

Implementasi Metode LSTM Untuk Mengklasifikasi Berita Palsu Pada PolitiFact

Alvinus Cardova¹, Arief Hermawan²

¹Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Teknologi Yogyakarta

¹alvinus.5200411095@student.uty.ac.id*, ²ariefdb@uty.ac.id

Abstract

Fake news is an increasingly worrying issue in the digital age, as its spread has the potential to impact public perception and the democratic process. The information classified in this study consists of political claims assessed by Politifact, along with Politifact's evaluation of their accuracy. The purpose of this research is to create a fake news classification system concentrated on data from Politifact using Long Short-Term Memory (LSTM). The methods to be used include data collection from the PolitiFact.com website that provides fake news and fact news, followed by data labeling, Exploratory Data Analysis (EDA), data preprocessing, use of wordcloud visualization, data separation, LSTM model formation, evaluation, testing with new data to be classified. The data used amounted to 1500 news with the number of fact news as many as 34 and fake news as many as 1466. The results showed that the LSTM model was very good at classifying fake news in Politifact by being able to produce a very high accuracy rate of 97%. The ability of this model can be one of the right choices for classifying fake news and can be an invaluable tool in combating the spread of false information and supporting reliable media in disseminating accurate news to the public.

Keywords: Fake news, Politifact, LSTM, Classification, Accuracy

Abstrak

Berita palsu adalah masalah yang semakin mengkhawatirkan di era digital, karena penyebarannya berpotensi berdampak pada persepsi masyarakat dan proses demokrasi. Informasi yang diklasifikasi dalam penelitian ini terdiri dari klaim politik yang dinilai oleh Politifact, beserta evaluasi keakuratannya dari Politifact. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membuat sistem klasifikasi berita palsu yang terkonsentrasi pada data dari Politifact dengan menggunakan Long Short-Term Memory (LSTM). Metode yang akan digunakan meliputi pengumpulan data dari situs PolitiFact.com yang menyediakan berita palsu dan berita fakta, dilanjutkan dengan labeling data, Exploratory Data Analysis (EDA), preprocessing data, penggunaan visualisasi wordcloud, pemisahan data, pembentukan model LSTM, evaluasi, pengujian dengan data baru untuk diklasifikasi. Data yang digunakan berjumlah 1500 berita dengan jumlah berita fakta sebanyak 34 dan berita palsu sebanyak 1466. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model LSTM sangat baik dalam mengklasifikasi berita palsu di Politifact dengan mampu menghasilkan tingkat akurasi yang sangat tinggi sebesar 97%. Kemampuan model ini dapat menjadi salah satu pilihan yang tepat untuk mengklasifikasi berita palsu dan dapat menjadi alat yang sangat berharga dalam memerangi penyebaran informasi palsu dan mendukung media yang dapat diandalkan dalam menyebarkan berita akurat kepada publik.

Kata kunci: Berita palsu, Politifact, LSTM, Klasifikasi, Akurasi

©This work is licensed under a Creative Commons Attribution - ShareAlike 4.0 International License

1. Pendahuluan

Berita palsu atau “fake news” telah menjadi ancaman serius di era informasi digital. Berkat kemudahan penyebaran melalui jejaring sosial, berita palsu dapat menyebar dengan cepat dan menimbulkan konsekuensi serius, termasuk mempengaruhi opini publik dan kebijakan pemerintah [1-2]. Oleh karena itu, penting untuk mengembangkan metode yang efektif untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan berita palsu. Salah satu pendekatan yang menunjukkan hasil menjanjikan adalah penerapan metode Long Short Term Memory (LSTM) untuk mengklasifikasikan berita palsu di Politifact.

LSTM adalah model Machine Learning (ML) yang sangat efektif untuk memprediksi berita palsu dengan

akurasi hingga 92,34% [1]. LSTM adalah jenis jaringan saraf berulang (RNN) khusus yang dirancang untuk memecahkan masalah hilangnya gradien, memungkinkan model belajar dari data berurutan seperti teks [3-4]. Dalam konteks deteksi berita palsu, LSTM dapat menangkap ketergantungan jangka panjang dalam teks dan memahami konteks berita, yang penting untuk mengidentifikasi pola yang mengindikasikan berita palsu [3].

Selain itu, LSTM juga dapat dioptimalkan melalui penyetelan hyperparameter dan dapat dikombinasikan dengan teknik lain seperti Continuous Bag of Words Word2vec (CBOW) untuk memperkaya pemahaman model rayap tentang hubungan antar kata dalam teks [3]. Penelitian lain juga menunjukkan bahwa LSTM

dapat dikombinasikan dengan metode lain seperti Random Forest (RF) untuk mencapai hasil yang lebih baik dalam mengklasifikasikan berita palsu [5].

