiasi dengan akun Google yang memberikan ulasan.
3. *Rating* : Berisi nilai rating dalam skala 1 hingga 5 yang diberikan oleh pengguna terhadap aplikasi Canva.
4. *Review Text* : Isi dari ulasan yang ditulis oleh pengguna, yang kemudian menjadi objek utama dalam proses analisis sentimen.
5. *Date* : Berisi informasi mengenai tanggal ulasan tersebut dibuat oleh pengguna.

## B. Tahap *Preprocessing Data*

### a. *Cleaning*

Tahap *cleaning* dilakukan dengan membersihkan data ulasan melalui penghapusan elemen-elemen yang tidak relevan, seperti URL, tag HTML, emoji, simbol, dan angka. Proses ini bertujuan memastikan teks ulasan lebih terstruktur, konsisten, serta siap digunakan dalam tahap analisis selanjutnya. Tabel 1. menunjukkan hasil dari tahap *cleaning* yang telah diterapkan pada data ulasan aplikasi Canva .

Tabel 1. Hasil *Cleaning*

No	Sebelum <i>Cleaning</i>	Hasil <i>Cleaning</i>
1.	Aplikasi ini sangat membantu dalam mengerjakan tugas maupun desain saya.	Aplikasi ini sangat membantu dalam mengerjakan tugas maupun desain saya
2.	Sukak bnget pakai Canva ... fitur <sup>2</sup> nya keren <sup>2</sup> jugak.. dan lengkap lah . bisa buat macem <sup>2</sup> hal.	Sukak bnget pakai Canva fiturnya keren jugak dan lengkap lah bisa buat macem hal
3.	aplikasi nya jelek saya tidak pernah membeli Canva premium tetapi ada notif memaksa untuk beli premium beberapa hari kemudian dana saya terkuras 105k hadeh korupsi	aplikasi nya jelek saya tidak pernah membeli Canva premium tetapi ada notif memaksa untuk beli premium beberapa hari kemudian dana saya terkuras k hadeh korupsi
4.	kesalahan koneksi mulu padahal pake wifi, tolong dong benerin	kesalahan koneksi mulu padahal pake wifi tolong dong benerin
5.	canva membantu pengeditan secara cepat dan bagus	canva membantu pengeditan secara cepat dan bagus

## b. Case Folding

Tahapan *case folding* mengubah seluruh huruf pada data ulasan pengguna menjadi huruf kecil (*lowercase*) untuk menyamakan bentuk kata dan mempermudah proses pemrosesan oleh sistem. Proses ini penting untuk menghindari perbedaan. Tabel 2. menunjukkan hasil dari proses *case folding* yang telah diterapkan pada data ulasan aplikasi Canva.

Tabel 2. Hasil *Case Folding*

No	Sebelum <i>Case Folding</i>	Hasil <i>Case Folding</i>
1.	Aplikasi ini sangat membantu dalam mengerjakan tugas maupun desain saya	aplikasi ini sangat membantu dalam mengerjakan tugas maupun desain saya
2.	Sukak bnget pakai Canva fiturnya keren jugak dan lengkap lah bisa buat macem hal	sukak bnget pakai canva fiturnya keren jugak dan lengkap lah bisa buat macem hal
3.	aplikasi nya jelek saya tidak pernah membeli Canva premium tetapi ada notif memaksa untuk beli premium beberapa hari kemudian dana saya terkuras k hadeh korupsi	aplikasi nya jelek saya tidak pernah membeli canva premium tetapi ada notif memaksa untuk beli premium beberapa hari kemudian dana saya terkuras k hadeh korupsi
4.	kesalahan koneksi mulu padahal pake wifi tolong dong benerin	kesalahan koneksi mulu padahal pake wifi tolong dong benerin
5.	canva membantu pengeditan secara cepat dan bagus	canva membantu pengeditan secara cepat dan bagus

## c. Slang Word Normalization

Tahapan *slang word normalization* mengubah kata-kata tidak baku yang terdapat pada data ulasan menjadi bentuk baku sesuai dengan kamus yang telah disiapkan. Proses ini bertujuan untuk menyamakan makna kata dan mengurangi potensi ambiguitas pada tahap analisis berikutnya. Tabel 3. menyajikan hasil dari proses *slang word normalization* yang telah diterapkan pada data ulasan aplikasi Canva.

