

IMPLEMENTASI ARSITEKTUR *BIDIRECTIONAL LONG SHORT-TERM MEMORY* DAN *TRANSFORMER* PADA KLASIFIKASI BERITA HOAKS DENGAN AUGMENTASI *BACK TRANSLATION* DAN *TEXTATTACK*

SKRIPSI

**Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana
di Jurusan Matematika pada Fakultas MIPA**

Oleh:

SITI NURHALIZA

NIM 08011382126093



JURUSAN MATEMATIKA

**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS SRIWIJAYA**

2025

LEMBAR PENGESAHAN

IMPLEMENTASI ARSITEKTUR *BIDIRECTIONAL LONG SHORT-TERM MEMORY* DAN *TRANSFORMER* PADA KLASIFIKASI BERITA HOAKS DENGAN AUGMENTASI *BACK TRANSLATION* DAN *TEXTATTACK*

SKRIPSI

Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana di Jurusan Matematika pada Fakultas MIPA


Oleh

**SITI NURHALIZA
NIM 08011382126093**

Pembimbing Kedua


Dr. Bambang Suprihatin, M.Si.
NIP. 197101261994121001

**Indralaya, 13 Januari 2025
Pembimbing Utama**


Dr. Anita Desiani, S.Si., M.Kom.
NIP. 197712112003122002

**Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika**


Dr. Dian Cahyawati S. S.Si., M.Si.
NIP. 197303212000122001

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN KARYA ILMIAH

Yang beranda tangan di bawah ini:

Nama Mahasiswa : Siti Nurhaliza
NIM : 08011382126093
Jurusan : Matematika
Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

Menyatakan bahwa skripsi ini adalah hasil karya saya sendiri dan karya ilmiah ini belum pernah diajukan sebagai pemenuhan persyaratan untuk memperoleh gelar kesarjanaan strata satu (S1) dari Universitas Sriwijaya maupun perguruan tinggi lain. Semua informasi yang dimuat dalam skripsi ini berasal dari penulis lain baik yang dipublikasikan atau telah diberikan penghargaan dengan mengutip nama sumber penulis secara benar. Semua isi dari skripsi ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab saya sebagai penulis.

Demikianlah surat pernyataan ini saya buat dengan **sebenarnya**.

Indralaya, 30 Januari 2025

Penulis



Siti Nurhaliza

NIM. 08011382126093

HALAMAN PERSEMBAHAN

Kupersembahkan skripsi ini untuk:

Yang MahaKuasa Allah Subhanahu Wa Ta'ala,

Orang tuaku yang sangat kucinta,

Keluarga Besarku,

Semua Guru dan Dosenku,

Teman baik yang Kubanggakan,

Almamaterku

Motto

“Great things are not done by impulse, but by a series of small things brought together – Vincent Van Gogh”

KATA PENGANTAR

Puji syukur atas kehadiran Allah Subhanahu Wa Ta'ala yang telah memberikan rahmat dan hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi berjudul “Implementasi Arsitektur *Bidirectional LSTM* dan *Transformer* Pada Klasifikasi Untuk Deteksi Hoaks Dengan Augmentasi *Back Translation* dan *TextAttack*”. Skripsi ini ditulis sebagai salah satu syarat memperoleh gelar sarjana sains studi Matematika di Fakultas MIPA Universitas Sriwijaya.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini tidak mungkin terselesaikan tanpa adanya semangat, dukungan, bantuan, bimbingan dan nasihat yang diberikan berbagai pihak selama proses penyusunan ini berlangsung. Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada orang tua tercinta, Ibuku **Andriani** dan Ayahku **Kamal** yang tidak pernah berhenti berjuang dan memberikan yang terbaik untukku sebagai putrinya. Terima kasih karena tak pernah lelah mendidik, menasehati, membimbing, mendukung dan terus mendoakan. Penulis juga ingin menyampaikan ucapan terima kasih kepada sebesar-besarnya dan penghargaan setinggi-tingginya kepada:

1. Bapak **Prof. Hermansyah, S.Si., M.Si., Ph.D** selaku Dekan Fakultas MIPA Universitas Sriwijaya. Ibu **Dr. Dian Cahyawati Sukanda, S.Si., M.Si.** selaku Ketua Jurusan Matematika dan Ibu **Des Alwine Zayanti, S.Si., M.Si.** selaku Sekretaris Jurusan Matematika yang telah membimbing dan mengarahkan dalam urusan akademik selama menempuh perkuliahan di Jurusan Matematika FMIPA Universitas Sriwijaya.
2. Ibu **Dr. Anita Desiani, S.Si., M.Kom.** selaku Dosen Pembimbing Pertama

dan Bapak **Dr. Bambang Suprihatin, S.Si., M.Si.** selaku Dosen Pembimbing Kedua yang telah bersedia meluangkan waktu, tenaga, dan pikiran untuk memberikan bimbingan, arahan dan didikan yang berharga selama pembuatan skripsi, perlombaan dan proses perkuliahan.