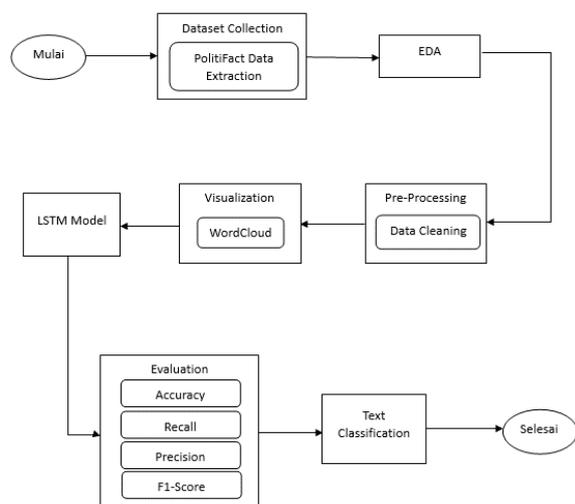
Namun, meski LSTM telah menunjukkan hasil yang menjanjikan dalam mendeteksi berita palsu, masih terdapat tantangan ke depan. Misalnya, perlu dilakukan perbaikan dalam hal penyetelan hyperparameter dan integrasi dengan teknik lain untuk mencapai hasil yang optimal [3-5]. Selain itu, penting untuk melakukan analisis kepentingan fitur untuk menentukan fitur mana yang paling penting dalam mendeteksi berita palsu [2].

Sebagai bagian dari Politifact, sebuah situs web yang memverifikasi pernyataan yang dibuat oleh politisi, menggunakan LSTM untuk mendeteksi berita palsu dapat sangat membantu dalam memastikan keakuratan dan kredibilitas keandalan informasi yang disebarluaskan [6]. Oleh karena itu, penelitian dan pengembangan lebih lanjut mengenai penerapan metode LSTM untuk mengklasifikasikan berita palsu di Politifact sangat penting dan tepat.

Secara keseluruhan, penerapan metode LSTM oleh Politifact untuk klasifikasi berita palsu menawarkan pendekatan yang menjanjikan dalam memerangi penyebaran berita palsu. Dengan penelitian dan pengembangan lebih lanjut, saya berharap dapat lebih meningkatkan efisiensi dan efektivitas metode deteksi dan klasifikasi berita palsu ini.

2. Metode Penelitian

Alur metode penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

2.1. Dataset Preparation

Proses penyiapan kumpulan data untuk penelitian merupakan langkah penting yang memerlukan perhatian cermat untuk memastikan bahwa data yang dihasilkan valid dan dapat secara efektif memenuhi tujuan penelitian ini.

Ekstraksi data yang dilakukan Untuk mengekstrak data dari platform Politifact menggunakan bahasa pemrograman Python dan perpustakaan BeautifulSoup, ada beberapa langkah yang harus dilakukan. Pertama, permintaan dan perpustakaan BeautifulSoup diimpor untuk mengambil data dari situs web. Kedua, data HTML dari platform Politifact diperoleh dan objek BeautifulSoup dibuat untuk mengurai data. Menggunakan berbagai metode seperti `find()` atau `find_all()`, data yang diperlukan kemudian dicari dalam objek BeautifulSoup. Misalnya, jika tujuannya adalah untuk mengambil semua judul berita, seseorang akan mencari elemen seperti `h2` atau `h3` bergantung pada struktur HTML situs web. Perlu dicatat bahwa proses ini mungkin berbeda untuk situs web Politifact dan mungkin memerlukan modifikasi tag pencarian atau penggunaan metode lain untuk menemukan data yang diinginkan. Selain itu, beberapa situs web mungkin memiliki batasan untuk mencegah web scraping, oleh karena itu, sangat penting untuk mematuhi kebijakan privasi situs web dan hukum [7-8].

2.2. EDA

EDA atau Analisis Data Eksplorasi adalah teknik statistik yang memeriksa kumpulan data dan merangkum ciri-ciri utamanya, sering kali menggunakan representasi grafis. EDA memiliki beragam aplikasi di bidang seperti bisnis dan olahraga, yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi tren dan perubahan data dari waktu ke waktu[9-10]. Dalam konteks penelitian tentang "klasifikasi berita politik palsu", EDA dapat digunakan untuk memahami struktur, pola, dan variasi data berita, serta hubungan yang ada antara berbagai karakteristik data[11].

Untuk memulai analisis penelitian ini, Dapat dengan menggunakan teknik analisis data eksplorasi (EDA). Salah satu pendekatannya adalah dengan menyelidiki distribusi label berita (palsu atau asli), mengevaluasi panjang teks berita, dan membandingkan frekuensi kata-kata tertentu dalam berita palsu versus berita sah. Metodologi ini meliputi pengumpulan data, pelabelan data, *preprocessing*, EDA, dan klasifikasi [11]. Selain itu, dapat menguji dengan korelasi antara fitur-fitur lain, seperti waktu publikasi dan sumber berita. Dengan melakukan EDA ini, Dapat mengembangkan pemahaman data yang lebih baik dan menggunakannya untuk memandu proses pemodelan [10].

2.3. Pre-Processing

Pre-processing merupakan langkah awal pengolahan data sebelum dilakukan klasifikasi.

Data Cleaning dilakukan untuk memastikan bahwa data yang digunakan dalam penelitian berkualitas baik dan bebas dari noise atau kesalahan. Pembersihan data ini mencakup langkah-langkah seperti mengubah teks menjadi huruf kecil, menghapus angka, tanda baca, dan spasi yang berlebihan. Pembersihan data juga dapat membantu memperbaiki inkonsistensi data dan

melengkapi data yang tidak lengkap. Proses ini dapat membantu meningkatkan akurasi dan efisiensi model klasifikasi yang digunakan [12-14].

