

PENERAPAN METODE LSTM DALAM PEMBUATAN SISTEM PENDETEKSI BERITA PALSU BERBAHASA INDONESIA

M. Rifky Maulana R^{1*}, Yudi Wibisono² & Herbert Siregar³

^{1,2,3} Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Pendidikan Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Pendidikan Indonesia
Email: *rifkymr@upi.edu

Abstrak. Perkembangan teknologi informasi membuat masyarakat dapat mengakses berita dimanapun dan kapanpun melalui internet maupun media sosial. Namun berita *online* seringkali mengandung fakta yang direkayasa untuk menyesatkan pembaca yang disebut sebagai berita palsu (hoaks). Berita palsu atau hoaks merupakan informasi yang dibuat dan direkayasa dengan tujuan untuk menyesatkan pembacanya. Berita palsu umumnya dibuat dengan judul yang provokatif dan mengandung fitnah, dengan bahasa yang dapat meyakinkan pembacanya. Berita palsu dapat menyebar dengan cepat akibat ketidaktahuan masyarakat dalam menyaring informasi yang didapat, dan tidak sadar menyebarkan berita palsu kepada orang lain. Diperlukan sistem yang dapat membantu masyarakat untuk membedakan antara berita palsu dan berita yang merupakan fakta. Penelitian ini bertujuan untuk membuat sistem pendeteksi berita palsu dengan menggunakan algoritma *Long Short Term Memory* (LSTM) yang memanfaatkan *Indobert*. Penelitian ini menggunakan dataset yang berisi 3309 berita hoaks dan non-hoaks. Model ini dapat memprediksi berita palsu dengan tingkat akurasi sebesar 94.2%, *precision* 0.944, *recall* 0.940 dan *f1-score* sebesar 0.941 yang lebih baik daripada metode perbandingan.

Kata kunci: *hoaks; LSTM; hoax prediction system; Indobert.*

1 Pendahuluan

Seiring dengan kemudahan membaca dan berbagi berita secara *online*, terdapat pihak yang memanfaatkan perkembangan teknologi ini untuk membuat dan menyebarkan berita palsu. Berita palsu adalah berita yang berisi informasi yang tidak akurat dan disebar dengan tujuan untuk menggiring opini pembaca terkait suatu kasus atau individu [1]. Informasi dalam berita palsu dibuat menyerupai bentuk konten aslinya, namun dimodifikasi sehingga mengubah tujuan dari konten tersebut [2]. Berita palsu sering dibuat dengan menggunakan judul yang provokatif dan mengandung fitnah, yang dapat memengaruhi emosi pembaca [3].

Beredarnya berita palsu didasari oleh dua hal, yaitu ekonomi dan politik [4]. Motif ekonomi dalam penyebaran berita palsu dapat berbentuk berita yang sensasional sehingga menarik banyak pengunjung untuk mengakses situs berita tersebut dan menghasilkan keuntungan finansial. Selain itu, berita palsu juga dapat dibuat sebagai alat politik yang dapat digunakan untuk menjatuhkan lawan politik dengan menyebarkan fitnah mengenai lawan politik tersebut.

Istilah hoaks disebut juga sebagai “*virus of the mind*”, karena kemampuannya yang dapat menyerang pikiran manusia [5]. Jika dibiarkan, penyebaran berita hoaks dapat mengakibatkan kerugian pada pribadi seseorang maupun kelompok [6]. Perlu dibuat sebuah sistem yang dapat membantu masyarakat untuk membedakan antara berita palsu dengan berita fakta.

