

PENGGUNAAN RECURRENT NEURAL NETWORK DALAM MENDETEKSI SENTIMEN BERBAHAYA PADA PLATFORM MEDIA SOSIAL

Roy Vidia Chuanta^a, Mawaddah Harahap^b, Adya Zizwan Putra^c

Universitas Prima Indonesia, Teknologi dan Ilmu Komputer

Corresponding Author:

mawaddah@unprimdn.ac.id

ABSTRAK

Platform media sosial yang ada pada era modern sekarang ini memudahkan manusia untuk berkomunikasi dan bersosialisasi. Dibalik itu, pada suatu topik hangat pasti terdapat sentimen. Setiap sentimen yang disampaikan oleh masyarakat itu beraneka ragam, ada yang baik, netral, dan juga buruk atau berbahaya. Maka untuk mendeteksi sentimen, dimulai dari crawling data, pre-processing, pelabelan, dan kemudian diuji atau dilatih untuk mendapatkan nilai akurasi, nilai recall, nilai f1, nilai precision dengan menggunakan Long Short Term Memory. Dan diperoleh nilai akurasi 0.582, nilai recall 0.582, nilai f1 0.428, precision 0.339. Model LSTM ini dapat dipakai untuk mengembangkan model analisis berhasil tercapai.

Kata Kunci : Recurrent Neural Network, Social Media, Detection, Dangerous Sentiment

ABSTRACT

Social media platforms in today's modern era make it easier for people to communicate and socialize. Behind that, on a hot topic, there must be sentiment. Every sentiment the community conveys varies; some are good and neutral, and some are bad or dangerous. To detect sentiment, start from crawling data, pre-processing, labeling, and then testing or training to get accuracy value, recall value, f1 value, and precision value using Long Short Term Memory. They obtained an accuracy value of 0.582, recall value of 0.582, f1 value of 0.428, and precision of 0.339. This LSTM model can be used to develop an analysis model that is successfully achieved.

Keywords : Recurrent Neural Network, Social Media, Detection, Dangerous Sentiment

PENDAHULUAN

Setiap orang pada umumnya mempunyai sifat dan cara berpikir yang berbeda, yang membuat cara penyampaian tersebut menjadi beraneka ragam, juga penyampaian isi pikiran mereka pun menjadi beraneka ragam dikarenakan setiap orang mempunyai sifat dan cara berpikir yang berbeda. Teks yang terpaparkan mungkin terkesan positif, namun belum tentu teks itu berisikan hal positif (Darmaja et al., 2021). Orang-orang pada umumnya akan menuangkan isi pikiran mereka kepada suatu wadah, dan wadah tersebut adalah media sosial. Media sosial menjadi wadah bagi orang-orang untuk menuangkan pikiran dan

kemudian dibagikan kepada orang lain. Melalui media sosial juga berita dan informasi dapat tersebar dari satu tempat ke tempat lain dengan mudah, baik berupa berita terkini ataupun opini tentang isu hangat yang sedang terjadi pada masa kini (Farisi & Hadi, 2023). Umumnya media sosial yang dipakai sebagai wadah curhat adalah Instagram, Twitter (telah berganti nama menjadi X), Facebook, dan lain-lain (Fauzi et al., 2019).

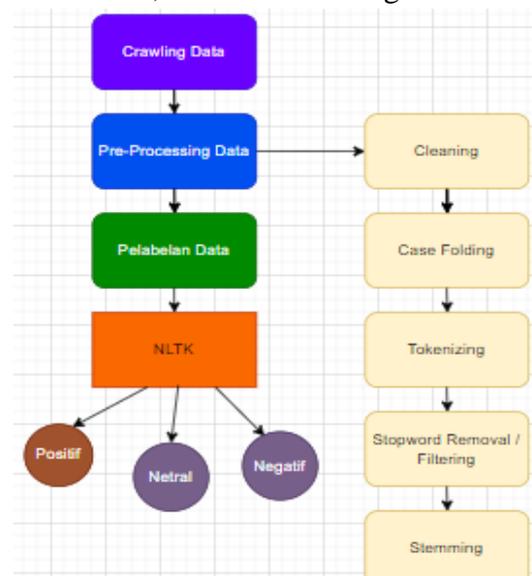
Twitter adalah salah satu jenis media sosial dari berbagai macam media sosial, Twitter berbasis microblogging yang dimana pengguna dapat mengirimkan pesan yang disebut sebagai tweet. Twitter adalah web microblogging yang dioperasikan oleh Twitter, Inc.