Tabel 3. Hasil *Slang Word Normalization*

No	Sebelum <i>Slang Word Normalization</i>	Hasil <i>Slang Word Normalization</i>
1.	aplikasi ini sangat membantu dalam mengerjakan tugas maupun desain saya	aplikasi ini sangat membantu dalam mengerjakan tugas maupun desain saya
2.	sukak bnget pakai canva fiturnya keren jugak dan lengkap lah bisa buat macem hal	suka banget pakai canva fiturnya keren juga dan lengkap lah bisa buat macam hal
3.	aplikasi nya jelek saya tidak pernah membeli canva premium tetapi ada notif memaksa untuk beli premium beberapa hari kemudian dana saya terkuras k hadeh korupsi	aplikasi ya jelek saya tidak pernah membeli canva premium tetapi ada notif memaksa untuk beli premium beberapa hari kemudian dana saya terkuras ke hadeh korupsi
4.	kesalahan koneksi mulu padahal pake wifi tolong dong benerin	kesalahan koneksi mulu padahal pakai wifi tolong dong benerin
5.	canva membantu pengeditan secara cepat dan bagus	canva membantu pengeditan secara cepat dan bagus

## d. Tokenization

Tahapan *tokenizing* memecah setiap kalimat dalam ulasan menjadi potongan-potongan kata atau token. Proses ini dilakukan dengan memisahkan teks berdasarkan spasi, sehingga setiap kata dapat dianalisis secara terpisah. Tabel 4.

menunjukkan hasil sebelum dan sesudah melalui proses tokenization pada data ulasan aplikasi Canva.

**Tabel 4. Hasil Tokenization**

No	Sebelum Tokenization	Hasil Tokenization
1.	aplikasi ini sangat membantu dalam mengerjakan tugas maupun desain saya	['aplikasi', 'ini', 'sangat', 'membantu', 'dalam', 'mengerjakan', 'tugas', 'maupun', 'desain', 'saya']
2.	suka banget pakai canva fiturnya keren juga dan lengkap lah bisa buat macam hal	['suka', 'banget', 'pakai', 'canva', 'fiturnya', 'keren', 'juga', 'dan', 'lengkap', 'lah', 'bisa', 'buat', 'macam', 'hal']
3.	aplikasi ya jelek saya tidak pernah membeli canva premium tetapi ada notif memaksa untuk beli premium beberapa hari kemudian dana saya terkuras ke hadeh korupsi	['aplikasi', 'ya', 'jelek', 'saya', 'tidak', 'pernah', 'membeli', 'canva', 'premium', 'tetapi', 'ada', 'notif', 'memaksa', 'untuk', 'beli', 'premium', 'beberapa', 'hari', 'kemudian', 'dana', 'saya', 'terkuras', 'ke', 'hadeh', 'korupsi']
4.	kesalahan koneksi mulu padahal pakai wifi tolong dong benerin	['kesalahan', 'koneksi', 'mulu', 'padahal', 'pakai', 'wifi', 'tolong', 'dong', 'benerin']
5.	canva membantu pengeditan secara cepat dan bagus	['canva', 'membantu', 'pengeditan', 'secara', 'cepat', 'dan', 'bagus']

**e. Sopword Removal**

Tahapan *stopword removal* menghilangkan kata-kata yang dianggap tidak berpengaruh terhadap makna kalimat, seperti kata depan, kata ganti, dan kata penghubung. Kata-kata tersebut dikenal sebagai *stopword* dan biasanya sering muncul dalam teks. Proses ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi pada analisis sentimen. Tabel 5. menunjukkan hasil dari proses *stopword removal* yang telah diterapkan pada data ulasan aplikasi Canva.

**Tabel 5. Hasil Stopword Removal**

No	Sebelum Stopword Removal	Hasil Stopword Removal
1.	['aplikasi', 'ini', 'sangat', 'membantu', 'dalam', 'mengerjakan', 'tugas', 'maupun', 'desain', 'saya']	['aplikasi', 'membantu', 'tugas', 'desain']
2.	['suka', 'banget', 'pakai', 'canva', 'fiturnya', 'keren', 'juga', 'dan', 'lengkap', 'lah', 'bisa', 'buat', 'macam', 'hal']	['suka', 'banget', 'pakai', 'canva', 'fiturnya', 'keren', 'lengkap']
3.	['aplikasi', 'ya', 'jelek', 'saya', 'tidak', 'pernah', 'membeli', 'canva', 'premium', 'tetapi', 'ada', 'notif', 'memaksa', 'untuk', 'beli', 'premium', 'beberapa', 'hari', 'kemudian', 'dana', 'saya', 'terkuras', 'ke', 'hadeh', 'korupsi']	['aplikasi', 'ya', 'jelek', 'membeli', 'canva', 'premium', 'notif', 'memaksa', 'beli', 'premium', 'dana', 'terkuras', 'hadeh', 'korupsi']
4.	['kesalahan', 'koneksi', 'mulu', 'padahal', 'pakai', 'wifi', 'tolong', 'dong', 'benerin']	['kesalahan', 'koneksi', 'mulu', 'pakai', 'wifi', 'tolong', 'benerin']
5.	['canva', 'membantu', 'pengeditan', 'secara', 'cepat', 'dan', 'bagus']	['canva', 'membantu', 'pengeditan', 'cepat', 'bagus']