Penelitian ini menggunakan metode LSTM dengan model *pretrained Indobert* untuk melakukan *word embedding* pada data input dalam pembuatan sistem prediksi berita palsu berdasarkan konten berita berbahasa Indonesia. Penelitian ini bertujuan untuk membuat sebuah sistem pendeteksi berita palsu dan menguji seberapa baik kinerja dari sistem tersebut. Penelitian ini juga berkontribusi membuat *dataset* hoaks yang dapat digunakan untuk penelitian lanjutan yang dapat diunduh di <https://drive.google.com/drive/folders/1eYKx7agpzgVXGCpyE1E57HXDhonkC3OR?usp=sharing>

Penelitian terkait sistem pendeteksi berita palsu telah banyak dilakukan, tetapi sebagian besar untuk Bahasa Inggris. Penelitian [7] menggunakan *Recurrent Neural Network* (RNN) yang ditingkatkan dengan *Deep Structured Semantic Model* (DSSM) untuk membuat sistem pendeteksi berita palsu dengan menggunakan *dataset* berbahasa Inggris, yaitu *LIAR dataset* dan berhasil membuat sebuah sistem pendeteksi berita palsu dengan tingkat akurasi sebesar 99%. Penelitian lain membuat sebuah sistem pendeteksi berita palsu dengan menggunakan *Naïve Bayes Classifier* dan menerapkannya pada postingan berita berbahasa Inggris di media sosial Facebook dengan tingkat akurasi mencapai 74% [3]. *Deep Convolutional Neural Network* (FNDNet) digunakan membuat sistem pendeteksi berita palsu berbahasa Inggris yang beredar selama masa pemilihan presiden US pada tahun 2016 dengan akurasi 98.4% [8]. Deteksi hoaks berbahasa Indonesia di bidang kesehatan dilakukan dengan menggunakan *Naïve Bayes Classifier* dengan tingkat akurasi 90.9% [9].

2 Metode Penelitian

Untuk mendukung jalannya penelitian ini, digunakan beberapa tools, yaitu:

1. Sistem Operasi *Windows 10*

2. Bahasa Pemrograman *Python*
3. *Google Colaboratory*
4. *Visual Studio Code*
5. *Google Chrome Version 101.0.4951.54 64bit*

Dalam proses *coding*, penelitian menggunakan beberapa *library* pendukung, antara lain:

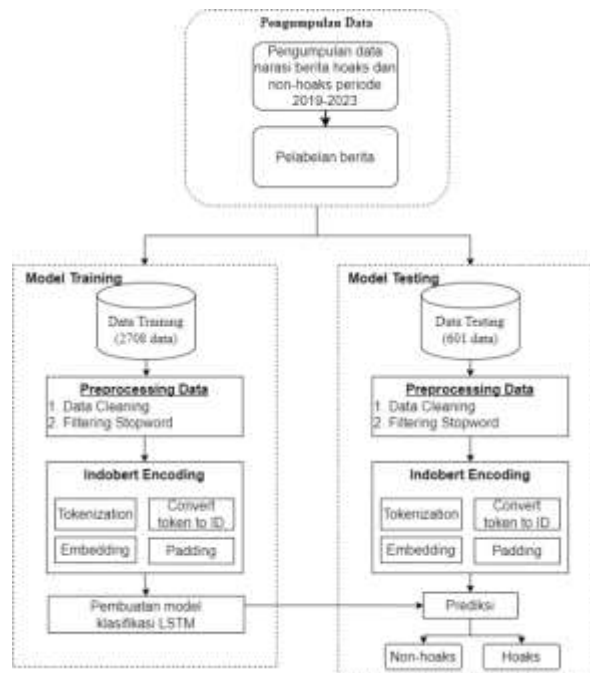
1. *Tensorflow*
2. *Tensorflow Keras*
3. *Transformers*
4. *Regular Expression (re)*
5. *Natural Language Toolkit (NLTK)*
6. *Sastrawi*
7. *Scikit-learn (Sklearn)*

Tahapan di penelitian ini adalah pengumpulan data, praproses, integrasi *word embedding Indobert*, *training* dan pengujian model. Gambar 1 memperlihatkan secara umum tahapan penelitian.