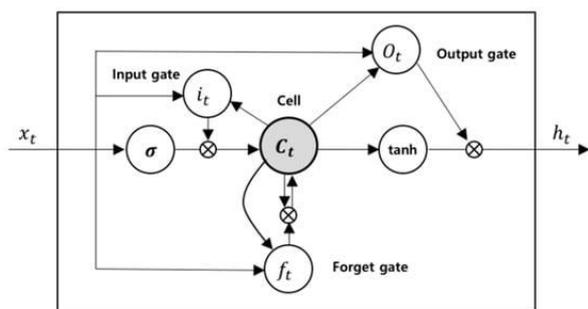
2.4. Visualization

Visualisasi merupakan teknik penggambaran data penelitian dalam bentuk grafik atau diagram agar mudah dipahami dan memberikan gambaran hasil penelitian secara jelas.

Wordcloud adalah salah satu teknik visualisasi yang dapat digunakan dalam penelitian ini. Dengan mengidentifikasi kata-kata yang paling sering muncul dalam kumpulan data berita palsu, hal ini membantu menciptakan model klasifikasi yang lebih tepat. Misalnya, dalam sebuah temuan penelitian, teknik wordcloud digunakan untuk memvisualisasikan kata-kata yang paling sering muncul dalam kumpulan data berita palsu. Hasil visualisasi yang dihasilkan kemudian digunakan untuk mengembangkan model klasifikasi berita palsu yang lebih tepat [15].

2.5. LSTM Model

Long Short-Term Memory (LSTM) adalah jenis Recurrent Neural Network (RNN) yang dirancang untuk mengatasi masalah gradien hilang yang ada di RNN tradisional. LSTM mencapai hal ini dengan menambahkan sel memori tambahan yang mampu menyimpan informasi untuk jangka waktu yang lama [16-17].



Gambar 2. Sel Long Short-Term memory (LSTM) dengan unit gerbang

LSTM terdiri dari tiga bagian utama yang disebut "gates", yaitu *input gate*, *forget gate*, dan *output gate* [16-17]. Berikut adalah rumus matematis yang digunakan dalam LSTM:

Input Gate: Mengontrol sejauh mana nilai input baru mempengaruhi nilai dalam *memory cell*.

$$i_t = \sigma(Wix_t + Uih_{t-1} - 1 + bi) \quad (1)$$

Dimana i_t adalah nilai *input gate*, x_t adalah input saat ini, h_{t-1} adalah *hidden state* sebelumnya, W_i dan U_i adalah bobot, dan b_i adalah bias [16-17].

Forget Gate: Mengontrol sejauh mana nilai lama dalam *memory cell* diingat.

Rumus *forget gate* tidak disebutkan secara eksplisit dalam hasil pencarian, tetapi biasanya memiliki bentuk yang mirip dengan *input gate*.

Output Gate: Mengontrol sejauh mana nilai dalam *memory cell* digunakan untuk menghitung *output LSTM*.

Rumus *output gate* juga tidak disebutkan secara eksplisit dalam hasil pencarian, tetapi biasanya memiliki bentuk yang mirip dengan *input gate*.

Cell State: Ini adalah komponen utama LSTM yang memungkinkan jaringan untuk mempertahankan informasi dalam jangka waktu yang lama. *Cell state* diperbarui berdasarkan *input gate*, *forget gate*, dan nilai *input* saat ini. Rumus untuk memperbarui *cell state* biasanya memiliki bentuk seperti ini:

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * C_t \quad (2)$$

Dimana C_t adalah *cell state* saat ini, f_t adalah nilai *forget gate*, C_{t-1} adalah *cell state* sebelumnya, i_t adalah nilai *input gate*, dan $ti\{C_t\}$ adalah kandidat *cell state* baru.

Hidden State: Ini adalah output akhir dari LSTM, yang dihitung berdasarkan *cell state* dan *output gate*.

$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (3)$$

Dimana h_t adalah *output final*, o_t adalah nilai *output gate*, C_t adalah nilai *memory cell state* yang baru dan \tanh adalah fungsi *hyperbolic tangent* [16-17].

Perlu dicatat bahwa semua rumus di atas dihitung untuk setiap *timestep* dalam rangkaian. Jadi, jika memiliki rangkaian 10 *timestep* maka semua rumus di atas akan dihitung 10 kali, satu kali untuk setiap *timestep*.

2.6. Evaluation

Evaluasi dalam penelitian ini adalah Proses mengevaluasi kemampuan model untuk mengklasifikasikan berita palsu melibatkan penilaian kinerjanya. Hal ini dicapai dengan menggunakan berbagai metrik seperti *accuracy*, *test error*, *f1-score*, *confusion matrix*, dan *running time* [12]. Tujuan dari evaluasi ini adalah untuk mengetahui efektivitas model dalam mengklasifikasikan berita palsu dan untuk mengidentifikasi metode yang paling tepat untuk digunakan dalam penelitian terkait klasifikasi berita palsu.