**f. Stemming**

Tahapan *stemming* menggunakan *library Sastrawi*, yang menyediakan fitur stemmer factory untuk memudahkan proses pemrosesan kata. *Library* ini dirancang khusus untuk bahasa Indonesia dan mampu mengubah kata berimbuhan menjadi bentuk dasarnya secara efektif. Tahapan ini bertujuan untuk mengubah setiap kata pada data ulasan menjadi kata dasar serta menghapus imbuhan pada awalan, sisipan, maupun akhiran. Proses ini penting agar sistem

dapat mengenali kata-kata dengan makna yang sama meskipun dalam bentuk berbeda. Tabel 6. menunjukkan hasil dari proses *stemming* yang telah diterapkan pada data ulasan aplikasi Canva.

Tabel 6. Hasil *Stemming*

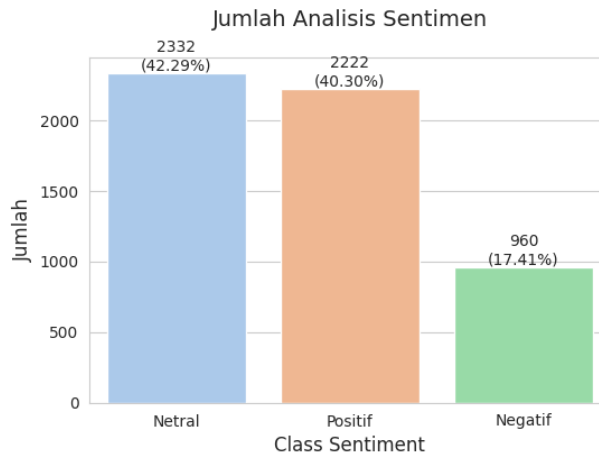
No	Sebelum <i>Stemming</i>	Hasil <i>Stemming</i>
1	['aplikasi', 'membantu', 'tugas', 'desain']	aplikasi bantu tugas desain
2	['suka', 'banget', 'pakai', 'canva', 'fiturnya', 'keren', 'lengkap']	suka banget pakai canva fiturnya keren lengkap
3	['aplikasi', 'ya', 'jelek', 'membeli', 'canva', 'premium', 'notif', 'memaksa', 'beli', 'premium', 'dana', 'terkuras', 'hadeh', 'korupsi']	aplikasi ya jelek beli canva premium notif paksa beli premium dana kuras hadeh korupsi
4	['kesalahan', 'koneksi', 'mulu', 'pakai', 'wifi', 'tolong', 'benerin']	salah koneksi mulu pakai wifi tolong benerin
5	['canva', 'membantu', 'pengeditan', 'cepat', 'bagus']	canva bantu edit cepat bagus

### C. Tahap Pelabelan

Pelabelan sentimen pada penelitian ini dilakukan menggunakan pendekatan berbasis leksikon (*lexicon-based*), yaitu dengan menghitung bobot atau kecenderungan sentimen dari setiap kata yang terdapat dalam ulasan pengguna. Sumber leksikon yang digunakan adalah *InSet Lexicon* (Indonesia Sentiment Lexicon), sebuah kamus kata yang memuat pasangan kata dalam bahasa Indonesia beserta nilai sentimennya [17].

