

Available online at www.elektro.itn.ac.id

Journal Of **ALINIER**
Artificial Intelligence & Applications

Journal homepage: www.elektro.itn.ac.id



Analisis Sentimen Publik pada “X” Menggunakan Long Short-Term Memory Neural Network

Dwijo Utomo Rahino Putro^a, Asyfa Maulidina^b, Wisanggeni Atthoriq Kuswirasatya^c, Anggraini Puspita Sari^d

Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur.

^a22081010220@student.upnjatim.ac.id ,

^b22081010090@student.upnjatim.ac.id,

^c22081010127@student.upnjatim.ac.id,

^danggraini.puspita.if@gmail.ac.id

Kata Kunci :

ABSTRAK

*Long Short-Term Memory
Neural Network Sentiment*

*GloVe
Media sosial*

Dalam era digital yang terus berkembang, media sosial menjadi platform untuk berinteraksi, berbagi pendapat, serta mengekspresikan perasaan. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis serta prediksi terkait sentimen-sentimen yang ada di media sosial terkait dengan isu yang ada pada kalangan masyarakat. Penelitian ini memanfaatkan Long Short-Term Memory neural network dan GloVe Word Embedding untuk melatih model yang digunakan untuk prediksi terhadap sentimen pada platform “X”. Dengan tingkat akurasi sebesar 85,8% menunjukkan bahwa Long Short-Term Memory Neural Network memiliki hasil yang cukup bagus dalam melakukan prediksi sentimen.

In the ever-growing digital era, social media has become a platform for interacting, sharing opinions and expressing feelings. This research aims to carry out analysis and predictions regarding sentiments on social media related to issues that exist among society. This research utilises the Long Short-Term Memory neural network and GloVe Word Embedding to train a model used to predict sentiment on the "X" platform. With an accuracy rate of 85.8%, it shows that the Long Short-Term Memory Neural Network has quite good results in predicting sentiment.

1. PENDAHULUAN

Dalam era digital yang terus berkembang, media sosial telah menjadi panggung utama di mana individu berinteraksi, berbagi pendapat, dan mengekspresikan perasaan mereka dalam berbagai masalah, termasuk masalah politik dan sosial. Fenomena ini membuka peluang untuk penelitian yang lebih mendalam tentang bagaimana orang berkomunikasi, bereaksi, dan merespons topik yang secara luas mempengaruhi masyarakat (Ayundina, Damaliana, 2024)(Putra, Syafira, 2023). Salah satu media sosial yang populer yaitu aplikasi "X" yang dulunya dikenal sebagai Twitter. Kepopuleran aplikasi ini membuatnya menjadi platform yang ideal untuk memantau opini publik dan sentimen masyarakat terhadap berbagai topik (Emmanuel, 2023).

Analisis sentimen, sebuah cabang penting dari ilmu data dan pemrosesan bahasa alami (NLP), menawarkan pendekatan inovatif untuk memahami kompleksitas sentimen manusia dalam konteks digital, teknologi ini memungkinkan para peneliti untuk mengeksplorasi opini publik secara menyeluruh dan mendalam dengan memanfaatkan data yang tersebar (Amazon.com, n.d.). Isu politik khususnya merupakan area yang menarik untuk diteliti dalam kerangka analisis sentimen. Politik, dengan sifatnya yang kontroversial dan kompleks, sering menjadi pusat perdebatan dan perhatian di ruang publik.

Dalam konteks ini, penelitian ini bertujuan untuk menggali efektivitas metode analisis sentimen berbasis teknologi, khususnya dengan menggunakan jaringan saraf Long Short-Term Memory (LSTM), dalam memahami respons emosional dan opini publik terhadap isu-isu politik yang muncul di dunia dinamis media sosial.

Metode Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan semacam Recurrent Neural Network (RNN) yang dikembangkan khusus untuk menangani data berurutan, seperti teks (Sandya *et al.*, 2023). Keuntungan utama dari metode Long Short-Term Memory (LSTM) adalah kemampuannya untuk "mengingat" informasi jangka panjang dari urutan data, yang seringkali diperlukan dalam pemrosesan teks untuk analisis sentimen (Algoritma Data Science School, 2023). Dengan memanfaatkan teknologi ini, penelitian ini bertujuan untuk menyajikan pendekatan yang lebih canggih dan akurat dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasikan sentimen yang terkandung dalam percakapan politik di media sosial.

Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat menjadi landasan yang kuat bagi pengembangan teknologi analisis sentimen yang lebih mutakhir, serta memberikan kontribusi yang signifikan dalam memahami interaksi manusia dalam era digital yang terus berkembang

2. METODE

2.1. Long Short-Term Memory Neural Network

Long short-term memory (LSTM) adalah jenis NN dan merupakan evolusi dari sistem RNN (*recurrent neural network*). LSTM sangat populer dengan analisis data deret waktu dan pembelajaran end-to-end. LSTM digunakan untuk membereskan masalah terkait kekurangan RNN terkait penekanan gradien. Keuntungan memanfaatkan LSTM yang dilatih menggunakan algoritma BP dapat meningkatkan kapabilitas RNN, program berjalan lebih cepat dibandingkan menggunakan RNN, serta memiliki cell state (C) dan gerbang untuk mengelola alur informasi. LSTM adalah sistem yang kuat dan stabil untuk mengelola dependensi jangka panjang, mengatasi pembelajaran dependensi jangka pendek dan jangka panjang dengan baik (Sari *et al.*, 2021).

2.2. Analisis Sentimen

Analisis sentimen adalah suatu teknik atau metode yang digunakan untuk mengetahui bagaimana emosi diungkapkan dalam tulisan dan bagaimana mengelompokkan perasaan tersebut menjadi perasaan positif atau perasaan negatif (Nasukawa & Yi, 2003). Analisis sentimen juga dikenal sebagai penambangan opini, yaitu suatu aspek penelitian yang mengkaji

opini, emosi, penilaian, sikap, dan perasaan masyarakat terkait entitas seperti produk dan layanan, peristiwa, isu, individu, kelompok, topik, dan atributnya. Hal ini merepresentasikan ruang permasalahan yang besar. Terdapat juga beberapa nama yang cukup berbeda, misalnya: penambangan opini, analisis sentimen, penambangan sentimen, analisis subjektif, pengaruh, analisis sentimen, jajak pendapat, dll. Namun, kini itu semua hanyalah analisis sentimen. atau jajak pendapat. Meskipun dalam industri istilah analisis sentimen lebih umum digunakan, dalam dunia akademis analisis sentimen dan penambangan opini juga umum digunakan (Liu, 2022).

2.3. X

X atau yang dulunya disebut dengan nama Twitter adalah jejaring sosial yang menetapkan penggunaannya untuk mengirim tweet maksimal 140 kata, tidak lebih. Twitter dan Facebook mempunyai suatu kemiripan. Persamaannya adalah baik Twitter maupun Facebook merupakan layanan jejaring sosial yang berperan untuk menghubungkan pengguna dengan pengguna lain (Bara et al., 2022). Selain komunikasi interpersonal, Twitter semakin banyak digunakan sebagai sumber informasi real-time dan tempat perdebatan dalam berita, politik, bisnis, dan hiburan. Acara olahraga yang disiarkan televisi seperti Piala Dunia FIFA atau Final NBA menyebabkan lonjakan aktivitas Twitter global secara real-time; berita dan acara hiburan lainnya juga menghasilkan volume tweet yang sangat tinggi, misalnya kematian Michael Jackson. Bencana seperti Badai Sandy, dan tragedi seperti penembakan besar-besaran terhadap pria bersenjata di Sekolah Dasar Sandy Hook di Connecticut (keduanya terjadi pada musim gugur tahun 2012) menunjukkan dampak langsungnya pada platform, ketika pengguna seringkali melaporkan pengalaman mereka dan mencari informasi. seiring dengan berlangsungnya berbagai peristiwa—sebuah dinamika yang membuat Twitter tampak menarik bagi media massa. Momen-momen seperti ini menunjukkan betapa dalamnya layanan ini tertanam dalam ekologi media, dan, bisa dibilang, dalam kehidupan sehari-hari penggunaannya di seluruh dunia. Ketika peristiwa penting terjadi—baik di tingkat global maupun lokal—akan ada pengguna Twitter yang membagikan berita tersebut (Weller et al., 2014).