Akurasi adalah metrik pengukur kebenaran ramalan atau prediksi yang dilakukan oleh suatu model atau sistem.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (4)$$

Recall merupakan pengukuran sejauh mana suatu model atau sistem mampu mengidentifikasi data positif secara akurat.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5)$$

$$Macro\ Avg\ Recall = \frac{\sum_{i=1}^l \frac{TP}{TP_i + FN_i}}{l} \quad (6)$$

$$Weighted\ Avg\ Recall = \frac{\sum_{i=1}^l \frac{TP}{TP_i + FN_i} * N_i}{l} \quad (7)$$

Presisi adalah metrik pengukur kemampuan model atau sistem untuk memprediksi data positif secara akurat. Pengukuran ini secara khusus berfokus pada identifikasi hasil positif yang benar.

$$Precision = \frac{TP + FP}{TP} \quad (8)$$

$$Macro\ Avg\ Precision = \frac{\sum_{i=1}^l \frac{TP}{TP_i + FP_i}}{l} \quad (9)$$

$$Weighted\ Avg\ Precision = \frac{\sum_{i=1}^l \frac{TP}{TP_i + FP_i} * N_i}{l} \quad (10)$$

F1-Score adalah metrik yang menghitung rata-rata harmonik dari *precision* dan *recall*. Metrik ini digunakan untuk menentukan keseimbangan antara *precision* dan *recall*.

$$F1-Score = 2 \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \quad (11)$$

$$Macro\ Avg\ F1-score = \frac{\sum_{i=1}^N F1_i}{N} \quad (12)$$

$$Weighted\ Avg\ F1-score = \frac{\sum_{i=1}^N \omega_i \times F1_i}{\sum_{i=1}^N \omega_i} \quad (13)$$

2.7. Text Classification

Text classification adalah tugas penting dalam *Natural Language Processing* (NLP), yang melibatkan pengurutan teks atau dokumen ke dalam kategori atau label yang telah ditentukan. Dalam penelitian ini, *text classification* digunakan untuk menentukan apakah suatu berita asli atau tidak dari model yang telah di hasilkan oleh LSTM.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Data Extraction

Berdasarkan hasil ekstraksi data, ada beberapa poin penting. Pertama, Politifact menilai pernyataan politik berdasarkan kebenarannya, dengan sebutan '*False*' dan '*Pants on Fire*' yang menandakan tingkat kepalsuan yang signifikan. Misalnya, pernyataan Mike Pence atas nama Senator Louis Jacobson dinilai '*False*'. Dalam konteks pernyataan politik yang dievaluasi, Politifact mengkategorikan pernyataan politik berdasarkan

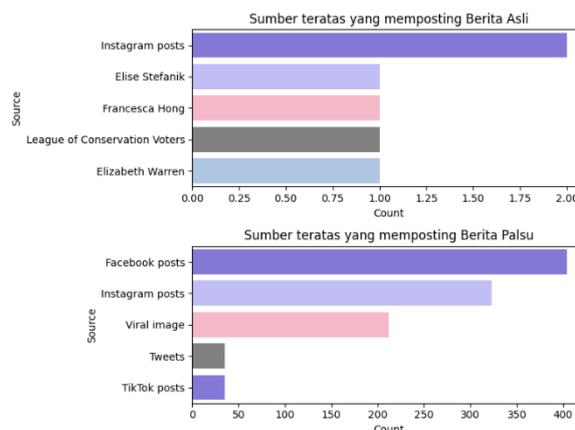
konteks pembuatannya, seperti janji kampanye *May 12, 2023*. Kesimpulannya, hasil ekstraksi data menunjukkan berbagai penilaian yang dilakukan Politifact terhadap pernyataan politik, yang dapat membentuk persepsi dan kebijakan politik masyarakat.

Selain itu, Proses ekstraksi data ini dilakukan pada tanggal 16 Juni 2023 dan mencakup data pada tahun 2019 hingga 2023. Pengumpulan data menghasilkan total 1500 berita, dengan jumlah 34 berita fakta dan 1466 berita palsu. Setelah pengekstraksian data, Langkah selanjutnya adalah memberi label pada data. Pelabelan data merupakan proses penting dalam membuat model klasifikasi. Hal ini melibatkan pemberian *tag* atau label pada setiap bagian data untuk mengidentifikasi atau mengklasifikasikan data sesuai dengan tujuan analisis. Tabel 1 di bawah ini menyajikan gambaran ilustratif hasil yang diperoleh dari proses ekstraksi data.

Tabel 1. Contoh Hasil Ekstraksi Data

Author	Statement	Source	Date	Target	Label
Maria Ramirez	"Just last year," Miami-Dade Public Schools "had over 14,000 new children, 10,000 of which came from four countries of Cuba, Nicaragua, Venezuela and Haiti."	Francis Suarez	May 23, 2023	true	1
K=Ciara O'Rourke	"There is no war in Ukraine."	Facebook posts	June 9, 2023	pants -fire	0
Ciara O'Rourke	Video shows Elon Musk and Jack Ma presenting "a new software called 'Quantum AI.'"	Facebook posts	June 9, 2023	false	0
Ciara O'Rourke	"Publix drops Ben and Jerry's 'for the good of our kids.'"	Blogger	June 9, 2023	false	0
Ciara O'Rourke	"Cocaine, porn, evidence of child trafficking found in (Gov. Gretchen) Whitmer's car."	TikTok posts	June 9, 2023	pants -fire	0
Maria Ramirez	"A place like California, they give (immigrants in the country illegally)	Ron DeSantis	June 9,	half-true	0

D.L. Davis	benefits. They give unemployment checks." Infertility is treated differently than other issues and "often excluded from insurance coverage"	Kelda Helen Roys	May 26, 2023	true	1
Ciara O'Rourke	Video shows cattle killed by COVID-19 vaccines.	Viral image	June 8, 2023	false	0
Louis Jacobson	"The family separation policy actually began under the Obama administration."	Mike Pence	June 8, 2023	false	0
Marta Campabadal	Video muestra un arresto de "inmigrantes en Florida".	Facebook posts	June 8,	false	0