2.1 Pengumpulan Data

2.1.1 Pengumpulan Data Narasi Berita

Data narasi berita yang dikumpulkan dibagi menjadi dua yaitu narasi berita hoaks dan narasi berita non hoaks. Narasi berita hoaks diambil dari situs *turnbackhoax.id*, sedangkan narasi berita non-hoaks diambil dari portal berita *online* yang dianggap kredibel seperti *detik.com*, *cnnindonesia.com*, dan situs web Kementerian Indonesia seperti *kemkes.go.id* dan *kemenag.go.id*. Data berita hoaks dan non hoaks berjumlah 3309 berita yang terdiri atas 1678 hoaks dan 1631 non-hoaks.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1.2 Pelabelan Data

Setelah data berhasil terkumpul, langkah selanjutnya adalah pelabelan setiap berita yang terkumpul. Terdapat dua label yang digunakan, yaitu berita non-hoaks, dan berita hoaks.

Tabel 1 memperlihatkan contoh *dataset* yang digunakan dalam penelitian ini. Data yang digunakan dalam pembuatan model klasifikasi adalah kolom konten dan label.

Tabel 1. Contoh Dataset

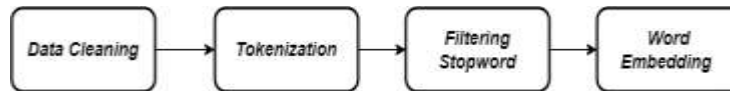
Konten	Label
Anies patah semangat lihat ini, tni dan polri siap rapatkan barisan dukungan ganjar	hoaks
Sebanyak 1.000 jenderal purnawirawan TNI/Polri yang tergabung dalam Relawan Gapura Nusantara (RGN) menyuarakan dukungannya terhadap bakal calon presiden (bacapres) 2024 dari PDIP, Ganjar Pranowo.	Non-hoaks

Konten	Label
"“Laporan Resmi: Ventilators Membunuh Hampir Semua Pasien COVID-19”. “Hampir semua pasien COVID-19 yang meninggal di rumah sakit ketika fase awal pandemi disebabkan langsung oleh penggunaan ventilator, sebuah laporan yang mengerikan telah menyimpulkan hal tersebut”.	hoaks
Pengobatan VAP tidak berhasil dikaitkan dengan kematian yang lebih tinggi. LOS yang relatif lama untuk pasien dengan COVID-19 terutama disebabkan oleh gagal napas yang berkepanjangan, menempatkan mereka pada risiko VAP yang lebih tinggi.	Non-hoaks

Kelas target utama yang dicari dalam sistem yang dibuat adalah kelas untuk narasi berita yang termasuk ke dalam kategori hoaks.

2.2 Praproses

Tahapan praproses yang dilakukan dalam penelitian dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Tahapan Praproses Data

2.2.1 Data Cleaning

Pada tahap ini dilakukan pembersihan data dengan menghilangkan karakter-karakter yang tidak relevan atau tidak diperlukan dalam data, contohnya yaitu tanda baca, tagar, *link*, *hashtag*, dan karakter khusus seperti emoji.

2.2.2 Tokenization

Pada tahap ini dilakukan pemotongan kalimat yang terdapat dalam dokumen menjadi sebuah *array* yang berisikan token (kata).

2.2.3 Filtering Stopword

Pada tahap ini dilakukan penyaringan kata dari hasil *tokenization* yang telah dilakukan dengan menghilangkan kata-kata yang tidak memiliki makna.

Contoh hasil praproses yang telah dilakukan dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Contoh Hasil Praproses

Konten
Paris Polisi Prancis menembak mati remaja berusia imbas pelanggaran lintas Ketegangan langsung memuncak pembakaran sisa sisa ketegangan kawasan Nanterre pinggiran Kota Paris Prancis Selasa malam

2.3 *Word Embedding Indobert*

Pembentukan *word embedding* adalah salah satu tahap persiapan data, yang berfungsi untuk mengubah setiap kata dalam dokumen atau *dataset* yang digunakan menjadi kumpulan vektor numerik, dan setiap vektor menunjukkan proyeksi kata di dalam ruang vektor. Tujuan dari proses ini adalah untuk memetakan setiap kata dalam teks dokumen dan menangkap informasi sintaks dan semantik dari data tersebut [10].