2.4. GloVe Word Embedding

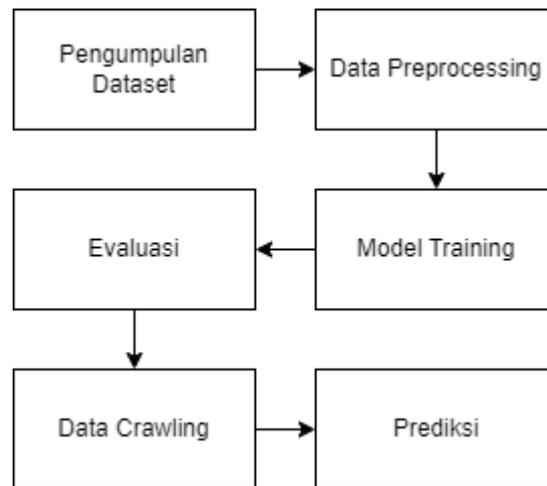
GloVe Embeddings adalah jenis penyematan kata yang mengkodekan rasio probabilitas kemunculan bersama antara dua kata sebagai perbedaan vektor. GloVe menggunakan tujuan kuadrat terkecil tertimbang yang meminimalkan perbedaan antara perkalian titik vektor dua kata dan logaritma jumlah kemunculannya (Pennington et al., 2014).

2.5. Keras

Keras adalah library jaringan saraf tiruan tingkat tinggi dengan bahasa Python yang sanggup beroperasi pada Theano, TensorFlow, dan CNTK. Perpustakaan ini menyajikan fungsionalitas yang digunakan dengan tujuan memfasilitasi peningkatan pembelajaran mendalam lebih lanjut. Pustaka ini dikembangkan untuk memungkinkan pengujian cepat pada CPU (Central Processing Unit) dan GPU (Graphics Processing Unit) dan mendukung jaringan saraf konvolusional dan algoritma jaringan saraf berulang atau konvolusional (Rahutomo & Sari, 2020).

2.6. Metode Penelitian

Metode penelitian yang digunakan pada penelitian ini meliputi beberapa tahapan yang berurutan. Tahapan tersebut ditunjukkan pada Gambar 1. Tahapan metode penelitian antara lain: pengumpulan dataset, data preprocessing, evaluasi, model training, data crawling, serta prediksi yang nantinya akan ditarik kesimpulan.



Gambar 1 Tahap Penelitian

2.7. Pengumpulan Datasheet

Pengumpulan data adalah suatu tahapan untuk mendapatkan data yang akan digunakan pada penelitian. Bagian terpenting dalam model machine learning yaitu data yang digunakan untuk melatih model, khususnya dalam model machine learning yang berpusat pada teks, seperti analisis sentimen (Ferdiana et al., 2019).

2.8. Data Processing

Data Preprocessing adalah salah satu tahapan yang mencakup persiapan dan transformasi data ke dalam format yang sesuai dengan metode penambangan. Preprocessing data bertujuan untuk memperkecil ukuran data, mencari hubungan antar data, menghilangkan outlier, mengekstrak karakteristik pada data, dan menormalkan data. Ini meliputi beberapa proses seperti pembersihan data, transformasi, integrasi dan reduksi.

2.9. Model Training

Melatih suatu model dapat dipahami sebagai proses menentukan pengetahuan yang sesuai yang harus dimiliki model tersebut. Artinya menentukan bobot dan nilai bias yang sesuai untuk model yang dilatih sehingga model tersebut dapat memberikan hasil yang sesuai untuk kasus yang dipelajarinya. Proses pelatihan ini dilakukan hingga model mampu melakukan generalisasi, yaitu memahami pengetahuan umum tentang tugas yang harus dilakukan model (Elwirehardja et al., 2023).

2.10. Evaluasi

Evaluasi adalah proses penilaian sistematis terhadap suatu program, intervensi, atau fenomena untuk menentukan nilai, efektivitas, dan dampaknya. Evaluasi membantu peneliti memahami apakah tujuan penelitian tercapai, apakah program berhasil, dan apakah intervensi memiliki efek yang diinginkan.