Disebut Microblogging karena pengguna dapat memposting dan membaca pesan seperti blog pada umumnya. Pesan yang disebut tweets, yaitu 140 karakter teks tertulis yang ditampilkan di halaman profil pengguna (Hutagalung et al., 2023). Twitter adalah salah satu jenis media sosial dengan jumlah pengguna aktif paling banyak, karena mudah digunakan oleh para pengguna untuk saling berinteraksi, bersosialisasi, dan berteman dengan pengguna yang lain. Twitter juga memiliki fitur Top Trending yang memudahkan penggunanya melihat tweet apa yang sedang populer dan sering dikicaikan oleh pengguna Twitter yang lain (Bara et al., 2022). Suatu kicaikan dari pengguna Twitter yang lain dapat menjadi isu hangat atau masuk kedalam Top Trending dan menjadi pembahasan bagi banyak orang.

Pembahasan yang dilakukan pun beraneka ragam dan sentimen yang dihasilkan pun bisa beraneka ragam, seperti sentimen positif, sentimen netral, dan sentimen negatif. Sentimen tersebut dapat diperoleh melalui Sentiment Analysis (Juwiantho et al., 2018). Memahami sentimen yang disampaikan oleh seseorang menjadi hal yang penting didalam berinteraksi sosial. Selain itu, dapat digunakan untuk menambah wawasan dan pemahaman terhadap pandangan-pandangan yang dianut oleh orang banyak. Klasifikasi sentimen tidak terbatas pada interaksi manusia karena didalam teks juga mengandung sentimen yang disampaikan oleh sang penulis (Heredia et al., 2016).

RNN atau Recurrent Neural Network dengan LSTM atau Long Short Term Memory merupakan salah satu algoritma deep learning yang banyak digunakan untuk melakukan klasifikasi sentimen. Metode ini juga dapat memproses data secara sekuensial seperti teks, suara, dan video. Rudi Cahyadi melakukan penelitian analisis sentimen instagram dengan metode Recurrent Neural Network. Hasil penelitian tersebut memperoleh tingkat akurasi pengujian sebesar 65% tingkat akurasi penerapan sebesar 79,46% (Cahyadi et al., 2020). Exel Defrisco Tarkus melakukan penelitian pengklasifikasian telur puyuh menggunakan metode Recurrent Neural Network. Hasil penelitian tersebut memperoleh precision diatas 75%, recall diatas 81%, dan akurasi diatas 87% (Tarkus et al., 2020). Tujuan utama dari LSTM pada kasus peramalan atau forecasting adalah untuk memnbuat prediksi yang akurat terhadap suatu variabel. Peramalan terbaik didasarkan pada tingkatan prediksi, dimana kesalahan yang terdapat semakin minim maka semakin tepat juga metode tersebut dipakai untuk melakukan prediksi (Wiranda & Sadikin, 2019). Berdasarkan hasil ulasan penelitian diatas, peneliti menggunakan Recurrent Neural Network dengan metode Long Short Term Memory untuk mendeteksi sentimen berbahaya pada media sosial, maka diangkatlah topik penelitian dengan judul “Penggunaan Recurrent Neural Network Dalam Mendeteksi Sentimen Berbahaya Pada Platform Media Sosial”.