Pretrained word embedding yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode *Indonesian Bidirectional Encoder Representations from Transformers* atau *Indobert* [11]. *Indobert* menggunakan *framework transformer* sebagai model dasarnya dan dilatih sebagai *masked model language* (MLM). Pada penelitian ini digunakan model *indobert-base-p2* yang memiliki 768 *hidden layers* dan 124 juta parameter.

2.4 *Training Model*

Training model dilakukan dengan menggunakan 2708 data yang terdiri dari 1380 hoaks dan 1328 data non-hoaks. *Dataset* tersebut selanjutnya dibagi menjadi *data training* dan *data testing* dengan rasio 80:20. Hyperparameter yang digunakan dalam *training model* dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hyperparameter Model

Hyperparameter	
<i>Loss function</i>	<i>Binary cross-entropy</i>
<i>Optimizer</i>	<i>Adam Optimizer</i>
<i>Learning rate</i>	1e-5
<i>Batch size</i>	8
<i>LSTM Unit</i>	64
Jumlah <i>epoch</i>	3

2.5 Pengujian Model

Pengujian model dilakukan dengan menghitung nilai *precision*, *recall*, dan *accuracy* dari model dalam melakukan klasifikasi teks pada 601 data baru di luar *dataset* sebagai *data training*.

3 Hasil dan Pembahasan

Pembuatan *training model* untuk sistem pendeteksi berita palsu dibuat dengan arsitektur LSTM dengan *pretrained Indobert*. Selain itu, penelitian ini juga membuat empat model sebagai metode pembandingan yaitu, LSTM dengan *Indobert*, LSTM tanpa *Indobert*, RNN dengan *Indobert*, dan RNN tanpa *Indobert*. Setelah pembuatan *model training* selesai dilakukan, langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian pada model tersebut.

Tabel 4 memperlihatkan perbandingan nilai *precision*, *recall*, dan *f-1 score* dari model yang telah dibuat untuk kelas hoaks.

Tabel 4. Kinerja Model Kelas Berita Hoaks

Model	Precision	Recall	f-1 Score
<i>LSTM dengan Indobert</i>	0.943	0.940	0.941
<i>RNN dengan Indobert</i>	0.909	0.973	0.940
<i>LSTM tanpa Indobert</i>	0.826	0.862	0.844
<i>RNN tanpa Indobert</i>	0.823	0.872	0.847

Dari hasil perhitungan tersebut maka dapat diketahui model terbaik yaitu model LSTM dengan *Indobert* dengan *f-1 score* sebesar 0.941.

Berdasarkan hasil yang diperoleh, masih terdapat beberapa kesalahan prediksi, contoh-contoh berita yang salah diprediksi dapat dilihat pada Tabel 5. Penyebabnya diperkirakan karena *dataset training* masih belum banyak mengandung informasi terkait topik berita tertentu.

Tabel 5. Contoh Kesalahan Prediksi

Cuplikan Konten	Hasil Prediksi	Label Asli
Seorang pejabat tinggi Forum Ekonomi Dunia (WEF) telah menyerukan agar kitab suci agama "ditulis ulang" oleh kecerdasan buatan (AI)	Fakta	Hoaks

Cuplikan Konten	Hasil Prediksi	Label Asli
Peneliti Australia Sebut : Jokowi Presiden Tak Berkemampuan Tapi Memiliki Daya Rusak	Fakta	Hoaks
Partai Buruh beserta serikat buruh melangsungkan aksi memperingati Hari Buruh Internasional di Istora.	Hoaks	Non-Hoaks
Benarkah Makan Daging Kambing Bisa Sebabkan Hipertensi? BENARKAH makan daging kambing bisa sebabkan hipertensi menjadi salah satu ketakutan membuat sebagian orang membatasi konsumsinya.	Hoaks	Non-Hoaks

4 Kesimpulan

Penelitian ini membangun sebuah sistem pendeteksi berita palsu dengan menggunakan algoritma LSTM dan model *pre-trained Indobert*. Model *training* dalam penelitian ini dibuat dengan menggunakan *dataset* yang berisi 2708 data berita hoaks dan non-hoaks yang dikumpulkan oleh peneliti dengan rasio 1328 non-hoaks dan 1380 hoaks. Dari keempat model yang telah dibuat, didapatkan model terbaik yaitu model LSTM dengan menggunakan *Indobert*, yang memiliki kinerja model untuk kelas hoaks dengan tingkat *precision* sebesar 0.943, *recall* 0.940, dan *f-1 score* sebesar 0.941.