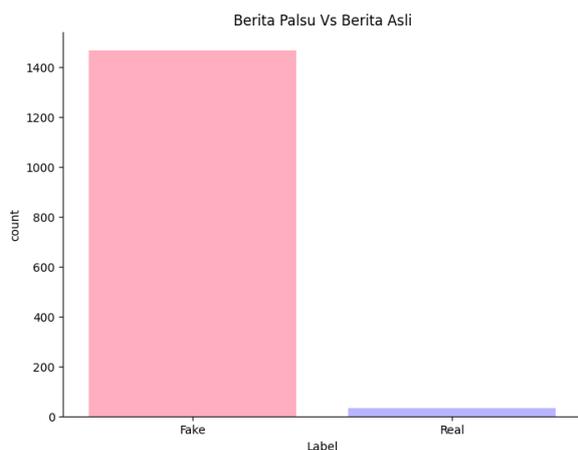


Gambar 4. Sumber-sumber Postingan Teratas Berita Asli dan Palsu

Pada Gambar 4 di atas terdapat dua *subplot*, *subplot* pertama menunjukkan grafik batang yang menunjukkan lima sumber teratas yang menerbitkan berita nyata, sedangkan *subplot* kedua menunjukkan lima sumber teratas yang menerbitkan berita palsu. Di kedua subgraf, warna berbeda digunakan untuk membedakan sumber, dan setiap grafik batang menunjukkan jumlah postingan dari sumber tersebut. Dari grafik tersebut terlihat bahwa sumber yang paling banyak memposting berita nyata adalah postingan Instagram, sedangkan sumber yang paling banyak memposting berita palsu adalah postingan Facebook.

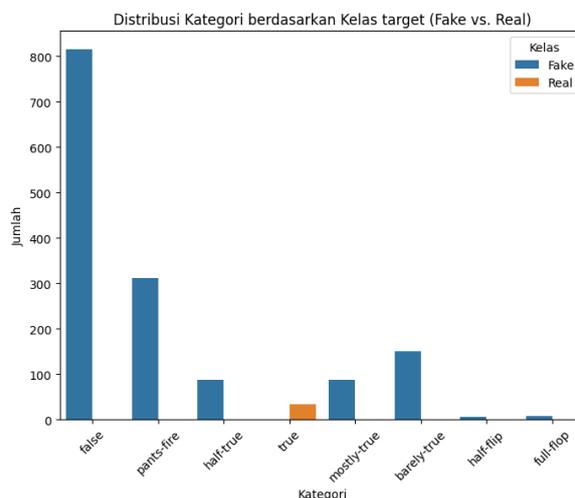
3.2. EDA

Perbandingan berita palsu dan berita asli dapat dilihat pada Gambar 3.



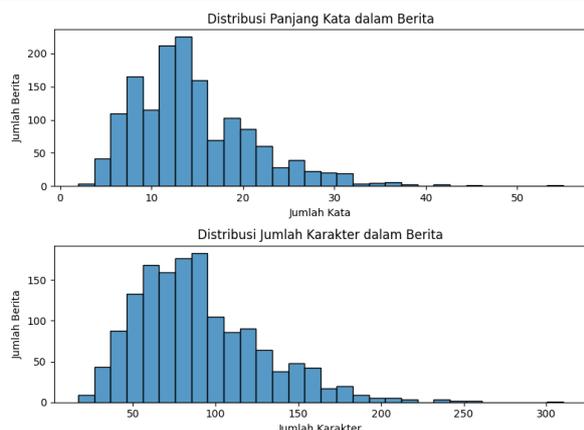
Gambar 3. Distribusi Berita Palsu dan Berita Asli

Grafik hitungan di atas menunjukkan sebaran berita palsu dan berita nyata dalam kumpulan dataset. Menggunakan warna merah muda untuk berita palsu dan biru muda untuk berita nyata, grafik ini dengan jelas menunjukkan perbandingan antara jumlah berita palsu dan berita nyata. Dari grafik ini, dapat terlihat bahwa kumpulan data berisi lebih banyak berita palsu dibandingkan berita asli.



Gambar 5. Distribusi Kategori Kelas Target

Dari grafik diatas, dapat terlihat perbedaan distribusi berdasarkan kelas target (Palsu vs. Nyata) mengungkapkan bahwa kumpulan data yg berisi 1.500 pernyataan atau klaim yang telah dikategorikan ke dalam beberapa kategori seperti "barely-true," "false," "full-flop," "half-flip," "half-true," "mostly-true," "pants-fire," dan "true." Kategori "0" mendominasi sebagian besar kategori dalam dataset, kecuali kelas "true", yang berpusat pada kategori "1".



Gambar 6. Korelasi Antara Panjang Kata dan Jumlah karakter Dalam Berita

Berdasarkan grafik panjang kata dan jumlah karakter dalam berita, terlihat bahwa kumpulan data tersebut memiliki rata-rata 14,6 kata dan 90 karakter per pernyataan. Namun, terdapat variasi panjang pernyataan yang dibuktikan dengan standar deviasi sekitar 6,5 kata dan 38,4 karakter. Distribusi ini dijelaskan lebih lanjut dengan nilai kuartil, dengan 25% pernyataan memiliki kurang dari 10 kata atau 62 karakter, 50% pernyataan memiliki kurang dari 13 kata atau 83 karakter, dan 75% pernyataan memiliki kurang dari 18 kata atau 111 karakter.

3.3. Data Cleaning

Perubahan data yang telah melalui tahap pembersihan pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 2 berikut.