1. Pre-processing Data, ini merupakan langkah terpenting dalam menganalisis suatu sentimen, data- data yang telah dikumpulkan itu perlu dilakukan preprocessing terlebih dahulu, kemudian menghasilkan clean data agar klasifikasi sentimen menjadi lebih akurat. Langkah-langkah Pre-processing :
2. Cleaning Data, pada proses ini, akan dilakukan cleaning terhadap data untuk menghilangkan atau menghapus beberapa karakter spesial seperti simbol, angka, emote, html, url, dan apapun yang dianggap tidak diperlukan pada saat dilakukan proses training terhadap data tersebut. Dikarenakan karakter-karakter tersebut dianggap tidak terlalu mempunyai pengaruh yang signifikan dalam menentukan label.
3. Case Folding, pada proses ini, dilakukanlah case folding untuk mengubah setiap huruf besar atau uppercase menjadi huruf kecil atau lowercase guna untuk menyeragamkan teks.
4. Tokenizing, pada proses ini, dilakukanlah tokenization terhadap data tersebut, memotong kalimat yang terdapat dalam data tersebut menjadi kata demi kata, hal ini dilakukan dengan mengacu pada tiap spasi pada suatu kalimat.
5. Stopword Removal / Filtering, pada proses ini, dilakukanlah Filtering terhadap data tersebut guna untuk membuang kata dasar yang tidak memiliki arti atau tidak relevan.
6. Stemming, pada proses ini, dilakukanlah Stemming terhadap data tersebut guna untuk mencari kata dasar dari sebuah kata, menghilangkan imbuhan yang terdapat pada sebuah kata. Proses ini memiliki pengaruh dalam tingkat akurasi temu kembali informasi.
7. Pelabelan Data, ini merupakan langkah terakhir dari pengumpulan suatu data. Ketika sekumpulan data tersebut telah dilakukan Pre-processing, maka dilakukanlah pelabelan terhadap data tersebut. Pelabelan data ini menggunakan library Natural Language Toolkit atau NLTK, guna mengetahui apakah data tersebut termasuk kedalam sentimen positif, sentimen netral, atau sentimen negatif.



Gambar 3. Kerangka Kerja Pengumpulan Data

8. Tahap selanjutnya adalah menginput dataset yang telah diolah agar kemudian dapat dilakukan analisa terhadap akurasi, presisi, dan recall dengan pendekatan Long Short Term Memory atau LSTM.

HASIL

Hasil penelitian memuat proses persiapan data, pengujian dan pembahasan model yang diusulkan untuk mengukur performa analisis sentimen.

Persiapan Data

Data yang dipersiapkan untuk pengujian bersumber dari Trending Topic yang telah dilakukan Crawling. Setelah memperoleh data, maka dilakukanlah Pre-processing data yang sudah diperoleh melalui Crawling Data. Pre-processing ini dilakukan dengan menggunakan platform Google Colab. Pre-processing mencakup Cleaning, Case Folding, Tokenizing, Stopword Removal/Filtering, Stemming.

Cleaning, untuk menghapus karakter spesial berupa simbol, angka, emote, html, url, dan apapun diluar dari alfabet a s/d z, yang dianggap tidak memiliki pengaruh didalam pelabelan data.

| Sebelum Cleaning | Setelah Cleaning |
|--|--|
| @SundaGenXY @Little_secret9 Kamunya aja yg rasis. Kan gak tau permasalahan mereka spt apa? | SundaGenXY Littlesecret Kamunya aja yg rasis Kan gak tau permasalahan mereka spt apa |

Gambar 4. Proses Cleaning

1. Case Folding, untuk mengubah setiap Uppercase menjadi Lowercase guna untuk menyeragamkan teks.

| Sebelum Case Folding | Setelah Case Folding |
|--|--|
| SundaGenXY Littlesecret Kamunya aja yg rasis Kan gak tau permasalahan mereka spt apa | sundagenxy littlesecret kamunya aja yg rasis kan gak tau permasalahan mereka spt apa |