Tabel 7. Hasil Analisis Orientasi Sentimen

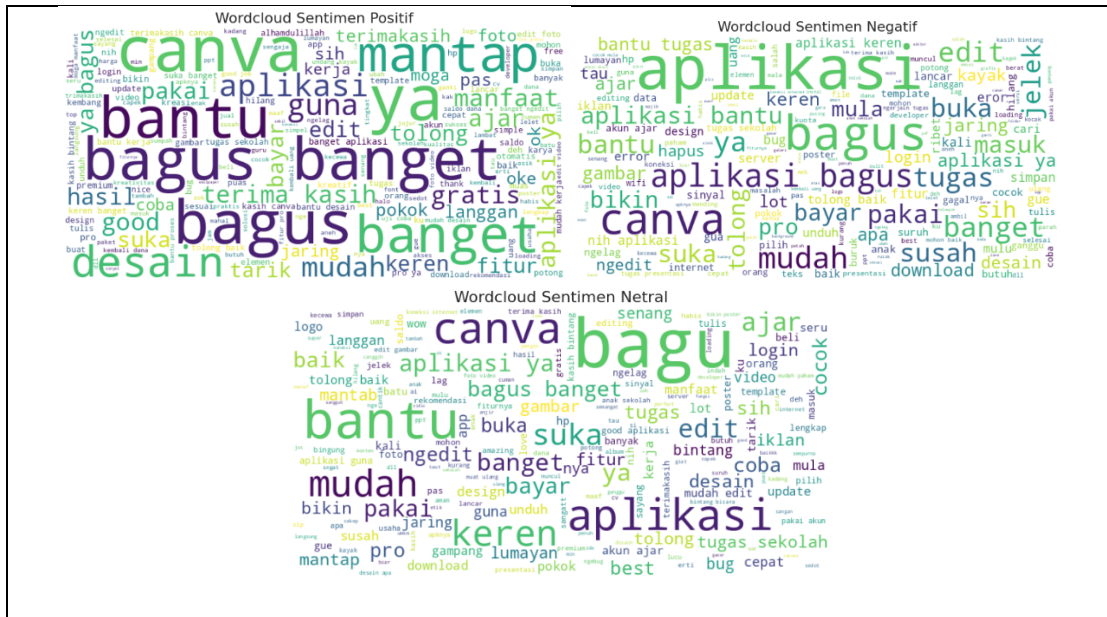
No	Hasil Tokenisasi ( <i>Stemming</i> )	Identifikasi Kata (Bobot)	Total Skor	Orientasi Sentimen
1	['bagus', 'banget', 'suka', 'banget', 'terima', 'kasih', 'ya', 'terima', 'kasih', 'banget', 'suka', 'banget']	[1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1]	12	Positif
2	['kesel', 'banget', 'nih', 'aplikasi', 'ngimpor', 'pdf', 'presentasi', 'gagal', 'vip', 'template', 'pakai']	[-1, 1, 0, -1, 0, 0, -1, -1, 0, 0, 0]	-3	Negatif
3	['canva', 'aplikasi', 'edit', 'baik']	[0, -1, 0, 1]	0	Netral



Gambar 2. Jumlah Data Berdasarkan Sentimen

Gambar 2. menunjukkan analisis sentimen pada dataset dengan total 5.514 ulasan. Dari gambar tersebut, ulasan netral mendominasi dengan total 2.332 ulasan (42,29%), diikuti oleh ulasan positif sebanyak 2.222 ulasan (40,30%), dan ulasan negatif yang paling sedikit dengan total 960 ulasan (17,41%).

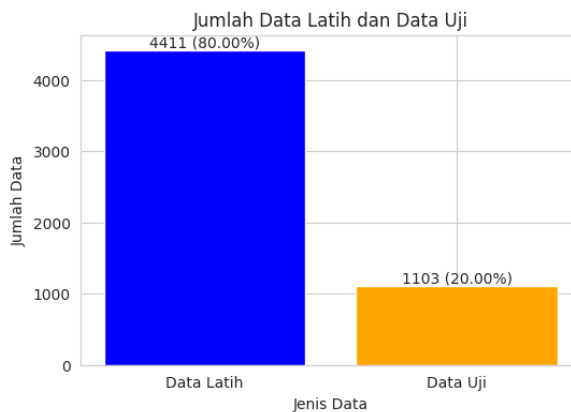
Analisis *word cloud* dilakukan untuk mengidentifikasi kata-kata yang paling sering muncul dalam ulasan aplikasi Canva berdasarkan sentimen pengguna, yaitu positif, negatif, dan netral. Visualisasi ini memberikan gambaran umum mengenai pengalaman, persepsi, dan kepuasan pengguna terhadap aplikasi. Kata-kata yang muncul menunjukkan pola yang mencerminkan berbagai aspek penggunaan Canva. Misalnya, kata “canva”, “aplikasi”, “mudah”, dan “desain” menonjol di hampir semua sentimen, menunjukkan fokus utama ulasan pada aplikasi dan kemudahan penggunaannya. Ulasan positif cenderung menekankan kata-kata seperti “bagus”, “mantap”, dan “bantu”, yang mencerminkan kepuasan dan antusiasme pengguna terhadap fitur aplikasi. Ulasan negatif menampilkan kata-kata seperti “susah”, “error”, dan “jelek”, menandakan masalah teknis dan ketidakpuasan terhadap beberapa fitur. Sementara itu, ulasan netral mengandung kata-kata seperti “keren”, “tugas”, dan “suka”, yang mencerminkan penilaian. Hasil *wordcloud* ini disajikan pada Gambar 3.