3. Ibu **Dr. Yuli Andriani, S.Si, M.Si.** dan Ibu **Novi Rustiana Dewi, S.Si., M.Si.** selaku dosen pembahas, telah memberikan respons, kritik, dan saran yang sangat berguna untuk perbaikan dan penyelesaian skripsi ini.
4. **Seluruh Dosen di Jurusan Matematika FMIPA** yang telah memberikan ilmu, nasihat, motivasi, serta bimbingan selama proses perkuliahan. Bapak **Irwansyah** dan Ibu **Hamidah** selaku staf administrasi di Jurusan Matematika FMIPA Universitas Sriwijaya yang telah membantu penulis selama perkuliahan.
5. Semua sahabat seperjuangan **Komputasi 2021** selama masa perkuliahan dan proses skripsi. **Kakak-kakak tingkat angkatan 2020 dan 2019** yang telah membantu dan membagikan ilmunya kepada penulis, serta **adik-adik tingkat angkatan 2022 dan 2023** yang selama masa perkuliahan dan proses skripsi telah memberikan kesan yang baik.
6. Saudaraku M Rizky, keluarga besarku, serta sahabat-sahabatku yang senantiasa memberikan semangat dan doa terbaik untuk penulis.
7. Semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu yang telah memberikan bantuan dalam menyelesaikan skripsi ini hanya ucapan terima kasih yang dapat penulis berikan.

Semoga skripsi ini dapat menambah pengetahuan dan bermanfaat bagi mahasiswa/i Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Sriwijaya dan semua pihak yang membutuhkan.

Indralaya, Desember 2024

Penulis

IMPLEMENTATION OF BIDIRECTIONAL LONG SHORT-TERM MEMORY AND TRANSFORMER ARCHITECTURE IN HOAX CLASSIFICATION WITH BACK TRANSLATION AND TEXTATTACK AUGMENTATION

By:

Siti Nurhaliza

08011382126093

ABSTRACT

Hoax refers to false or misleading information. The spread of hoaxes can have a negative impact on society, such as disrupting stability and order. Automatic classification can help early detection of hoax. This study combines augmentation and classification methods. In the classification stage, this study proposes a combination of BiLSTM and Transformer architecture. BiLSTM is used to understand the order between words and Transformer is used to understand the global context. The combination of architectures requires large data. To fulfill the need for large data, this study proposes the implementation of augmentation using Back Translation and TextAttack. Back Translation and TextAttack are used to make the data augmentation results more varied. Performance evaluation is conducted by measuring accuracy, precision, recall, and F1-score. The application of the BiLSTM and Transformer combination to the augmented data achieved an accuracy of 98.80%, precision of 98.72%, recall of 98.87%, and F1-score of 98.79%. The precision and recall results with an average of 98% show that the proposed method is very good at predicting hoax and valid classes. The high F1-score value shows that the proposed method is not only able to provide excellent predictions, but also consistent in identifying hoax and valid classes. The use of the augmentation method increased the average by 3% for precision, recall, and f1-score, and increased accuracy by 0.56%. Based on these results, it can be concluded that the use of augmentation methods and the combination of BiLSTM and Transformer enables effective detection of hoax because it can distinguish news between hoax and valid classes.

Keywords: Back Translation, BiLSTM, Hoax, TextAttack, Transformer.

IMPLEMENTASI ARSITEKTUR BIDIRECTIONAL LONG SHORT-TERM MEMORY DAN TRANSFORMER PADA KLASIFIKASI BERITA HOAKS DENGAN AUGMENTASI BACK TRANSLATION DAN TEXTATTACK

Oleh:

Siti Nurhaliza

08011382126093

ABSTRAK

Hoaks merupakan informasi yang tidak benar atau menyesatkan. Penyebaran berita hoaks dapat berdampak negatif terhadap masyarakat, seperti mengganggu stabilitas dan ketertiban. Klasifikasi otomatis dapat membantu deteksi dini berita hoaks. Penelitian ini menggabungkan metode augmentasi dan klasifikasi. Pada tahap klasifikasi penelitian ini mengusulkan kombinasi arsitektur BiLSTM dan *Transformer*. BiLSTM digunakan untuk memahami urutan antar kata dan *Transformer* digunakan untuk memahami konteks global. Kombinasi arsitektur membutuhkan data yang besar. Untuk memenuhi kebutuhan data yang besar, penelitian ini mengusulkan penerapan augmentasi menggunakan *Back Translation* dan *TextAttack*. *Back Translation* dan *TextAttack* digunakan agar hasil augmentasi data lebih bervariasi. Evaluasi kinerja dilakukan dengan mengukur akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score*. Penerapan kombinasi BiLSTM dan *Transformer* pada data yang telah diaugmentasi menghasilkan akurasi sebesar 98,80%, presisi 98,72%, *recall* 98,87%, dan *F1-score* 98,79%. Hasil presisi dan *recall* dengan rata-rata 98% menunjukkan metode yang diusulkan sangat baik dalam memprediksi kelas hoaks maupun valid. Nilai *F1-score* yang tinggi menunjukkan bahwa metode yang diusulkan tidak hanya mampu memberikan prediksi yang sangat baik, tetapi juga konsisten dalam mengidentifikasi kelas hoaks maupun valid. Penggunaan metode augmentasi mampu meningkatkan rata-rata sebesar 3% untuk presisi, *recall*, dan *f1-score*, serta meningkatkan akurasi sebesar 0,56%. Berdasarkan hasil yang diperoleh, dapat disimpulkan bahwa penggunaan metode augmentasi dan kombinasi BiLSTM dan *Transformer* mampu mendeteksi berita hoaks dengan sangat baik karena dapat membedakan berita antara kelas hoaks dan valid.