Gambar 5. Proses Case Folding

2. Tokenizing, untuk memotong kalimat tersebut menjadi kata demi kata.

| Sebelum Tokenizing | Setelah Tokenizing |
|--|---|
| sundagenxy littlesecret kamunya aja yg rasis kan gak tau permasalahan mereka spt apa | "['sundagenxy', 'littlesecret', 'kamunya', 'aja', 'yg', 'rasis', 'kan', 'gak', 'tau', 'permasalahan', 'mereka', 'spt', 'apa']" |

Gambar 6. Proses Tokenizing

3. Stopword Removal/Filtering, untuk memfilter kata- kata dasar yang tidak memiliki arti yang terdapat pada data.

| Sebelum Tokenizing | Setelah Tokenizing |
|---|--|
| "['sundagenxy', 'littlesecret', 'kamunya', 'aja', 'yg', 'rasis', 'kan', 'gak', 'tau', 'permasalahan', 'mereka', 'spt', 'apa']" | "['sundagenxy', 'littlesecret', 'kamunya', 'aja', 'yg', 'rasis', 'gak', 'tau', 'permasalahan', 'spt']" |

Gambar 7. Proses Stopword Removal/Filtering

4. Stemming, untuk mencari kata dasar dari sebuah kata, menghilangkan imbuhan yang terdapat pada sebuah kata. Proses ini memiliki pengaruh signifikan dalam tingkat akurasi temu kembali informasi.

| Sebelum Tokenizing | Setelah Tokenizing |
|--|--|
| "['sundagenxy', 'littlesecret', 'kamunya', 'aja', 'yg', 'rasis', 'gak', 'tau', 'permasalahan', 'spt']" | sundagenxy littlesecret kamu aja yg ras gak tau masalah spt |

Gambar 8. Proses Stemming

Setelah dilakukannya Pre-processing Data, maka tahap selanjutnya adalah Pelabelan Data. Pelabelan data dilakukan dengan menggunakan library Natural Language Toolkit atau NLTK. Label yang diberi pada data tersebut adalah positif, netral, dan negatif.

Tabel 1. Hasil Analisis Data

| Hasil Analisis Data | | |
|---|--------|---------|
| Positif | Netral | Negatif |
| 182 | 1683 | 207 |
| Total (Positif + Netral + Negatif) = 2072 | | |

Seluruh sentimen tersebut dikumpulkan kedalam suatu file dengan format CSV, menjadi sebuah Dataset. Dataset tersebut berisi sentimen-sentimen yang telah diberi label positif, netral, dan negatif. Evaluasi terhadap kinerja model dilakukan dengan menghitung akurasi (accuracy), presisi (precision), perolehan (recall), dan skor F1 (F-1 Score) melalui persamaan berikut :

$$Accuracy = \frac{TN+TP}{TN+TP+FN+FP} \dots\dots\dots (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \dots\dots\dots (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \dots\dots\dots (3)$$

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \dots\dots\dots (4)$$

Dimana :

TP = True Positive

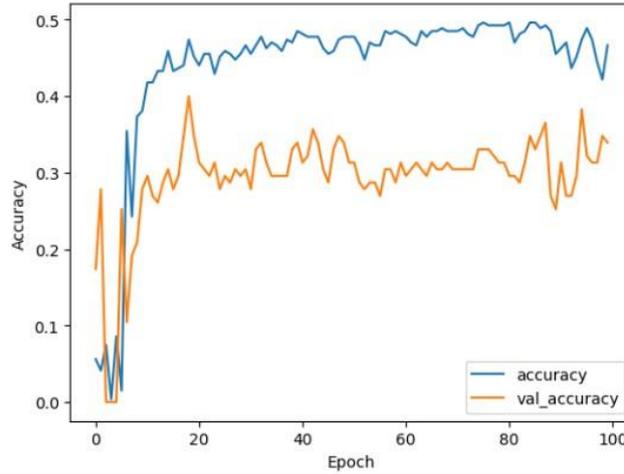
TN = True Negative

FP = False Positive

Akurasi (accuracy), presisi (precision), perolehan (recall), dan skor F1 (F-1 Score) merupakan hasil akurasi klasifikasi sentimen terhadap model yang diusulkan.