Gambar 3. Sentimen Canva

**D. Pembagian Dataset**

Dalam penelitian ini, data dibagi menjadi dua bagian, yaitu data pelatihan (*training*) dan data pengujian (*testing*). Rasio yang diterapkan adalah 80:20, yang dipilih karena dianggap sebagai rasio yang seimbang untuk memberikan cukup data bagi model untuk belajar secara optimal sekaligus menyediakan data yang memadai untuk menguji kemampuan generalisasi model pada data baru [18].



Gambar 4. Jumlah Data latih dan Data uji

Melalui proses ini, dihasilkan data baru yang terdiri dari 4.441 data latih dan 1.103 data uji, yang masing-masing digunakan untuk proses pelatihan model dan evaluasi performa. Visualisasi hasil pembagian data tersebut dapat dilihat pada Gambar 4. yang menunjukkan jumlah masing-masing bagian beserta persentasenya terhadap keseluruhan dataset.

**E. Klasifikasi Long Short-Term Memory (LSTM)**

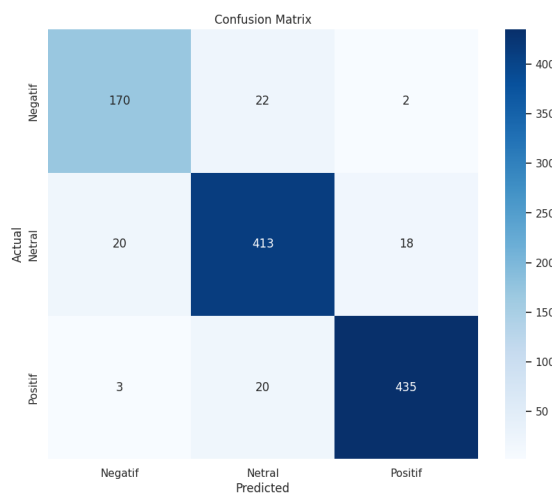
Penerapan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) digunakan untuk melakukan klasifikasi sentimen berdasarkan data ulasan pengguna. Model ini mampu mempelajari urutan kata dalam sebuah kalimat, sehingga dapat memahami konteks yang ada dan menentukan kelas sentimen secara lebih akurat.

Rincian *hyperparameter* yang digunakan dalam pelatihan model LSTM ditunjukkan pada Tabel 8. Pemilihan nilai *hyperparameter* ini bertujuan untuk memperoleh kinerja model yang optimal dalam klasifikasi sentimen.

Tabel 8. Optimasi Hyperparameter LSTM

<i>Hyperparameter</i>	<i>Tuning Value</i>	<i>Description</i>
<i>Dropout</i>	0.2, 0.3, 0.4, 0.5	Persentase <i>neuron</i> yang akan di- <i>dropout</i> pada lapisan LSTM dan <i>Dense</i> .
<i>Neurons (LSTM units)</i>	64	Jumlah unit LSTM pada <i>layer</i> .
<i>Batch Size</i>	64	Jumlah data dalam setiap <i>batch</i> selama pelatihan.
<i>Epochs</i>	10	Jumlah iterasi untuk melatih model melalui seluruh data.
<i>Learning Rate</i>	0.001	Tingkat pembelajaran untuk optimizer Adam.
<i>Optimizer</i>	Adam	<i>Optimizer</i> yang digunakan untuk memperbarui bobot model.

Berdasarkan konfigurasi tersebut, model LSTM kemudian dilatih menggunakan data ulasan aplikasi Canva. Hasil evaluasi ditunjukkan pada Gambar 5 melalui *Confusion Matrix*, yang memperlihatkan distribusi prediksi model terhadap label sebenarnya. Matriks ini menjadi dasar perhitungan metrik evaluasi seperti Accuracy, Precision, Recall, dan F1-score.