2.11. Data Crawling

Crawling data merupakan langkah penelitian yang mengumpulkan atau mengunduh data dari database (Sembodo et al., 2016)

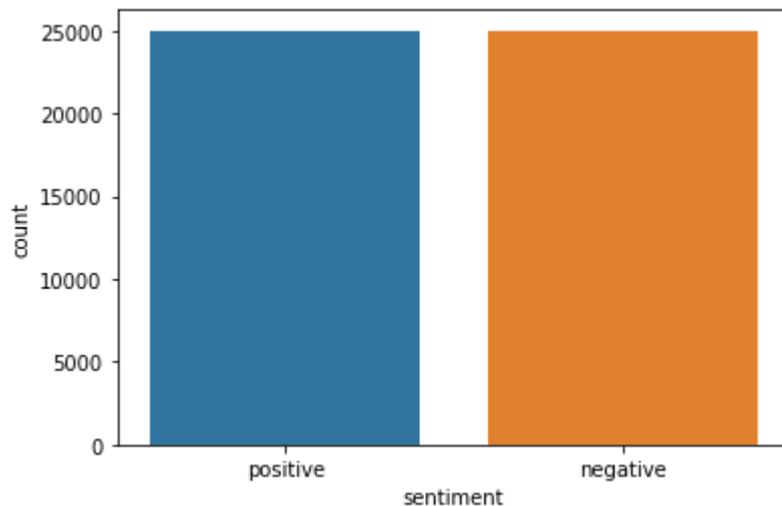
2.12. Prediksi

Prediksi mengacu pada proses menggunakan model statistik dan algoritma machine learning untuk memperkirakan nilai atau hasil di masa depan berdasarkan data historis dan pola yang ada

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengumpulan Dataset

Dataset yang digunakan pada penelitian ini adalah data sentiment yang telah memiliki label positif dan negatif yang akan digunakan untuk melakukan model training dan juga evaluasi. Dataset ini diambil dari Kaggle.com dengan data yang berukuran 50.000 data.



Gambar 2 Distribusi Data

3.2 Data Preprocessing

Pada tahap ini dilakukan pembersihan data teks, secara khusus menargetkan penghapusan karakter dan kata yang tidak diinginkan untuk meninggalkan versi sederhana dari teks masukan. Teks yang dibersihkan ini hanya terdiri dari kata-kata yang panjangnya dua karakter atau lebih, tidak termasuk stopwords (kata-kata umum yang biasanya tidak berkontribusi pada makna kalimat dalam tugas analisis teks), dan seluruhnya menggunakan huruf kecil. Prosesnya melibatkan beberapa langkah, masing-masing menggunakan metode dan ekspresi reguler berbeda untuk mencapai format teks yang diinginkan.

Pertama, teks masukan diubah menjadi huruf kecil. Standardisasi ini sangat penting untuk pemrosesan teks karena memastikan konsistensi, terutama saat menghilangkan stopwords atau membandingkan kata, karena kata seperti "The" dan "the" akan dianggap sebagai string yang berbeda tanpa langkah ini. kemudian menghapus tag HTML dari teks. Hal ini dilakukan dengan menggunakan fungsi `hapus_tags`, yang kemungkinan menggunakan ekspresi reguler untuk mengidentifikasi dan mengganti apa pun di antara `<` dan `>` (pembatas khas tag HTML) dengan string kosong, sehingga secara efektif menghapus tag ini dari teks. Setelah penghapusan tag HTML, fungsi tersebut menggunakan ekspresi reguler untuk menghilangkan tanda baca dan angka, menggantikannya dengan spasi. Langkah ini menyederhanakan teks agar hanya berisi karakter alfabet, membantu fokus pada kata-kata sebenarnya.

Karakter tunggal selanjutnya akan dihapus, kecuali jika karakter tersebut merupakan bagian dari sebuah kata. Hal ini sangat berguna untuk membersihkan sisa dari langkah pembersihan sebelumnya, seperti ketika tanda kutip dihapus, meninggalkan satu karakter yang tidak berkontribusi pada maknanya (misalnya, "s" dalam "Mark" setelah tanda kutip dihapus) . Langkah ini memastikan bahwa teks tidak berisi karakter terisolasi yang dapat mengganggu analisis.

Terakhir, stopwords dihapus dari teks. Stopwords adalah kata-kata umum yang sering disaring dalam pemrosesan teks untuk mempertahankan kata-kata yang berkontribusi lebih signifikan terhadap makna kalimat. Fungsi ini mengkompilasi pola ekspresi reguler yang cocok dengan kata apa pun dalam daftar stopwords bahasa Inggris yang telah ditentukan sebelumnya dan

menggantinya dengan string kosong, sehingga secara efektif menghapus kata-kata tersebut dari teks. Masing-masing langkah ini secara progresif membersihkan dan menyederhanakan teks masukan, sehingga lebih cocok untuk tugas analisis teks dengan berfokus pada elemen teks yang paling bermakna.