Kata Kunci: *Back Translation, Berita Hoaks, BiLSTM, TextAttact, Transformer.*

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGESAHAN.....	ii
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN.....	iii
HALAMAN PERSEMBAHAN	iv
KATA PENGANTAR.....	v
ABSTRACT.....	viii
ABSTRAK	ix
DAFTAR ISI.....	x
DAFTAR TABEL	xii
DAFTAR GAMBAR	xiii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Perumusan Masalah	6
1.3 Pembatasan Masalah.....	6
1.4 Tujuan	6
1.5 Manfaat	7
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	8
2.1 Berita Hoaks	8
2.2 <i>Text Preprocessing</i>	8
1. <i>Case Folding</i>	9
2. <i>Punctuation Removal</i>	9
3. <i>Stopword Removal</i>	9
2.3 Augmentasi Data.....	10
1. <i>Back Translation</i>	10
2. <i>TextAttack</i>	11
2.4 Tokenisasi	11
2.5 <i>Padding dan Sequence</i>	12
2.6 <i>Embedding Layer</i>	12
2.7 <i>Spatial Dropout Layer</i>	12
2.8 <i>Bidirectional LSTM</i>	13
2.9 <i>Transformer</i>	17
2.9.1 <i>Positional Encoding</i>	18

2.9.2	<i>Self Attention</i>	19
2.9.3	<i>Multi-Head Attention</i>	20
2.9.4	<i>Normalization Layer</i>	21
2.9.5	<i>Feed Forward Layer</i>	21
2.9.6	<i>Global Average Pooling</i>	22
2.10	<i>Fully Connected Layer</i>	22
2.11	Fungsi Aktivasi	23
2.12	<i>Loss Function: Binary Cross-entropy</i>	23
2.12	<i>Optimization Function: Adaptive Moment Estimation (Adam)</i>	24
2.13	<i>Confusion Matriks</i>	25
BAB III METODOLOGI PENELITIAN		28
3.1	Tempat	28
3.2	Waktu	28
3.3	Alat	28
3.4	Metode Penelitian	28
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		33
4.1	Deskripsi Data	33
4.2	<i>Text Preprocessing</i>	33
4.3	Augmentasi Data	34
4.4	Tokenisasi	36
4.5	<i>Padding dan Sequence</i>	37
4.6	Kombinasi Arsitektur BiLSTM dan <i>Transformer</i>	38
4.7	Operasi Manual pada Kombinasi BiLSTM dan <i>Transformer</i>	40
4.8	Hasil Implementasi Kombinasi Arsitektur	84
4.8.1	Proses <i>Training</i>	84
4.8.2	Proses Testing	86
4.8.3	Evaluasi	87
4.9	Pembahasan dan Interpretasi Hasil	90
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN		93
5.1	Kesimpulan	93
5.2	Saran	94
DAFTAR PUSTAKA		95

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 <i>Confusion Matrix</i> pada Klasifikasi Berita Hoaks.....	25
Tabel 2.2 Kategori Nilai Evaluasi Kinerja Model.....	26
Tabel 4.1 Data Teks Berita	33
Tabel 4.2 Indeks Tokenisasi	36
Tabel 4.3 Nilai Bobot Hidden Layer dan Output	73
Tabel 4.4 <i>Confusion Matrix</i> Klasifikasi Berita Hoaks	87
Tabel 4.5 Evaluasi Kinerja Model.....	90
Tabel 4.6 Perbandingan Hasil Evaluasi Kinerja dengan Penelitian Lain.....	91

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Ilustrasi <i>Back Translation</i>	11
Gambar 2.2 Ilustrasi <i>Spatial Dropout</i>	13
Gambar 2.3 Ilustrasi Arsitektur LSTM	14
Gambar 2.4 Ilustrasi Arsitektur <i>Bidirectional LSTM</i>	16
Gambar 2.5 Ilustrasi Arsitektur <i>Transformer</i>	17
Gambar 2.6 Ilustrasi <i>Multi-head attention</i>	20
Gambar 2.7 Ilustrasi <i>Global Average Pooling</i>	22
Gambar 4.1 Ilustrasi Tahapan Teks <i>Preprocessing</i>	34
Gambar 4.2 Ilustrasi Proses Augmentasi Data	36
Gambar 4.3 Ilustrasi Tahapan <i>Padding</i> dan <i>Sequence</i>	37
Gambar 4.4 Kombinasi Arsitektur BiLSTM dan <i>Transformer</i>	38
Gambar 4.5 Contoh Proses <i>Spatial Dropout</i>	43
Gambar 4.6 Ilustrasi LSTM <i>Forward</i>	44
Gambar 4.7 Ilustrasi <i>Feed Forward Layer</i>	73
Gambar 4.8 Ilustrasi <i>Fully Connected Layer</i>	78
Gambar 4.9 Hasil Training Kombinasi Model	84
Gambar 4.10 Grafik Akurasi <i>Training</i> dan Validasi	85
Gambar 4.11 Grafik <i>Loss Training</i> dan Validasi	86

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Berita merupakan bentuk komunikasi massa yang menyampaikan informasi mengenai kejadian atau peristiwa terbaru yang dianggap penting atau menarik bagi masyarakat (Khanam *et al.*, 2021). Pesatnya perkembangan teknologi dan akses informasi memicu peningkatan signifikan penyebaran hoaks (Zhang & Ghorbani, 2020). Menurut data dari *website* Statista (2024), berita hoaks global meningkat signifikan pada tahun 2023. Sebanyak 36% berita hoaks terkait politik, 30% terkait COVID-19, dan 28% terkait ekonomi tersebar di berbagai platform digital di seluruh dunia. Hoaks merupakan informasi yang tidak benar atau menyesatkan (Zhou *et al.*, 2020). Deteksi dini berita hoaks perlu dilakukan agar tidak mengakibatkan kebingungan yang dapat mengganggu stabilitas dan ketertiban. Salah satu pendekatan dalam mendeteksi berita hoaks adalah melalui klasifikasi teks (Mehta *et al.*, 2024).