Gambar 5. Confusion Matrix LSTM

Hasil evaluasi model *Long Short-Term Memory* (LSTM) ditunjukkan pada Gambar 5, yang menyajikan *Confusion Matrix* untuk tiga kelas sentimen: negatif, netral, dan positif. Matriks ini menggambarkan distribusi prediksi model terhadap label sebenarnya, yang menjadi dasar perhitungan metrik evaluasi model. Metrik yang dihitung meliputi *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-score*, seperti ditunjukkan pada Tabel 9.

Tabel 9. Metrik Evaluasi Model LSTM

Kelas Sentimen	Precision (%)	Recall (%)	F1-score (%)
Negatif	88.08	87.63	87.86
Netral	90.77	91.57	91.17
Positif	95.60	94.98	95.29
<b>Accuracy</b>		<b>92.29</b>	

**F. Klasifikasi *Bidirectional Long Short-Term Memory* (BiLSTM)**

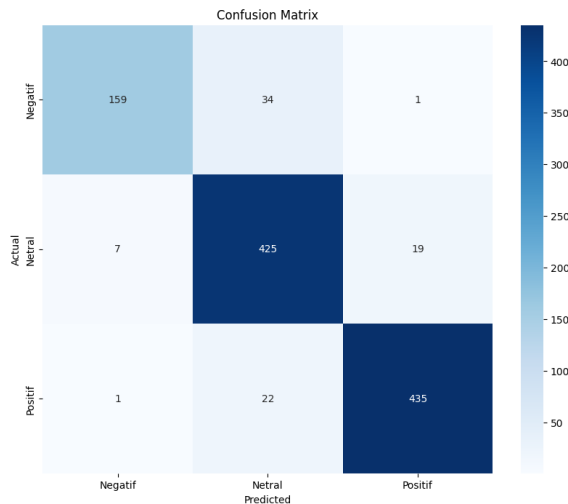
Penerapan algoritma *Bidirectional Long Short-Term Memory* (BiLSTM) digunakan untuk melakukan klasifikasi sentimen berdasarkan data ulasan pengguna. Model ini mampu mempelajari konteks kata dari dua arah, yaitu dari kiri ke kanan (*forward*) dan dari kanan ke kiri (*backward*), sehingga pemahaman konteks menjadi lebih lengkap dan akurat dibandingkan LSTM biasa.

Rincian *hyperparameter* yang digunakan dalam pelatihan model BiLSTM ditunjukkan pada Tabel 10. Pemilihan nilai *hyperparameter* ini bertujuan untuk memperoleh performa optimal pada proses klasifikasi sentimen.

Tabel 10. Optimasi Hyperparameter BiLSTM

Hyperparameter	Tuning Value	Description
<i>Dropout</i>	0.2,0.3,0.4,0.5	Persentase neuron yang akan di- <i>dropout</i> pada lapisan LSTM dan <i>Dense</i> .
<i>Neurons (BiLSTM units)</i>	64	Jumlah unit LSTM pada <i>layer Bidirectional</i> .
<i>Batch Size</i>	64	Jumlah data dalam setiap batch selama pelatihan.
<i>Epochs</i>	10	Jumlah iterasi untuk melatih model melalui seluruh data.
<i>Learning Rate</i>	0.001	Tingkat pembelajaran untuk optimizer Adam.
<i>Optimizer</i>	Adam	<i>Optimizer</i> yang digunakan untuk memperbarui bobot model.
<i>Max Length</i>	80	Panjang maksimum urutan setelah <i>padding</i> atau pemangkasan.
<i>Embedding Size</i>	128	Dimensi vektor <i>embedding</i> untuk representasi kata.

Berdasarkan konfigurasi tersebut, model BiLSTM kemudian dilatih dan dievaluasi menggunakan data ulasan aplikasi Canva. Hasil evaluasi ditunjukkan pada Gambar 6. melalui *Confusion Matrix*, yang menggambarkan distribusi prediksi model terhadap label sebenarnya. Matriks ini menjadi dasar perhitungan metrik evaluasi seperti *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-score*.



Gambar 6. Cofusion Matrix BiLSTM

Perhitungan metrik evaluasi model BiLSTM ditunjukkan pada Tabel 11. Hasilnya memperlihatkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi dengan tingkat akurasi yang tinggi serta performa seimbang pada ketiga kelas sentimen.