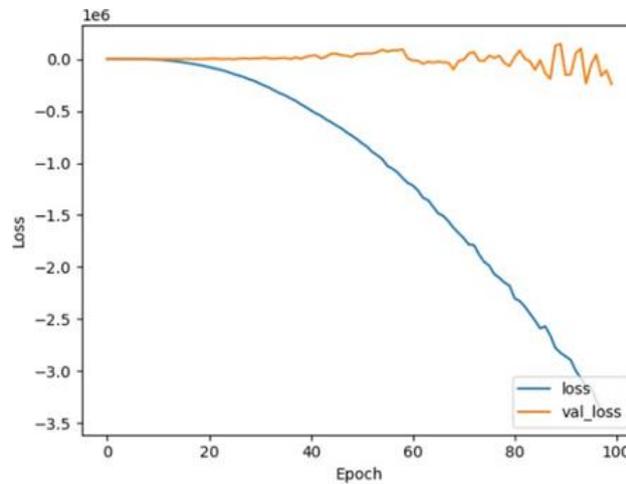
Pengujian

Platform untuk mewadahi pengujian dalam penelitian ini adalah Google Colab sebagai sarana pembuatan aplikasi berbasis Python sedangkan penyimpanan dataset untuk keperluan penelitian menggunakan platform Google Drive. Pengujian dilakukan pada Dataset yang sudah dipersiapkan, Semua model yang digunakan dalam penelitian ini dilatih dengan optimisator Adams. Adapun hasil evaluasi keseluruhan model ditunjukkan pada gambar berikut.



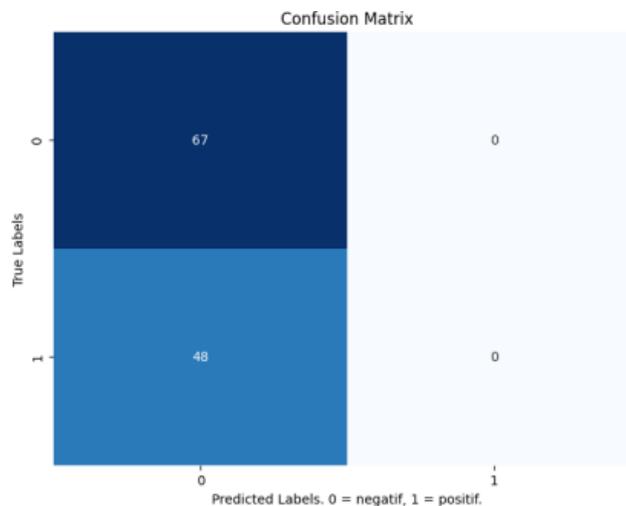
Gambar 3.1. Gambar Accuracy Model dengan epoch 100

Gambar 9. Akurasi Model.



Gambar 10. Loss Model

Gambar tersebut. menampilkan model yang telah dilatih selama pengujian berlangsung. Dilakukan pengamatan terhadap loss accuracy, training, testing, dan validation dengan batch_size sebesar 64, dan pengaturan nilai epoch di angka 100.



Gambar 11. Confusion Matrix

Gambar tersebut memuat matriks hasil pengujian terhadap seluruh model dengan melakukan klasifikasi pada dua label yakni label 0 untuk Sentimen Negatif dan label 1 untuk Sentimen Positif. Dari matriks hasil pengujian yang diperoleh persentase accuracy sebesar 0.582 (58%), precision 0.339, recall 0.582, F1-Score 0.428.