3.3 Model Training

Pertama-tama akan disiapkan lapisan penyematan untuk mengubah data. Lapisan penyematan ini digunakan untuk mengubah data tekstual menjadi bentuk numerik. Ini kemudian digunakan sebagai lapisan pertama untuk model pembelajaran mendalam di Keras. Kemudian Matriks penyematan dibuat menggunakan Pre-trained GloVe embedding. Matriks ini memetakan setiap kata dalam kosakata ke vektor 100 dimensi, memberikan representasi kata yang padat berdasarkan makna semantiknya. Model Sequential didefinisikan menggunakan Keras, dimulai dengan lapisan penyematan yang menggunakan matriks penyematan yang dibuat sebelumnya. Lapisan ini disetel ke tidak dapat dilatih karena menggunakan penyematan yang telah dilatih sebelumnya. Lapisan LSTM dengan 128 unit ditambahkan untuk memproses urutan, menangkap ketergantungan jangka panjang antar kata. Lapisan padat dengan fungsi aktivasi sigmoid digunakan sebagai lapisan keluaran, cocok untuk tugas klasifikasi biner. Model dikompilasi dengan pengoptimal Adam dan fungsi loss crossentropy biner, yang menunjukkan tugas klasifikasi biner. Metrik akurasi ('acc') digunakan untuk mengevaluasi performa model selama pelatihan dan pengujian. Model dilatih pada data pelatihan (X_train, y_train) dengan ukuran batch 128 dan untuk 6 epoch. Pembagian validasi sebesar 0,2 digunakan untuk memantau performa model pada set validasi selama pelatihan.

```
Model: "sequential"
-----
Layer (type)                Output Shape                Param #
-----
embedding (Embedding)      (None, 100, 100)          9239400
lstm (LSTM)                 (None, 128)                117248
dense (Dense)               (None, 1)                  129
-----
Total params: 9356777 (35.69 MB)
Trainable params: 117377 (458.50 KB)
Non-trainable params: 9239400 (35.25 MB)
-----
None
```

Gambar 3 Compiling Model

```
Epoch 1/6
250/250 [=====] - 94s 365ms/step - loss: 0.5166 - acc: 0.7473 - val_loss: 0.4736 - val_acc: 0.7726
Epoch 2/6
250/250 [=====] - 90s 360ms/step - loss: 0.4203 - acc: 0.8114 - val_loss: 0.3866 - val_acc: 0.8309
Epoch 3/6
250/250 [=====] - 89s 354ms/step - loss: 0.3820 - acc: 0.8336 - val_loss: 0.3459 - val_acc: 0.8485
Epoch 4/6
250/250 [=====] - 89s 356ms/step - loss: 0.3479 - acc: 0.8501 - val_loss: 0.3436 - val_acc: 0.8505
Epoch 5/6
250/250 [=====] - 90s 360ms/step - loss: 0.3342 - acc: 0.8586 - val_loss: 0.3408 - val_acc: 0.8562
Epoch 6/6
250/250 [=====] - 89s 355ms/step - loss: 0.3081 - acc: 0.8721 - val_loss: 0.3351 - val_acc: 0.8596
```