Tabel 11. Metrik Evaluasi Model BiLSTM

Kelas Sentimen	Precision (%)	Recall (%)	F1-score (%)
Negatif	95.20	81.96	88.12
Netral	88.35	94.23	91.21
Positif	95.60	94.98	95.26
<b>Accuracy</b>	<b>92.38</b>		

**PEMBAHASAN**

Setelah proses pengujian data dari hasil klasifikasi menggunakan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan *Bidirectional Long Short-Term Memory* (BiLSTM) selesai dilakukan, tahap selanjutnya adalah membandingkan performa kedua algoritma tersebut. Berdasarkan perhitungan yang telah dilakukan, diperoleh hasil evaluasi berupa nilai akurasi, *precision*, *recall* dan *F1-Score*. Nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang ditampilkan merupakan rata-rata dari ketiga kelas sentimen, yaitu positif, netral, dan negatif, sebagaimana dapat dilihat pada Tabel 12. berikut ini:

Tabel 12. Hasil Perbandingan Kinerja Algoritma LSTM dan BiLSTM

Metode	Akurasi	Precision	Recall	F1-score
LSTM	92,29%	91,48%	91,39%	91,44%
BiLSTM	92,38%	93,05%	90,39%	91,53%

## KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan mengenai penerapan metode BiLSTM dalam skripsi yang berjudul “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Canva Menggunakan *Bidirectional Long Short-Term Memory* (BiLSTM) untuk Meningkatkan Pengalaman Pengguna”, maka kesimpulan yang dapat diambil meliputi:

1. Implementasi algoritma *Bidirectional Long Short-Term Memory* (BiLSTM) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Canva dilakukan melalui beberapa tahapan. Data dikumpulkan menggunakan metode *web scraping* dari platform *Google Play Store* dengan total 10.000 ulasan. Setelah dilakukan tahap *preprocessing*, diperoleh 5.514 data bersih yang diklasifikasikan ke dalam tiga polaritas sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral. Selanjutnya, data dibagi dengan rasio 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji. Proses pelatihan model dilakukan dengan membangun arsitektur LSTM dan BiLSTM, yang masing-masing diuji untuk mengklasifikasikan sentimen berdasarkan data yang telah diproses.
2. Hasil evaluasi model menunjukkan bahwa BiLSTM memiliki akurasi sebesar 92,38%, sedikit lebih tinggi dibandingkan LSTM yang mencapai 92,29%. Selain itu, BiLSTM mencatat nilai *precision* sebesar 93,05% dan *recall* sebesar 90,39%, sedangkan LSTM mencatat *precision* sebesar 91,48% dan *recall* sebesar 91,39%. Pada *F1-score*, LSTM mencatat 91,44%, sedangkan BiLSTM sedikit lebih tinggi yaitu 91,53%. Perbedaan performa kedua model memang tidak signifikan, tetapi kemampuan BiLSTM dalam memproses data dari dua arah memberikan hasil yang sedikit lebih baik dalam aspek akurasi, *precision*, dan *F1-score* dibandingkan LSTM dalam klasifikasi sentimen ulasan aplikasi Canva.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. R. Cholil, A. F. Daru, and S. C. Bilqisth, “Peningkatan Kemampuan Membuat Desain Untuk Produk Makanan Menggunakan Canva Pada Peserta Didik Kompetensi Keahlian Kuliner Smk Nu 01 Kendal,” *Tematik*, vol. 3, no. 1, pp. 148–153, 2022, doi: 10.26623/tmt.v3i1.5377.
- [2] S. Tjahyadi and W. Antonio, “Analisa Pengaruh Desain Grafis pada Konten Media Sosial terhadap Daya Tarik Pengguna dari Generasi Z di Kota Batam,” *J. Educ.*, vol. 5, no. 3, pp. 9523–9539, 2023, doi: 10.31004/joe.v5i3.1825.
- [3] A. Haisam Arrasyid, R. Rimanda, U. S. Puadah, and A. N. Aeni, “Sharing Pelatihan Canva Dalam Pembuatan Konten Islami,” *J. Pengabd. Masy. Indones.*, vol. 2, no. 1, pp. 99–103, 2022, doi: 10.52436/1.jpmi.468.
- [4] S. Anwar, M. A. B. Sucipto, and R. Samidi, “Pelatihan Menulis Poster Pendidikan Berbasis Aplikasi Canva Di Era New Normal Bagi Guru Pendidikan Anak Usia Dini (Paud) Se-Kota Tegal,” *AMMA J. Pengabd.*