PEMBAHASAN

Setelah dataset tersedia, terlebih dahulu dilakukanlah import terhadap beberapa library yang diperlukan, library-library itu digunakan untuk preprocessing teks, pembuatan model, evaluasi model, visualisasi, dan penanganan ketidakseimbangan dataset. Kemudian dataset yang sudah tersedia tersebut di baca dengan menggunakan perintah `pd.read_csv()`. Untuk membersihkan dataset dari nilai yang hilang atau baris dengan nilai NaN (Not a Number), dipakailah perintah “`dropna()`” agar data bersih dari nilai yang hilang. Kemudian dilakukanlah konversi pada kolom “`case_folding`” menggunakan perintah “`astype()`” agar kolom tersebut dapat diproses sebagai teks. Kemudian dilakukanlah persiapan label sentimen, label sentimen tersebut diubah atau dikonversikan menjadi angka menggunakan perintah “`LabelEncoder()`”. Sebuah sentimen “`netral`” (setelah `LabelEncoder()`) menjadi label 1) dibuang karena dapat menimbulkan kesulitan atau keambiguan pada saat dilakukannya data training (tidak diperlukan dalam analisis sentimen).

Kemudian dilakukanlah preprocessing pada kolom

“`case_folding`” :

1. Menghapus Karakter Khusus, untuk menghapus karakter khusus dari teks, digunakanlah ekspresi reguler `re.sub()` untuk menghapus karakter khusus dari teks.
2. Tokenisasi, digunakanlah `word_tokenize()` dari `nlTK` untuk membagi teks menjadi kata-kata.
3. Penghapusan Stowords: Digunakanlah kumpulan kata pengisi (stop words) bahasa Indonesia dari `nlTK` dan membuang kata-kata tersebut dari teks.
4. Stemming: Menggunakan Sastrawi untuk melakukan stemming bahasa Indonesia.

Setelah dilakukannya preprocessing pada kolom “`case_folding`”, hasil preprocessing tersebut dimasukkan kedalam variabel “`X`” sebagai fitur, dan label sentimen pada kolom “`sentiment`” dimasukkan kedalam variabel “`y`” sebagai target. Dilakukanlah pembagian antara data latih dan data uji menggunakan perintah “`train_test_split()`”. Data Latih yang dipakai adalah sebesar 70%, dan Data Uji yang dipakai adalah sebesar 30%. Kemudian dilakukanlah Tokenisasi dan Padding: Teks yang sudah dibagi menjadi dalam data latih dan data uji itu diubah menjadi urutan angka menggunakan `Tokenizer()` dari TensorFlow, dan di- pad agar memiliki panjang yang seragam menggunakan perintah `pad_sequences()`. Untuk mencegah terjadinya ketidakseimbangan dataset atau Imbalance Dataset, digunakanlah SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique) dari `imblearn` untuk oversampling sentimen/kelas minoritas pada data latih. Setelah itu dibuatlah Model Sequential dengan layer Embedding, dua layer LSTM, Dense Layer dengan aktivasi ReLU, dan Dropout Layer untuk mengurangi terjadinya overfitting :

Layer Embedding:

1. Pada awalnya, setiap kata dalam teks diwakili oleh token integer unik yang telah ditentukan oleh `Tokenizer`.

2. Layer Embedding menerima input berupa urutan token-token tersebut.
3. Setiap token diubah menjadi vektor dengan menggunakan tabel embedding.
4. Embedding ini dipelajari selama proses pelatihan model, sehingga representasi vektor untuk setiap kata akan diperbarui agar semakin mewakili hubungan antar kata dalam ruang vektor.