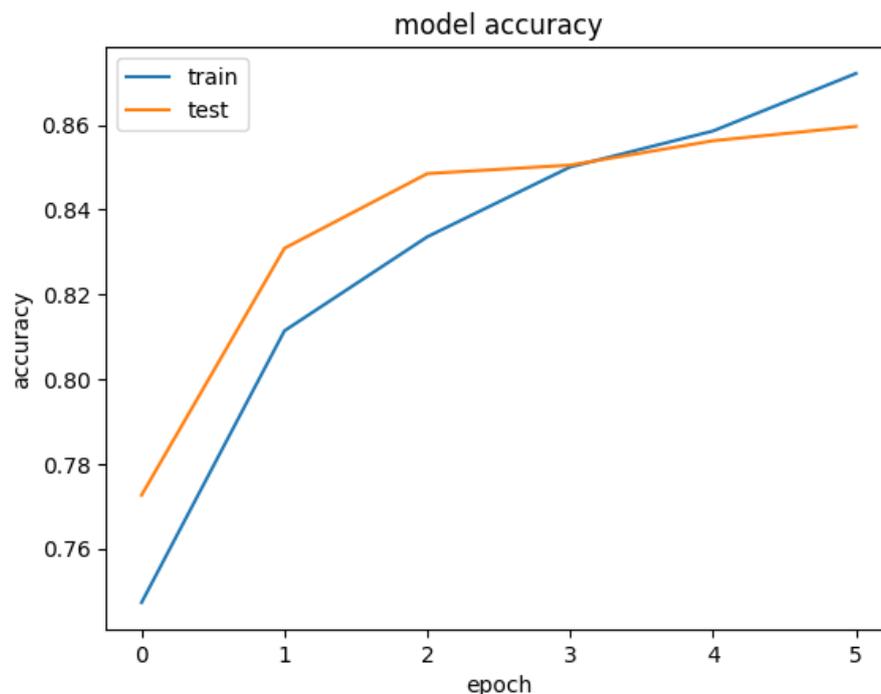
Gambar 4 Proses Training Model

3.4 Evaluasi

Penelitian ini menggunakan dua jenis metrik evaluasi untuk menilai model, metrik tersebut adalah:

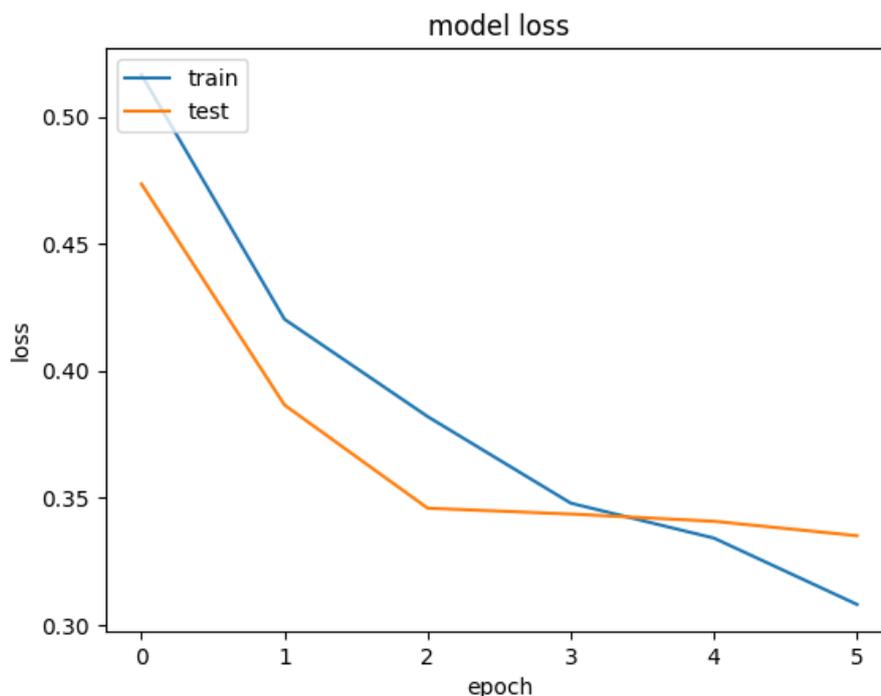
Accuracy: Ini digunakan untuk mengukur performa model dalam memprediksi label dengan benar. Ini dihitung sebagai jumlah prediksi yang benar dibagi dengan jumlah total prediksi.

Kode melakukan plot akurasi pelatihan dan akurasi validasi selama beberapa waktu.



Gambar 5 Grafik Akurasi

Loss: Ini mengukur seberapa baik kinerja model dari perspektif kesalahan. Ini adalah nilai yang coba diminimalkan oleh model selama pelatihan. Kode melakukan plot loss pelatihan dan loss validasi selama beberapa waktu.



Gambar 6 Grafik Loss

Metrik ini diplot pada setiap periode proses pelatihan untuk memvisualisasikan bagaimana performa model meningkat (atau menurun) seiring waktu. Visualisasi ini membantu memahami apakah model belajar secara efektif, apakah model tersebut overfitting (akurasi pelatihan jauh lebih tinggi daripada akurasi validasi), atau underfitting (kedua akurasinya

rendah atau akurasi validasi lebih tinggi daripada akurasi pelatihan).