Tabel 2. Contoh Hasil Data Cleaning

Data Asli	“Cocaine, porn, evidence of child trafficking found in (Gov. Gretchen) Whitmer’s car.”
Hasil	cocaine porn evidence of child trafficking found in gov gretchen whitmers car

Hasil dari data *cleaning* adalah teks yang telah dibersihkan, yang dapat digunakan untuk analisis teks lebih lanjut. Jenis pembersihan data ini merupakan langkah umum dalam pemrosesan data, yang meningkatkan kualitas dan konsistensi data, sehingga lebih mudah untuk dianalisis dan diproses.

3.4. WordCloud

Dalam penelitian ini, ditemukan bahwa topik atau kata yang paling umum digunakan dalam berita ditunjukkan pada Gambar 7 yang menggambarkan visualisasi *wordcloud* untuk semua kategori.



Gambar 7. Contoh Hasil WordCloud Pada Berita

Penggunaan 5 kata yang paling banyak digunakan dalam berita dapat dilihat pada Tabel 3 berikut.

Tabel 3. Tabel Frekuensi Kata

Kelas	Kata	Frekuensi
Berita Palsu	De	1153
	Us	524
	Video Shows	107
	Joe Biden	85
	New	77
Berita Asli	Year	8
	Wisconsin	7
	Rate	5
	Public	5
	State	4

Tabel frekuensi kata-kata teratas menunjukkan bahwa berita palsu cenderung mengarah pada masalah politik, dan menggunakan beberapa kata pilihan dengan frekuensi tinggi. Sebaliknya, berita autentik mencakup berbagai topik dan tidak didominasi oleh kata-kata tertentu.

3.5. LSTM Model

Sebelum melakukan pemodelan, pertama memisahkan dataset menjadi dua *subset*: data pelatihan dan data pengujian. Pembagian ini dibuat dengan mempertimbangkan rasio tertentu. Sekitar 80% data dialokasikan untuk set pelatihan, sedangkan 20% sisanya dialokasikan untuk set pengujian. Untuk gambaran mengenai pendistribusian dataset, dapat dilihat pada Tabel 4 di bawah ini.

Tabel 4. Pembagian Dataset

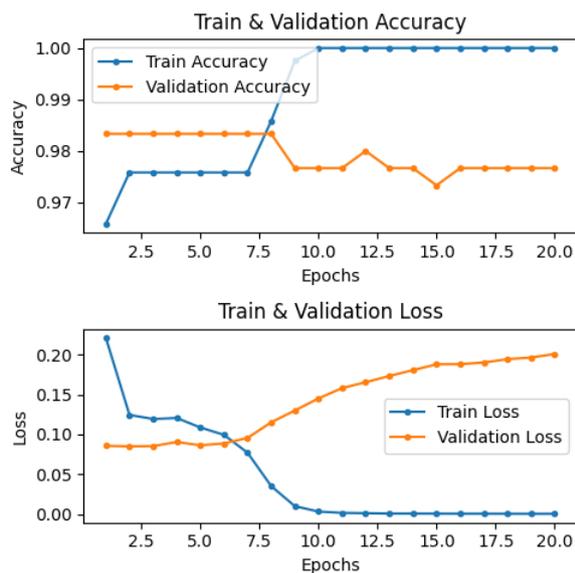
Data	Rasio	Jumlah
Data Latih	80%	1200
Data Uji	20%	300

Hyperparameter yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 5 berikut.

Tabel 5. *Hyperparameter* LSTM

Hyperparameter	LSTM
Input_size	Tokenizer.word_index + 1
Embedding_size	100
Hidden_size	128
Num_layers	1
Num_classes	1
Dropout_rate	2
Batch_size	32
Learning_rate	0.001
Epochs	20
Optimizer	Adam

Berikut adalah grafik *train* dan *validation* dari hasil kerja model LSTM dapat dilihat pada Gambar 8.



Gambar 8. Train dan Validation

Pada Gambar 8 diatas adalah grafik yang memvisualisasikan performa model selama proses pelatihannya, dan dibagi menjadi dua bagian. Grafik yang ada diatas menampilkan dua garis: garis biru menggambarkan keakuratan model pada data pelatihan, sedangkan garis oranye menampilkan keakuratan model pada data validasi. Grafik dibawahnya juga menggunakan dua garis: garis biru menunjukkan kerugian pada data pelatihan, sedangkan garis oranye menunjukkan kerugian pada data validasi. Tujuan grafik ini adalah untuk melacak kemajuan model seiring kemajuannya melalui fase pelatihan. Untuk peninjauan lebih lanjut dapat dilihat pada Tabel 6 berikut.