Klasifikasi teks dalam bidang kecerdasan buatan termasuk ke dalam *Natural Language Processing* (NLP) (Lavanya & Sasikala, 2021). NLP adalah teknik yang mempelajari interaksi antara komputer dan bahasa manusia (Vanita, 2024). Pada klasifikasi teks, urutan data sangat penting karena dapat menentukan makna (Chang & Masterson, 2020). Ketidaktepatan dalam memperhatikan urutan kata dapat mengubah makna teks (Jang *et al.*, 2020). Salah satu arsitektur *deep learning* yang dapat memperhatikan urutan data adalah *Bidirectional Long Short-Term Memory* (BiLSTM) (Luan & Lin, 2019). BiLSTM merupakan arsitektur yang dikembangkan

lebih lanjut dari LSTM (Adil *et al.*, 2021). BiLSTM memiliki mekanisme *gates* yang mengatur apa yang harus disimpan, dihapus, atau diteruskan dalam jaringan, sehingga dapat mempertahankan konteks dalam urutan data (Alharbi, 2021). BiLSTM memproses informasi dari kedua arah, yaitu *forward* dan *backward* (Dong *et al.*, 2020). Proses dua arah pada BiLSTM mampu memproses serta memahami konteks kata-kata dari awal dan dari akhir kalimat (Onan, 2022). BiLSTM juga memiliki kelebihan dalam memproses teks yang panjang sehingga mampu memahami konteks yang lebih lengkap dari setiap kata (Elfaik & Nfaoui, 2021).

Penelitian lain telah menerapkan arsitektur BiLSTM dalam deteksi hoaks, diantaranya Bahad *et al.* (2019) menerapkan arsitektur BiLSTM untuk mendeteksi berita hoaks dalam bahasa Inggris. Penelitian tersebut hanya mengukur akurasi sebesar 91%. Jaybhaye *et al.* (2023) menerapkan BiLSTM dalam mendeteksi berita hoaks bahasa Inggris menghasilkan akurasi di bawah 80%. Phukan *et al.* (2024) menerapkan BiLSTM dalam mendeteksi berita hoaks. Penelitian tersebut menggunakan aksara India dan hanya mengukur akurasi sebesar 94,17%. BiLSTM cenderung kurang efisien dalam memproses teks yang sangat panjang dan meningkatkan risiko kehilangan informasi penting karena pemrosesan *sequential* (Jang *et al.*, 2020). Proses *sequential* pada BiLSTM dilakukan dengan memproses teks satu per satu kata berdasarkan urutan (Chandio *et al.*, 2022). Kelemahan dari proses *sequential* menyebabkan BiLSTM sulit dalam memahami konteks global (He *et al.*, 2024). Pemahaman konteks global membutuhkan kemampuan untuk memproses seluruh teks secara bersamaan. Arsitektur yang mampu memahami konteks global antar kata-kata yang jauh secara bersamaan adalah *Transformer*.

Transformer mampu menangkap konteks global dengan lebih baik karena mekanisme *self-attention* (Rogers *et al.*, 2020). Penggunaan mekanisme *self-attention* dapat memperhatikan semua kata dalam teks secara bersamaan, sehingga dapat memahami konteks global (Liu & Chen, 2021).

Penelitian lain telah menerapkan *Transformer* dalam deteksi hoaks, diantaranya Utama & Suhartono (2022) dalam deteksi berita hoaks bahasa Indonesia. Hasilnya menunjukkan akurasi sebesar 90%, tetapi nilai *recall* dan *f1-score* di bawah 90%. Raza & Ding (2022) menerapkan arsitektur *Transformer* untuk deteksi berita hoaks dalam bahasa Inggris. Penelitian tersebut hanya mengukur akurasi dan presisi sebesar 75%. Wani *et al.* (2021) menerapkan arsitektur *Transformer* untuk deteksi berita hoaks dalam bahasa Inggris. Penelitian tersebut hanya mengukur nilai akurasi sebesar 98,36%. Arsitektur *transformer* menghadapi kendala karena membutuhkan data yang besar untuk melatih model (Desiani *et al.*, 2023). Data terkait berita hoaks berbahasa Indonesia masih terbatas (Nayoga *et al.*, 2021). Untuk memenuhi kebutuhan data yang besar dapat dilakukan dengan menggunakan teknik augmentasi data. Salah satu metode augmentasi data yang biasa digunakan adalah *back translation* (Xie *et al.*, 2020). *Back translation* melibatkan penerjemahan teks ke bahasa lain, lalu menerjemahkannya kembali ke bahasa asli. Proses augmentasi menghasilkan variasi teks yang dapat digunakan untuk memperkaya *dataset* pelatihan (Beddiar *et al.*, 2021).

Penelitian lain telah menerapkan *back translation* dalam augmentasi data, diantaranya Bucos & Drăgulescu (2023) menerapkan augmentasi *back translation* dengan arsitektur *transformer* untuk deteksi berita hoaks dalam Bahasa Rumania.

Hasilnya meningkatkan akurasi sebesar 3%, namun hanya mengukur nilai akurasi sebesar 80,75%. Kapusta *et al.* (2024) menggunakan teknik augmentasi *back translation* dalam deteksi berita hoaks Bahasa Inggris. Hasilnya penggunaan augmentasi dapat meningkatkan nilai akurasi dengan rata-rata 4%. Sayangnya hanya mengukur nilai akurasi sebesar 85%. Penelitian lain yang dilakukan oleh Bucos & Tucudean (2023) menggunakan metode *back translation* untuk deteksi berita hoaks dalam Bahasa Rumania. Hasilnya menunjukkan teknik augmentasi *back translation* meningkatkan nilai akurasi mencapai 6%, tetapi nilai akurasi di bawah 85%. Salah satu kelemahan utama *back translation* adalah hasil terjemahan yang mirip dengan teks sebelum diterjemahkan (Solyman *et al.*, 2023). Hasil terjemahan mirip dengan teks sebelum diterjemahkan disebabkan oleh model penerjemah yang cenderung mempertahankan makna dan struktur kalimat, sehingga dapat membatasi variasi teks. Metode lain yang dapat digunakan untuk augmentasi data adalah *TextAttack*.