Akurasi tesnya adalah 0.8582000136375427 atau sekitar 85,8%. Akurasi adalah metrik umum untuk tugas klasifikasi dan mewakili proporsi prediksi benar yang dibuat oleh model dari semua prediksi. Akurasi sebesar 85,8% berarti model memprediksi dengan tepat hasil sebesar 85,8% pada kumpulan data pengujian.

```
# Model Performance  
  
print("Test Score:", score[0])  
print("Test Accuracy:", score[1])
```

```
Test Score: 0.33676019310951233  
Test Accuracy: 0.8582000136375427
```

Gambar 7 Tes Akurasi

3.5 Data Crawling

Penelitian ini dibantu oleh Tweet Harvest untuk melakukan data crawling. Tweet Harvest adalah command-line tool yang menggunakan Playwright untuk mengikis tweet dari hasil pencarian Twitter berdasarkan kata kunci dan rentang tanggal tertentu. Tweet yang diambil disimpan dalam file CSV. Pada penelitian ini dilakukan pengambilan data sebanyak 100 tweet dengan keyword "Government" untuk dilakukan prediksi pada sentimen dengan keyword terkait.

3.6 Prediksi

Proses dimulai dengan membaca file CSV yang telah didapat melalui data crawl sebelumnya. Langkah selanjutnya melibatkan pemrosesan awal data teks dari kolom isi teks dari data frame. Pemrosesan awal mungkin mencakup tugas-tugas seperti huruf kecil, menghilangkan tanda baca, dan menghilangkan stopwords. Data teks yang telah diproses kemudian diberi token menggunakan metode `texts_to_sequences` `word_tokenizer`, yang mengubah teks menjadi rangkaian bilangan bulat di mana setiap bilangan bulat mewakili kata tertentu dalam kamus kata. Langkah ini penting untuk mempersiapkan data untuk dimasukkan ke dalam model Neural Network. Setelah tokenisasi, urutannya diisi untuk memastikan semuanya memiliki panjang yang sama. Urutan yang diisi, disimpan kemudian diteruskan ke model LSTM (*Long Short-Term Memory*) yang telah dilatih sebelumnya untuk prediksi sentimen. Terakhir, sentimen yang diprediksi diproses dan ditulis kembali ke file. Prediksi pertama-tama diukur dengan mengalikannya dengan 10 dan dibulatkan ke satu tempat desimal untuk mengetahui skor dari sentimen.

	username	full_text	lang	Predicted Sentiments	Sentiment Label
29	Fiwajomilam	Power reportedly went off at the National Asse...	en	4.4	Negative
34	QS2Point	Why China Is So Bad at Disinformation https://...	en	0.4	Negative
15	JamesCa19223936	@MFA_Ukraine Is this what you all been spendin...	en	4.5	Negative
16	insider_georgia	Georgian citizens' call for an open democrati...	en	8.7	Positive
7	AVallimohd	There is a population explosion in #india if #...	en	5.0	Positive
27	truecosmos	Government Like To See when People Die. Govern...	en	4.5	Negative
6	peaceasset	The Tibetan people have been oppressed by the ...	en	9.2	Positive
17	AngelicUniverse	The Angelic Scorn website suggest minimal wage...	en	1.5	Negative
53	santigivicious	@WallStreetSilv The government is the biggest ...	en	4.8	Negative
36	wisdomwav	Why Vultures Are Disappearing and How We Can H...	en	2.8	Negative
14	santigivicious	#the #people should #audit #the #goverment and...	en	2.4	Negative
41	williamjan93358	Why is the US #Government particularly #Biden a...	en	9.6	Positive
1	jainsumit264	Modi ji ke guarantee???? What is about indian ...	en	0.4	Negative
40	BASeditors	New work by scholars @FIU and @GWtweets studyi...	en	9.8	Positive

Gambar 8 Hasil Prediksi

4. KESIMPULAN

Penerapan LSTM (*Long Short-Term Memory*) Neural Network pada analisis sentimen menunjukkan hasil yang cukup bagus. Pada penelitian ini diperoleh akurasi sebesar 85,8%, hal ini menunjukkan bahwa model dapat membedakan apakah sentimen yang disajikan bernilai positif atau negatif. Diharapkan dengan adanya penelitian ini dapat membuka tahap lebih lanjut untuk meneliti bagaimana orang-orang dapat berkomunikasi, bereaksi, serta merespon pada topik yang berkaitan dengan masyarakat.