Penelitian ini masih memiliki banyak kekurangan dan dapat dikembangkan kembali untuk membuat model yang lebih baik. Data yang digunakan masih terlalu sedikit dan kurang bervariasi, sehingga perlu menambahkan jumlah *dataset* yang digunakan untuk pembuatan model *training* dengan menggunakan data berita hoaks dan non hoaks yang lebih beragam. Sumber untuk pengambilan data berita hoaks maupun non hoaks dapat diambil dari berbagai sumber yang terpercaya dan tidak hanya berupa artikel berita, namun bisa juga berupa judul video, *caption* pada gambar, maupun teks yang terdapat dalam gambar atau poster sehingga model yang dibuat dapat lebih akurat dalam melakukan klasifikasi berita palsu.

5 Referensi

- [1] Y. yie Chen, S.-P. Yong, and A. Ishak, "Email hoax detection system using levenshtein distance method," *J. Comput.*, vol. 9, no. 2, pp. 441–446, 2014.
- [2] D. M. J. Lazer, M. A. Baum, Y. Benkler, et al, "The science of fake news," *Science*, vol. 359, no. 6380, pp. 1094–1096, 2018, doi: 10.1126/science.aao2998.
- [3] M. Granik and V. Mesyura, "Fake news detection using naive Bayes classifier," *2017 IEEE 1st Ukr. Conf. on Electr. and Comput. Eng. (UKRCON)*, pp. 900–903, 2017, doi: 10.1109/UKRCON.2017.8100379.
- [4] S. E. Nugroho, "Kementerian Komunikasi dan Informatika," Kementerian Komunikasi dan Informatika, 2017.
- [5] M. Vuković, K. Pripuzić, and H. Belani, "An intelligent automatic hoax detection system," *Lect. Notes Comput. Sci. Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinforma.*, vol. 5711 LNAI, no. PART 1, pp. 318–325, 2009, doi: 10.1007/978-3-642-04595-0_39/COVER.
- [6] A. B. Prasetijo, R. R. Isnanto, D. Eridani, Y. A. A. Soetrisno, M. Arfan, and A. Sofwan, "Hoax detection system on Indonesian news sites based on text classification using SVM and SGD," *2017 4th International Conference on Information Technology, Computer, and Electrical Engineering (ICITACEE)*, pp. 45–49, Okt. 2017. doi: 10.1109/ICITACEE.2017.8257673.
- [7] S. S. Jadhav and S. D. Thepade, "Fake news identification and classification using dssm and improved recurrent neural network classifier," *Appl. Artif. Intell.*, vol. 33, no. 12, pp. 1058–1068, 2019, doi: 10.1080/08839514.2019.1661579.
- [8] R. K. Kaliyar, A. Goswami, P. Narang, and S. Sinha, "FNDNet – A deep convolutional neural network for fake news detection," *Cogn. Syst. Res.*, vol. 61, pp. 32–44, 2020, doi: 10.1016/j.cogsys.2019.12.005.
- [9] T. A. Roshinta, E. Kumala, and I. F. Dinata, "Sistem deteksi berita hoax berbahasa indonesia bidang kesehatan," *Remik*, vol. 7, no. 2, pp. 1167–1173, Apr. 2023, doi: 10.33395/remik.v7i2.12369.
- [10] Y. Li and T. Yang, "Word embedding for understanding natural language: A survey," *Stud. Big Data*, vol. 26, pp. 83–104, 2018, doi: 10.1007/978-3-319-53817-4_4/COVER.
- [11] J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, and K. Toutanova, "BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding," *arXiv*, 24 Mei 2019. [Online]. Tersedia: <http://arxiv.org/abs/1810.04805>. [Diakses: 21 Mei 2023].