TextAttack adalah sebuah *framework* yang dapat digunakan untuk augmentasi data dalam NLP (Morris *et al.*, 2020). *TextAttack* melibatkan operasi *synonym replacement*, *random insertion*, *random swap*, *random deletion*, dan *paraphrasing* sehingga lebih bervariasi dalam membangkitkan data baru. *TextAttack* hanya dapat melakukan proses augmentasi data dalam bahasa Inggris (Morris *et al.*, 2020). Untuk mengatasi masalah tersebut diperlukan metode *back translation* yang dapat menerjemahkan suatu bahasa ke bahasa Inggris. Penelitian lain telah menerapkan *TextAttack* dalam augmentasi data, diantaranya Tang *et al.* (2023) menerapkan *TextAttack* untuk augmentasi data dalam bahasa Inggris menggunakan *Transformer*

pada klasifikasi berita. Hasilnya menunjukkan *TextAttack* mampu meningkatkan nilai akurasi mencapai 2% dengan nilai rata-rata *f1-score* dan akurasi sebesar 91%. Penelitian tersebut tidak mengukur nilai presisi dan *recall*. Li *et al.* (2021) menerapkan *TextAttack* pada klasifikasi berita dan berhasil meningkatkan nilai akurasi mencapai 5%, tetapi nilai akurasi yang diperoleh hanya 79,1%. Lewoniewski *et al.*, (2024) menerapkan *TextAttack* pada klasifikasi misinformasi bahasa Inggris. Penelitian tersebut hanya mengukur nilai akurasi sebesar 99%.

Penelitian ini menerapkan penggabungan teknik augmentasi data dan klasifikasi untuk mendeteksi berita hoaks. Teknik augmentasi digunakan untuk memperbanyak data. Data yang digunakan adalah data dalam bahasa Indonesia. Untuk mencukupi kebutuhan data, penelitian ini akan menggabungkan *back translation* dan *TextAttack*. Teknik augmentasi *TextAttack* yang digunakan pada penelitian ini adalah *synonym replacement*, *random insertion*, *random swap*, *random deletion*, dan *paraphrasing*. Proses augmentasi dilakukan dengan menerjemahkan teks ke bahasa Inggris, menerapkan *TextAttack*, lalu menerjemahkannya kembali ke bahasa Indonesia. Penelitian ini menggabungkan arsitektur BiLSTM dan *Transformer*. Penggunaan BiLSTM pada blok pertama digunakan untuk menangkap hubungan antar kata, sedangkan penggunaan *Transformer* pada blok selanjutnya digunakan untuk menangani konteks global. Evaluasi dilakukan menggunakan akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score* untuk menilai kemampuan model dalam mendeteksi hoaks.

1.2 Perumusan Masalah

Rumusan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana cara memenuhi kebutuhan data yang banyak dalam deteksi berita hoaks Bahasa Indonesia melalui kombinasi teknik augmentasi *back translation* dan *TextAttack*.
2. Bagaimana hasil kinerja penerapan kombinasi arsitektur BiLSTM dan *Transformer* menggunakan data yang sudah diaugmentasi dalam mendeteksi berita hoaks.

1.3 Pembatasan Masalah

Adapun beberapa pembatasan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Penerapan Teknik augmentasi data menggunakan *back translation* hanya menggunakan dua Bahasa, yaitu Bahasa Inggris dan Bahasa Indonesia
2. Ukuran evaluasi kinerja dari kombinasi arsitektur BiLSTM dan *Transformer* dalam mendeteksi berita hoaks diukur dengan menggunakan akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score*.

1.4 Tujuan

Tujuan dilakukannya penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menerapkan kombinasi teknik augmentasi *back translation* dan *TextAttack* untuk memenuhi kebutuhan data yang banyak dalam deteksi berita hoaks bahasa Indonesia.

2. Menilai hasil kinerja kombinasi arsitektur BiLSTM dan *Transformer* setelah menerapkan teknik augmentasi berdasarkan nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score*.

1.5 Manfaat

Adapun manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Dapat digunakan sebagai referensi dalam melakukan penelitian deteksi berita hoaks dengan mengimplementasikan kombinasi arsitektur BiLSTM dan *Transformer*.
2. Model ini dapat diterapkan untuk teknologi dalam mendeteksi berita hoaks berbahasa Indonesia.