Daftar Pustaka

- Sari, A. P., Hakim, E. A., Prasetya, D. A., Arifuddin, R., & Dani, P. (2021, June). Sistem Prediksi Kecepatan dan Arah Angin Menggunakan Bidirectional Long Short-Term Memory. In Seminar Keinsinyuran Program Studi Program Profesi Insinyur (Vol. 1, No. 1).
- Hadna, N. M. S., Santosa, P. I., & Winarno, W. W. (2016). Studi literatur tentang perbandingan metode untuk proses analisis sentimen di Twitter. *Semin. Nas. Teknol. Inf. dan Komun*, 2016, 57-64.
- Liu, B. (2022). *Sentiment analysis and opinion mining*. Springer Nature.
- Bara, E. A. B., Nasution, K. A., Ginting, R. Z., & Kartini, K. (2022). Penelitian tentang Twitter. *JURNAL EDUKASI NONFORMAL*, 3(2), 167-172.
- Weller, K., Bruns, A., Burgess, J., Mahrt, M., & Puschmann, C. (2014). Twitter and society: An introduction. *Twitter and society [Digital Formations, Volume 89]*, xxix-xxxviii.
- Elwirehardja, G. N., Suparyanto, T., & Pardamean, B. (2023). *Pengenalan Konsep Machine Learning Untuk Pemula*. Publisher: Instiper Press. ISBN: 978-623-5979-10, 6.

Rahutomo, F., & Sari, D. N. (2020). Implementasi Library Deep Learning Keras pada Sistem Ujian Essay Online. *Jurnal Informatika Polinema*, 6(2), 73-79.

Pennington, J., Socher, R., & Manning, C. D. (2014, October). Glove: Global vectors for word representation. In *Proceedings of the 2014 conference on empirical methods in natural language processing (EMNLP)* (pp. 1532-1543).

Ferdiana, R., Jatmiko, F., Purwanti, D. D., Ayu, A. S. T., & Dicka, W. F. (2019). Dataset Indonesia untuk Analisis Sentimen. *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi*, 8(4), 334-339.

Sembodo, J. E., Setiawan, E. B., & Baizal, Z. A. (2016, October). Data crawling otomatis pada twitter. In *Indonesian Symposium on Computing (Indo-SC)* (pp. 11-16).

Ayundina Yuniarossy, B., Hindrayani, K. M., & Damaliana, A. T. (2024). Analisis sentimen terhadap isu feminisme di Twitter menggunakan model Convolutional Neural Network (CNN). *Lebesgue: Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika, Matematika dan Statistika*, 5(1), 477-492. <https://doi.org/10.46306/lb.v5i1.477>

Putra, A. P., & Syafira, A. F. (2023). Analisis sentimen data Twitter topik politik dengan metode Naive Bayes dan Convolutional Neural Networks (CNN). *Jurnal Ilmiah Wahana Pendidikan*, 9(20), 36-41. <https://doi.org/10.5281/zenodo.8396579>

Emmanuel, O. (2023, November 23). Batasan Twitter: Memahami batasan pada tweet, pengikut, dan lainnya. *TweetEraser*. Retrieved from <https://blog.tweeteraser.com/id/twitter-limitations/>

Amazon.com, Inc. (n.d.). What is sentiment analysis? *Amazon Web Services*. Retrieved from <https://aws.amazon.com/id/what-is/sentiment-analysis/>

Sandya E. S., P., Patria P., R., Bergas P., D., Rafi, M. A., & Puspita Sari, A. (2023). Implementasi JST untuk memprediksi cuaca dengan menggunakan model RNN dan LSTM. In *Prosiding Seminar Nasional Informatika Bela Negara* (Vol. 3, pp. 92-95). Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur.

Algoritma Data Science School. (2023, March 24). Apa itu Long Short Term Memory Network (LSTM)? *Algoritma*. Retrieved from <https://algoritma.blog/lstm-network-adalah-2022/>