Dua Layer LSTM:

1. LSTM memiliki kemampuan untuk "mengingat" informasi dari sebelumnya dalam urutan data, sehingga sangat cocok untuk memodelkan urutan kata dalam teks.
2. Setiap LSTM layer menerima urutan vektor representasi kata-kata dari layer Embedding.
3. Layer LSTM meneruskan informasi dari satu langkah waktu ke langkah waktu berikutnya.
4. LSTM secara efektif mengatasi masalah hilangnya atau eksplodirnya gradien yang sering terjadi pada RNN biasa.

Dense Layer dengan Fungsi Aktivasi ReLU:

1. Setelah dua layer LSTM, output yang dihasilkan masih dalam bentuk urutan vektor.
2. Layer Dense ini bertugas untuk mengubah vektor-vektor tersebut menjadi vektor dengan dimensi yang lebih rendah, tetapi dengan lebih banyak informasi tentang representasi teks.
3. Fungsi aktivasi ReLU digunakan di sini untuk memberikan non-linearitas dan menghilangkan nilai negatif dari vektor hasil.

Dropout Layer:

1. Dropout layer digunakan untuk mencegah overfitting dengan cara secara acak "menonaktifkan" sebagian unit dalam jaringan selama proses pelatihan.
2. Ini mengharuskan jaringan untuk belajar dari variasi data yang lebih besar dan mencegahnya menjadi terlalu tergantung pada koneksi tertentu. Setelah arsitektur model ditentukan, langkah selanjutnya adalah mengkompilasi model. Pada titik ini, model dikonfigurasi menggunakan optimisasi Adam dan menggunakan fungsi loss `binary_crossentropy`. Konfigurasi ini mempersiapkan model untuk proses pelatihan dengan menentukan bagaimana model memperbarui bobotnya berdasarkan gradien dan pelatihan. Setelah model dikompilasi, data pelatihan seimbang digunakan untuk melatih model. Selama proses pelatihan, model mengoptimalkan bobot untuk mengurangi kesalahan prediksi. Validasi dilakukan dengan menggunakan data uji yang memantau performa model selama proses pelatihan. Setelah model dilatih, langkah selanjutnya adalah mengevaluasi performa model pada data pengujian yang tidak terlihat selama pelatihan. Evaluasi dilakukan untuk mengetahui nilai loss dan accuracy model berdasarkan data pengujian. Setelah itu dilakukanlah evaluasi prediksi untuk mencari accuracy score, precision score, recall score, dan f1 score. Setelah itu didapatkan accuracy score sebesar 0.582, precision score sebesar 0.339, recall score sebesar 0.582, f1 score sebesar 0.428.

SIMPULAN

Hasil utama analisis sentimen menggunakan model LSTM untuk teks berbahasa Indonesia mencapai akurasi yang signifikan dalam prediksi sentimen berbasis teks, dan kinerjanya ditingkatkan menggunakan teknik SMOTE untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas. Implikasi dari hasil analisis sentimen ini sangat penting dalam konteks pemahaman opini publik dan analisis teks berbahasa Indonesia. Hasilnya menunjukkan bahwa penerapan model LSTM dengan teknik pre-processing yang tepat dapat memberikan wawasan berharga tentang sentimen teks di berbagai domain seperti media sosial, ulasan produk, dan artikel berita. Berdasarkan analisis, dapat disimpulkan bahwa model LSTM yang diterapkan dapat memprediksi sentimen dengan baik berdasarkan teks bahasa Indonesia, dengan memperoleh accuracy score sebesar 0.582, f1 score sebesar 0.428, recall score sebesar 0.582, dan precision score sebesar 0.339. Tujuan penelitian untuk mengembangkan model analisis sentimen berhasil tercapai.

Acknowledgement

Terima kasih kepada pihak Universitas Prima Indonesia yang telah memberikan saya kesempatan untuk melakukan penelitian, juga kepada para dosen pembimbing, maupun dosen pengajar.