DAFTAR PUSTAKA

- Acheampong, F. A., Nunoo-Mensah, H., & Chen, W. (2021). Transformer models for text-based emotion detection: a review of BERT-based approaches. *Artificial Intelligence Review*, 54(8), 5789–5829. <https://doi.org/10.1007/s10462-021-09958-2>
- Adil, M., Wu, J. Z., Chakraborty, R. K., Alahmadi, A., Ansari, M. F., & Ryan, M. J. (2021). Attention-based STL-BiLSTM network to forecast tourist arrival. *Processes*, 9(10), 1–19. <https://doi.org/10.3390/pr9101759>
- Ahmadi, M., Dashti Ahangar, F., Astaraki, N., Abbasi, M., & Babaei, B. (2021). FWNNet: Presentation of a new classifier of brain tumor diagnosis based on fuzzy logic and the wavelet-based neural network using machine-learning methods. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2021, 1–13. <https://doi.org/10.1155/2021/8542637>
- Alharbi, O. (2021). A deep learning approach combining CNN and Bi-LSTM with SVM Classifier for Arabic sentiment analysis. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 12(6), 165–172. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2021.0120618>
- Alotaibi, H., Alsolami, F., & Mehmood, R. (2021). DNA profiling: an investigation of six machine learning algorithms for estimating the number of contributors in DNA mixtures. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 12(11), 130–137. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2021.0121115>
- Au, C. H., Ho, K. K. W., & Chiu, D. K. W. (2022). The role of online misinformation and fake news in ideological polarization: barriers, catalysts, and implications. *Information Systems Frontiers*, 24(4), 1331–1354. <https://doi.org/10.1007/s10796-021-10133-9>
- Bae, S., & Hasan, I. (2024). Hoax news as an ethical violation impact of information technology advances. *Jurnal Improsci*, 1(6), 306–318. <https://doi.org/10.62885/improsci.v1i6.325>
- Bahad, P., Saxena, P., & Kamal, R. (2019). Fake news detection using Bi-directional LSTM-Recurrent Neural Network. *Procedia Computer Science*, 165(2019), 74–82. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.01.072>
- Bai, Y. (2022). RELU-function and derived function review. *SHS Web of Conferences*, 144, 02006. <https://doi.org/10.1051/shsconf/202214402006>
- Bayer, M., Kaufhold, M. A., & Reuter, C. (2022). A survey on data augmentation for text classification. *ACM Computing Surveys*, 55(7), 1–44. <https://doi.org/10.1145/3544558>

- Beddiar, D. R., Jahan, M. S., & Oussalah, M. (2021). Data expansion using back translation and paraphrasing for hate speech detection. *Online Social Networks and Media*, 24(1), 100153. <https://doi.org/10.1016/j.osnem.2021.100153>
- Bucos, M., & Drăgulescu, B. (2023). Enhancing fake news detection in Romanian using Transformer-based back translation augmentation. *Applied Sciences (Switzerland)*, 13(24). <https://doi.org/10.3390/app132413207>
- Bucos, M., & Țucudean, G. (2023). Text data augmentation techniques for fake news detection in the Romanian language. *Applied Sciences (Switzerland)*, 13(13), 1–20. <https://doi.org/10.3390/app13137389>
- Carneiro, M. B., Moreira, M. W. L., Pereira, S. S. L., Gallindo, E. L., & Rodrigues, J. J. P. C. (2021). Recommender system for postpartum depression monitoring based on sentiment analysis. *2020 IEEE International Conference on E-Health Networking, Application and Services, HEALTHCOM 2020*, 1–16. <https://doi.org/10.1109/HEALTHCOM49281.2021.9398922>
- Chandio, B. A., Imran, A. S., Bakhtyar, M., Daudpota, S. M., & Baber, J. (2022). Attention-based RU-BiLSTM sentiment analysis model for Roman Urdu. *Applied Sciences (Switzerland)*, 12(7). <https://doi.org/10.3390/app12073641>
- Chang, C., & Masterson, M. (2020). Using word order in political text classification with Long Short-term Memory models. *Political Analysis*, 28(3), 395–411. <https://doi.org/10.1017/pan.2019.46>
- Chicco, D., & Jurman, G. (2020). The advantages of the Matthews correlation coefficient (MCC) over f1 score and accuracy in binary classification evaluation. *BMC Genomics*, 21(1), 1–13. <https://doi.org/10.1186/s12864-019-6413-7>
- Desiani, A., Adrezo, M., Kresnawati, E. S., Ermatita, Akbar, M., & Hasibuan, M. S. (2023). Back translation-EDA and Transformer for hate speech classification in Indonesian. *2023 International Conference on Informatics, Multimedia, Cyber and Information Systems, ICIMCIS, 2023*(11), 611–616. <https://doi.org/10.1109/ICIMCIS60089.2023.10348979>
- Desiani, A., Erwin, Suprihatin, B., Efriliyanti, F., Arhami, M., & Setyaningsih, E. (2022). VG-DropDNet a robust architecture for blood vessels segmentation on retinal image. *IEEE Access*, 10(8), 92067–92083. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3202890>
- Dong, Y., Fu, Y., Wang, L., Chen, Y., Dong, Y., & Li, J. (2020). A sentiment analysis method of capsule network based on BiLSTM. *IEEE Access*, 8, 37014–37020. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2973711>
- Elfaik, H., & Nfaoui, E. H. (2021). Deep Bidirectional LSTM network learning-