Tabel 6. Train dan Validation

Epochs	Train Accuracy	Validation Accuracy	Train Loss	Validation Loss
1	0.960000	0.983333	0.229811	0.086715
2	0.975833	0.983333	0.116966	0.085168
3	0.975833	0.983333	0.127537	0.086200
4	0.975833	0.983333	0.117735	0.086280
5	0.975833	0.983333	0.112480	0.086316
6	0.975833	0.983333	0.096717	0.089347
7	0.975833	0.983333	0.066567	0.100508
8	0.990833	0.976666	0.024471	0.122206
9	1.0	0.970000	0.006849	0.141346
10	1.0	0.983333	0.002181	0.146146
11	1.0	0.980000	0.001853	0.152946
12	1.0	0.973333	0.000953	0.172829
13	1.0	0.973333	0.000711	0.180024
14	1.0	0.973333	0.000538	0.184239
15	1.0	0.973333	0.000501	0.191947
16	1.0	0.970000	0.000485	0.201641
17	1.0	0.973333	0.000332	0.201220
18	1.0	0.973333	0.000349	0.205614
19	1.0	0.973333	0.000302	0.210768
20	1.0	0.973333	0.000265	0.212672

Pada Tabel 6 diatas model LSTM telah menunjukkan kapasitasnya untuk memahami dan membuat prognosis

data pelatihan dengan presisi mutlak. Beberapa *epoch* telah mencapai tingkat akurasi 100%. Data validasi juga menunjukkan akurasi yang cukup baik, tetap stabil pada angka 97% ke atas, tanpa peningkatan nyata di setiap *epoch*. Dengan setiap siklus, *loss* pelatihan dan validasi terus menurun, sehingga menunjukkan kemajuan dalam pelatihan model.

3.6. Evaluation

Setelah peneliti selesai melatih data, maka *output* yang dihasilkan berupa *confusion matrix*, seperti yang tergambar pada *confusion matrix* pada Gambar 9.



Gambar 9. confusion matrix

Setelah melakukan penghitungan yang diperlukan, hasil *accuracy*, *recall*, *precision*, *f1-score*, *macro average*, dan *weighted average* diperoleh, seperti yang digambarkan pada Gambar 10.

```

Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

   Fake       0.98         0.99         0.98         295
   Real       0.00         0.00         0.00           5

 accuracy                0.97         300
 macro avg              0.49         0.49         300
 weighted avg          0.97         0.97         300
    
```

Gambar 10. Hasi Evaluasi

Setelah mengevaluasi model ditemukan bahwa akurasi keseluruhan model adalah 97%, dapat dikatakan bahwa model menampilkan kinerja luar biasa dalam mengidentifikasi data "Fake" dengan tingkat *precision*, *recall*, dan *f1-score* yang tinggi, serta tingkat akurasi yang layak. Namun, performa model dalam mendeteksi data "Real" di bawah standar, dengan *precision* dan *recall* hampir mendekati nol. Hal ini menyoroti perlunya perluasan data agar lebih efektif mendeteksi data "Real" dan mencapai representasi yang lebih seimbang antara kedua kelas.

3.7. Text Classification

Pemanfaatan klasifikasi teks bertujuan untuk menentukan keaslian suatu artikel berita, mengklasifikasikannya sebagai "Real" atau "Fake" dengan menggunakan model yang telah dilatih. Peneliti bertugas memasukkan artikel berita dalam format teks,

yang selanjutnya ditransformasikan menjadi inventarisasi artikel. Setiap artikel kemudian dianalisis oleh model, diproses, dan diubah menjadi rangkaian token untuk memperkirakan kemungkinan artikel tersebut "Real" atau "Fake". Hasil setiap prediksi ditampilkan kepada peneliti, yang kemudian mengklasifikasikan artikel berdasarkan probabilitasnya. Probabilitas apa pun yang lebih besar atau sama dengan 0,5 diklasifikasikan sebagai "Real", sedangkan probabilitas yang kurang dari 0,5 diklasifikasikan sebagai "Fake". Berikut adalah hasil dari klasifikasi teks dapat dilihat pada Tabel 7 dibawah ini.

Tabel 7. Contoh Hasil *Text Classification*

Berita	Label
"Just last year," Miami-Dade Public Schools "had over 14,000 new children, 10,000 of which came from four countries of Cuba, Nicaragua, Venezuela and Haiti."	Real
"There is no war in Ukraine."	Fake
Infertility is treated differently than other issues and "often excluded from insurance coverage"	Real
Video shows cattle killed by COVID-19 vaccines.	Fake

Tabel 7 di atas merupakan hasil pengklasifikasian berita menurut model yang dilatih. Pada tabel tersebut, terdapat dua berita yang ditetapkan sebagai "Real", artinya memuat fakta nyata dalam konteks yang dijelaskan. Salah satunya mengungkapkan peningkatan jumlah siswa di sekolah negeri Miami-Dade, termasuk asal negara mereka, sementara yang lain membahas masalah perlakuan berbeda untuk infertilitas dalam lingkup asuransi. Sebaliknya, dua laporan lainnya dinyatakan "Fake", artinya tidak memiliki dasar faktual yang kuat. Satu orang mengklaim tidak ada perang di Ukraina, sementara yang lain mengklaim vaksin Covid-19 membunuh ternak. Singkatnya, hasil klasifikasi ini mencerminkan upaya model dalam membedakan berita nyata dan berita palsu berdasarkan informasi yang tersedia.

4. Kesimpulan

Penelitian yang dilakukan memanfaatkan metode LSTM untuk mengklasifikasi berita palsu pada PolitiFact. Model LSTM ditemukan efektif dalam mengklasifikasikan berita palsu berdasarkan konten tekstual. Tingkat akurasi modelnya luar biasa, mencapai 97%. Meskipun demikian, untuk meningkatkan hasil penelitian selanjutnya. Disarankan agar perhatian menyeluruh harus diberikan pada pengumpulan data untuk memastikan hasil yang lebih baik.

Daftar Rujukan

[1] D. Rohera *et al.*, "A Taxonomy of Fake News Classification Techniques: Survey and Implementation

Aspects," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 30367–30394, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3159651.