DAFTAR PUSTAKA

- Darmaja, E., Mawardi, V. C., & Perdana, N. J. (2021). Review Sentimen Analisis Aplikasi Sosial Media Di Google Playstore Menggunakan Metode Logistic Regression. *Prosiding Serina*, 513–520. <https://journal.untar.ac.id/index.php/PSERINA/article/view/17504/9467>
- Farisi, S., & Hadi, S. (2023). Analisis Sentimen menggunakan Recurrent Neural Network Terkait Isu Anies Baswedan Sebagai Calon Presiden 2024. *EProceedings ...*, 10(2), 1682. <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/19992%0Ahttps://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/19992/19357>
- Fauzi, A., Akbar, M. F., & Asmawan, Y. F. A. (2019). Sentimen Analisis Berinternet Pada Media Sosial dengan Menggunakan Algoritma Bayes. *Jurnal Informatika*, 6(1), 77–83. <https://doi.org/10.31311/ji.v6i1.5437>
- Hutagalung, W. M. S. N., Tony, T., & Jaya Perdana, N. (2023). Analisis Sentimen Pada Opini Kenaikan Harga Bahan Bakar Minyak Pada Media Sosial Twitter. *Simtek : Jurnal Sistem Informasi Dan Teknik Komputer*, 8(2), 280–284. <https://doi.org/10.51876/simtek.v8i2.207>
- Bara, E. A. B., Nasution, K. A., & Zahara Ginting, R. Z. (2022). Penelitian tentang Twitter. *Jurnal Edukasi Nonformal*, 3(2), 167–172.
- Juwiantho, H., Setiawan, E. I., Santoso, J., Purnomo, M. H., Informasi, D. T., Tinggi, S., & Surabaya, T. (2018). Sentiment Analysis Twitter Bahasa Indonesia Berbasis Word2vec Menggunakan Deep Convolutional Neural Network. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 7(1), 181–188. <https://doi.org/10.25126/jtiik.202071758>
- Heredia, B., Khoshgoftaar, T., Prusa, J., & Crawford, M. (2016). *Cross-Domain Sentiment Analysis: An Empirical Investigation*. <https://doi.org/10.1109/IRI.2016.28>
- Cahyadi, R., Damayanti, A., Aryadani, D., Rekeyasa Multimedia Poltek Negeri Media

- Kreatif Jakarta Jl Srengseng Sawah, T., Selatan, J., Informatika STMIK AKAKOM Jl Raya Janti, T., & Yogyakarta, K. (2020). Recurrent Neural Network (Rnn) Dengan Long Short Term Memory (Lstm) Untuk Analisis Sentimen Data Instagram. *Jurnal Informatika Dan Komputer*, 5(1), 1–9.
- Tarkus, E. D., Sompie, S. R. U. A., & Jacobus, A. (2020). Implementasi Metode Recurrent Neural Network pada Pengklasifikasian Kualitas Telur Puyuh. *Jurnal Teknik Informatika*, 15(2), 137–144.
<https://ejournal.unsrat.ac.id/v3/index.php/informatika/article/view/29552>
- Wiranda, L., & Sadikin, M. (2019). Penerapan Long Short Term Memory pada Data Time Series untuk Memprediksi Penjualan Produk PT. Metiska Farma. *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika (JANAPATI)*, 8(3), 184–196.
- Faadilah, A. (2020). *Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Tokopedia di Google Play Store Menggunakan Metode Long Short Term Memory*. 1–46.
- Rahman, M. Z., Sari, Y. A., & Yudistira, N. (2021). Analisis Sentimen Tweet COVID-19 menggunakan Word Embedding dan Metode Long Short-Term Memory (LSTM). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 5(11), 5120–5127.
<http://j-ptiik.ub.ac.id>
- Merinda Lestandy, Abdurrahim Abdurrahim, & Lailis Syafa'ah. (2021). Analisis Sentimen Tweet Vaksin COVID-19 Menggunakan Recurrent Neural Network dan Naïve Bayes. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 5(4), 802–808.
<https://doi.org/10.29207/resti.v5i4.3308>