- based sentiment analysis for Arabic text. *Journal of Intelligent Systems*, 30(1), 395–412. <https://doi.org/10.1515/jisys-2020-0021>
- Eliasy, A., & Przychodzen, J. (2020). The role of AI in capital structure to enhance corporate funding strategies. *Array*, 6(2019), 100017. <https://doi.org/10.1016/j.array.2020.100017>
- Elsaraiti, M., & Merabet, A. (2021). A comparative analysis of the ARIMA and LSTM predictive models and their effectiveness for predicting wind speed. *Energies*, 14(20). <https://doi.org/10.3390/en14206782>
- Fayaza, M. S. F., & Farhath, F. F. (2021). Towards stopwords identification in tamil text clustering. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 12(12), 524–529. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2021.0121267>
- Garg, N., & Sharma, K. (2022). Text pre-processing of multilingual for sentiment analysis based on social network data. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, 12(1), 776–784. <https://doi.org/10.11591/ijece.v12i1.pp776-784>
- He, B., Yang, Y., Wang, L., & Zhou, J. (2024). The text classification method based on BiLSTM and Multi-Scale CNN. *Computer Life*, 12(2), 43–49. <https://doi.org/10.54097/ypxxse31>
- Hsiao, T. Y., Chang, Y. C., Chou, H. H., & Chiu, C. Te. (2019). Filter-based deep-compression with global average pooling for convolutional networks. *Journal of Systems Architecture*, 95(6), 9–18. <https://doi.org/10.1016/j.sysarc.2019.02.008>
- Hutama, L. B., & Suhartono, D. (2022). Indonesian hoax news classification with multilingual Transformer model and BERTopic. *Informatika (Slovenia)*, 46(8), 81–90. <https://doi.org/10.31449/inf.v46i8.4336>
- Imrona, M. S., Widyawan, & Nugroho, L. E. (2020). Pre-processing task for classifying satire in Indonesian news headline. *2020 3rd International Conference on Information and Communications Technology, ICOIACT 2020*, 176–179. <https://doi.org/10.1109/ICOIACT50329.2020.9332032>
- Islam, M. M., Haque, M. R., Iqbal, H., Hasan, M. M., Hasan, M., & Kabir, M. N. (2020). Breast cancer prediction: a comparative study using machine learning techniques. *SN Computer Science*, 1(5), 1–14. <https://doi.org/10.1007/s42979-020-00305-w>
- Jadon, S. (2020). A survey of loss functions for semantic segmentation. *2020 IEEE Conference on Computational Intelligence in Bioinformatics and Computational Biology, CIBCB 2020*.

<https://doi.org/10.1109/CIBCB48159.2020.9277638>

- Jang, B., Kim, M., Harerimana, G., Kang, S. U., & Kim, J. W. (2020). Bi-LSTM model to increase accuracy in text classification: combining Word2vec CNN and Attention mechanism. *Applied Sciences (Switzerland)*, 10(17), 1–14. <https://doi.org/10.3390/app10175841>
- Jaybhaye, S. M., Badade, V., Dodke, A., Holkar, A., & Lokhande, P. (2023). Fake news detection using LSTM based deep learning approach. *ITM Web of Conferences*, 56(5), 03005. <https://doi.org/10.1051/itmconf/20235603005>
- Kapusta, J., Držik, D., Šteflovíč, K., & Nagy, K. S. (2024). Text data augmentation techniques for word embeddings in fake news classification. *IEEE Access*, 12(3), 31538–31550. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3369918>
- Khanam, Z., Alwasel, B. N., Sirafi, H., & Rashid, M. (2021). Fake news detection using machine learning approaches. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 1099(1), 012040. <https://doi.org/10.1088/1757-899x/1099/1/012040>
- Kumari, R., Kaur, G., Rawat, A., Chauhan, H., Singh Negi, K., & Mishra, R. (2023). Analysis of Transformer-deep neural network using deep learning. *International Journal of Engineering Applied Sciences and Technology*, 8(2), 313–319. <https://doi.org/10.33564/ijeast.2023.v08i02.048>
- Kurnia, Y., Kusuma, E. D., Kusuma, L. W., Suwitno, & Apridius, W. (2024). Perbandingan Naïve Bayes dan CNN yang dioptimasi PSO pada identifikasi berita hoax politik Indonesia. *Bit-Tech*, 6(3), 340–352. <https://doi.org/10.32877/bt.v6i3.1225>
- Lavanya, P. M., & Sasikala, E. (2021). Deep learning techniques on text classification using Natural Language Processing (NLP) in social healthcare network: a comprehensive survey. *2021 3rd International Conference on Signal Processing and Communication, ICPSC, 2021(5)*, 603–609. <https://doi.org/10.1109/ICSPC51351.2021.9451752>
- Lewoniewski, W., Stolarski, P., Stróżyńska, M., Lewańska, E., Wojewoda, A., Księżniak, E., & Sawiński, M. (2024). Openfact at checkthat! 2024: Combining multiple attack methods for effective adversarial text generation. *CEUR Workshop Proceedings*, 3740(9), 506–519. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2409.02649>
- Li, D., Zhang, Y., Peng, H., & Chen, L. (2021). Contextualized perturbation for textual adversarial attack. *Proceedings Of the 2021 Conference Of the North American Chapter Of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*, 5053–5069. <https://doi.org/10.18653/v1/2021.naacl-main.400>