- Masy.*, vol. 1, no. 05, pp. 429–431, 2022.
- [5] L. Widayanti, A. Kala'lembang, W. Adharyanty Rahayu, S. Yulia Riska, and Y. Arya Sapetra, "Edukasi Pembuatan Desain Grafis Menarik Menggunakan Aplikasi Canva," *J. Pengabd. Masy.*, vol. 2, no. 2, pp. 91–102, 2021, doi: 10.32815/jpm.v2i2.813.
- [6] Andryanto, R. V. Bara, O. Abigaill, N. A. Muchtar, N. Apriliani, and A. M. B, "Bahan Ajar Interaktif: Canva, Powtoon, Dan Kahoot.," p. 71, 2023.
- [7] G. Oktaviani and C. Dewi, "Sentimen Analisis Penggunaan Aplikasi Canva Menggunakan Support Vector Classification," vol. 6, no. 1, pp. 499–510, 2025.
- [8] Y. P. Dewi, "Analisis Sentimen terhadap Ulasan Aplikasi Canva di Play Store dengan Menggunakan Pendekatan Lexicon dan Algoritma Decision Tree," vol. 13, pp. 57–63, 2025.
- [9] M. Indra Buana and D. Brahma Arianto, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi ZenPro dengan Implementasi Algoritma Support Vector Machine (SVM)," *Adopsi Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 3, no. 1, pp. 45–52, 2024, doi: 10.30872/atasi.v3i1.1092.
- [10] A. Mustopa, Hermanto, Anna, E. B. Pratama, A. Hendini, and D. Risdiansyah, "Analysis of user reviews for the pedulilindungi application on google play using the support vector machine and naive bayes algorithm based on particle swarm optimization," *2020 5th Int. Conf. Informatics Comput. ICIC 2020*, vol. 2, 2020, doi: 10.1109/ICIC50835.2020.9288655.
- [11] R. Naquitasia, D. H. Fudholi, and L. Iswari, "Analisis Sentimen Berbasis Aspek pada Wisata Halal dengan Metode Deep Learning," *J. Teknoinfo*, vol. 16, no. 2, p. 156, 2022, doi: 10.33365/jti.v16i2.1516.
- [12] A. Rolangon, A. Weku, and G. A. Sandag, "Perbandingan Algoritma LSTM Untuk Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Layanan Rumah Sakit Saat Pandemi Covid-19," *TelKa*, vol. 13, no. 01, pp. 31–40, 2023, doi: 10.36342/teika.v13i01.3063.
- [13] R. L. Sitanggang, "Pengembangan Aplikasi Chatbot Untuk Pemasaran Digital Perguruan Tinggi Menggunakan Long Short Term Memory (LSTM)(Studi Kasus: Marketing ITHB)." Institut Teknologi Harapan Bangsa, 2022.
- [14] Q. Aini, M. N. F. Hidayat, and A. Tholib, "Analisis Sentimen Hasil Pemilu ( Quick Count ) Calon Presiden dan Wakil Presiden 2024 di Media Sosial Media X Menggunakan Metode Bidirectional Long Short-Term Memory ( BiLSTM )," *J. Comput. Syst. Informatics*, vol. 5, no. 3, pp. 690–700, 2024, doi: 10.47065/josyc.v5i3.5223.
- [15] G. Xu, Y. Meng, X. Qiu, Z. Yu, and X. Wu, "Sentiment analysis of comment texts based on BiLSTM," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 51522–51532, 2019.
- [16] J. Kim and N. Moon, "BiLSTM model based on multivariate time series data in multiple field for forecasting trading area," *J. Ambient Intell. Humaniz. Comput.*, pp. 1–10, 2019.
- [17] F. Koto and G. Y. Rahmaningtyas, "Inset lexicon: Evaluation of a word list

## **Jurnal EDU ELEKTROMATIKA (JEE)**

ISSN: 2747-0784 (p); xxxxxx (e)

Vol 6, No. 2, Desember 2025

- for Indonesian sentiment analysis in microblogs,” in *2017 International Conference on Asian Language Processing (IALP)*, IEEE, 2017, pp. 391–394.
- [18] D. I. Af'idah and A. Susanto, “HYPERPARAMETER TUNING SEQ2SEQ GATED RECURRENT UNIT UNTUK PENERJEMAHAN BAHASA DAERAH KE NASIONAL,” *J. Inform. Teknol. dan Sains*, vol. 6, no. 4, pp. 1238–1248, 2024.