[2] S. Bussa, A. Bodhankar, V. H. Patil, H. Pal, S. K. Bunkar, and A. R. Khan Qureshi, "An Implementation of Machine Learning Algorithm for Fake News Detection," *International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication*, vol. 11, no. 9s, pp. 392–401, Aug. 2023, doi: 10.17762/ijritcc.v11i9s.7435.

[3] E. P. Widhi, D. H. Fudholi, and S. Hidayat, "Implementation Of Deep Learning For Fake News Classification In Bahasa Indonesia," *Journal Research of Social Science, Economics, and Management*, vol. 3, no. 02, pp. 370–381, Sep. 2023, doi: 10.59141/jrssem.v3i02.546.

[4] A. Agarwal, A. Kumar, M. Tomar, and Dr. N. Sharma, "Fake News Classification Using Different Methods," 2022. [Online]. Available: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:249038957>

[5] P. S. Yadav, K. S. Reddy, S. Ashwini, J. Santhosh, M. N. Devi, and K. Singh, "An Innovative Method for Fake News Classification using LSTM-RF Approach," in *2023 4th International Conference on Electronics and Sustainable Communication Systems (ICESC)*, 2023, pp. 1152–1158. doi: 10.1109/ICESC57686.2023.10193549.

[6] D. K. Dixit, A. Bhagat, and D. Dangi, "Automating fake news detection using PPCA and levy flight-based LSTM," *Soft comput.*, vol. 26, no. 22, pp. 12545–12557, 2022, doi: 10.1007/s00500-022-07215-4.

[7] Y. KRYVENCHUK and M. BURAK, "COMPARATIVE ANALYSIS OF SELENIUM AND BEAUTIFULSOUP EFFICIENCY," *Herald of Khmelnytskyi National University*, vol. 305, no. 1, pp. 50–52, Feb. 2022, doi: 10.31891/2307-5732-2022-305-1-50-52.

[8] A. Abodayeh, R. Hejazi, W. Najjar, L. Shihadeh, and R. Latif, "Web Scraping for Data Analytics: A BeautifulSoup Implementation," in *2023 Sixth International Conference of Women in Data Science at Prince Sultan University (WiDS PSU)*, 2023, pp. 65–69. doi: 10.1109/WiDS-PSU57071.2023.00025.

[9] N. T. M. Sagala and F. Y. Aryatama, "Exploratory Data Analysis (EDA): A Study of Olympic Medallist," *SISTEMASI*, vol. 11, no. 3, p. 578, Sep. 2022, doi: 10.32520/stmsi.v11i3.1857.

[10] M. Radhi, A. Amalia, D. R. H. Sitompul, S. H. Sinurat, and E. Indra, "ANALISIS BIG DATA DENGAN METODE EXPLORATORY DATA ANALYSIS (EDA) DAN METODE VISUALISASI MENGGUNAKAN JUPYTER NOTEBOOK," *Jurnal Sistem Informasi dan Ilmu Komputer Prima (JUSIKOM PRIMA)*, vol. 4, no. 2, pp. 23–27, Feb. 2022, doi: 10.34012/jurnalsisteminformasidanilmukomputer.v4i2.2475.

[11] M. H. Mori Hovipah, E. Hearani, J. Jasril, and F. Syafria, "Klasifikasi Clickbait Menggunakan Transformers," *Jurnal CoSciTech (Computer Science and Information Technology)*, vol. 4, no. 1, pp. 172–181, Apr. 2023, doi: 10.37859/coscitech.v4i1.4713.

[12] A. A. Kurniawan and M. Mustikasari, "Evaluasi Kinerja MLLIB APACHE SPARK pada Klasifikasi Berita Palsu dalam Bahasa Indonesia," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 9, no. 3, p. 489, Jun. 2022, doi: 10.25126/jtiik.2022923538.

[13] J. A. Pakpahan, Y. C. Panjaitan, J. Amalia, and M. B. Pakpahan, "Model Klasifikasi Berita Palsu Menggunakan Bidirectional LSTM dan Word2vec sebagai Vektorisasi," *JATISI (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi)*, vol. 9, no. 4, pp. 3319–3331, Dec. 2022, doi: 10.35957/jatisi.v9i4.1332.

[14] A. Hanifa, S. A. Fauzan, M. Hikal, and M. B. Ashfiya, "Perbandingan Metode LSTM dan GRU (RNN) untuk Klasifikasi Berita Palsu Berbahasa Indonesia," *Dinamika Rekayasa*, vol. 17, no. 1, p. 33, Jan. 2021, doi: 10.20884/1.dr.2021.17.1.436.

[15] K. Shu, A. Sliva, S. Wang, J. Tang, and H. Liu, "Fake News Detection on Social Media," *ACM SIGKDD Explorations*

-
- [16] *Newsletter*, vol. 19, no. 1, pp. 22–36, Sep. 2017, doi: 10.1145/3137597.3137600.
- Z. Zhao, W. Chen, X. Wu, P. C. Y. Chen, and J. Liu, “LSTM network: a deep learning approach for short-term traffic forecast,” *IET Intelligent Transport Systems*, vol. 11, no. 2, pp. 68–75, Mar. 2017, doi: 10.1049/iet-its.2016.0208.
- [17] H. Chung and K. Shin, “Genetic Algorithm-Optimized Long Short-Term Memory Network for Stock Market Prediction,” *Sustainability*, vol. 10, no. 10, p. 3765, Oct. 2018, doi: 10.3390/su10103765.