- Lihua, L. (2022). Simulation physics-informed deep neural network by adaptive Adam optimization method to perform a comparative study of the system. *Engineering with Computers*, 38(2), 1111–1130. <https://doi.org/10.1007/s00366-021-01301-1>
- Liu, H. I., & Chen, W. L. (2021). Re-Transformer: a self-attention based model for machine translation. *Procedia CIRP*, 189(2019), 3–10. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.05.065>
- Liu, X., Yu, H. F., Dhillon, I. S., & Hsieh, C. J. (2020). Learning to encode position for Transformer with continuous dynamical model. *37th International Conference on Machine Learning, ICML 2020, Part F16814*, 6283–6291. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2003.09229>
- Luan, Y., & Lin, S. (2019). Research on text classification based on CNN and LSTM. *Proceedings of 2019 IEEE International Conference on Artificial Intelligence and Computer Applications, ICAICA 2019*, 352–355. <https://doi.org/10.1109/ICAICA.2019.8873454>
- Luo, H. (2021). Yeti at fakedes 2021: Fake news detection in Spanish with ALBERT. *CEUR Workshop Proceedings*, 2943(9), 615–620.
- Mehta, Patel, Dangi, Patwa, Patel, Jain, Shah, & Suthar. (2024). Exploring the efficacy of Natural Language Processing and supervised learning in the classification of fake news articles. *Advances in Robotic Technology*, 2(1), 1–6. <https://doi.org/10.23880/art-16000108>
- Mohiuddin, K., Welke, P., Alam, M. A., Martin, M., Alam, M. M., Lehmann, J., & Vahdati, S. (2023). Retention is all you need. *International Conference on Information and Knowledge Management, Proceedings, Nips*, 4752–4758. <https://doi.org/10.1145/3583780.3615497>
- Morris, J. X., Lifland, E., Yoo, J. Y., Grigsby, J., Jin, D., & Qi, Y. (2020). TextAttack: a framework for adversarial attacks, data augmentation, and adversarial training in NLP. *Proceedings Of the 2020 EMNLP*, 16, 119–126. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2005.05909>
- Nathani, D., Chauhan, J., Sharma, C., & Kaul, M. (2020). Learning Attention-based embeddings for relation prediction in knowledge graphs. *ACL 2019 - 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, Proceedings of the Conference*, 4710–4723. <https://doi.org/10.18653/v1/p19-1466>
- Nayoga, B. P., Adipradana, R., Suryadi, R., & Suhartono, D. (2021). Hoax analyzer for Indonesian news using deep learning models. *Procedia Computer Science*, 179(2020), 704–712. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.01.059>

- Nguyen, H. D., Tran, K. P., Thomassey, S., & Hamad, M. (2021). Forecasting and anomaly detection approaches using LSTM and LSTM autoencoder techniques with the applications in supply chain management. *International Journal of Information Management*, 57(10), 102282. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102282>
- Onan, A. (2022). Bidirectional convolutional recurrent neural network architecture with group-wise enhancement mechanism for text sentiment classification. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 34(5), 2098–2117. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2022.02.025>
- Phukan, R., Goutom, P. J., & Baruah, N. (2024). Assamese fake news detection: A comprehensive exploration of LSTM and Bi-LSTM techniques. *Procedia Computer Science*, 235, 2167–2177. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.04.205>
- Pilehvar, M. T., & Camacho-Collados, J. (2020). Embeddings in natural language processing: theory and advances in vector representations of meaning. *Synthesis Lectures on Human Language Technologies*, 13(4), 1–175. <https://doi.org/10.2200/S01057ED1V01Y202009HLT047>
- Rachmawati, O. C. R., & Darmawan, Z. M. E. (2024). The comparison of deep learning models for Indonesian political hoax news detection. *CommIT Journal*, 18(2), 123–135. <https://doi.org/10.21512/commit.v18i2.10929>
- Rajput, G., Raut, G., Chandra, M., & Vishvakarma, S. K. (2021). VLSI implementation of transcendental function hyperbolic tangent for deep neural network accelerators. *Microprocessors and Microsystems*, 84(5), 1–2. <https://doi.org/10.1016/j.micpro.2021.104270>
- Ramadhani, A. H., Djauhari, H. Q., Lius, V., & Nugroho, A. (2024). Hybrid naive bayes TF-IDF algorithm and lexicon approach for sentiment analysis of reviews. *International Journal of Open Information Technologies*, 12(7), 23–31.
- Raza, S., & Ding, C. (2022). Fake news detection based on news content and social contexts: a transformer-based approach. *International Journal of Data Science and Analytics*, 13(4), 335–362. <https://doi.org/10.1007/s41060-021-00302-z>
- Reis, J. C. S., Correia, A., Murai, F., Veloso, A., Benevenuto, F., & Cambria, E. (2019). Supervised learning for fake news detection. *IEEE Intelligent Systems*, 34(2), 76–81. <https://doi.org/10.1109/MIS.2019.2899143>
- Rogers, A., Kovaleva, O., & Rumshisky, A. (2020). A primer in bertology: what we know about how BERT works. *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, 8, 842–866. https://doi.org/10.1162/tacl_a_00349

- Shunk, J. (2022). Neuron-specific dropout: a deterministic regularization technique to prevent neural networks from overfitting & reduce dependence on large training samples. *Computer Science: Machine Learning*, 1–19. <http://arxiv.org/abs/2201.06938>
- Solyman, A., Zappatore, M., Zhenyu, W., Mahmoud, Z., Alfatemi, A., Ibrahim, A. O., & Gabralla, L. A. (2023). Optimizing the impact of data augmentation for low-resource grammatical error correction. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 35(6), 101572. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2023.101572>
- Statista. (2024). News topics and false information worldwide 2024. Statista. <https://www.statista.com/statistics/1317019/false-information-topics-worldwide/>
- Tang, H., Kamei, S., & Morimoto, Y. (2023). Data augmentation methods for enhancing robustness in text classification tasks. *Algorithms*, 16(59), 1–21. <https://doi.org/10.3390/a16010059>
- Uddin, A. F. M. S., Monira, M. S., Shin, W., Chung, T. C., & Bae, S. H. (2021). Saliencymix: a saliency guided data augmentation strategy for better regularization. *ICLR 2021 - 9th International Conference on Learning Representations*, 1–12. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2006.01791>
- Vanita. (2024). An extant of natural language processing. *International Journal For Multidisciplinary Research*, 6(2), 62–69. <https://www.ijfmr.com/research-paper.php?id=18326>
- Wadawadagi, R., & Pagi, V. (2020). Sentiment analysis with deep neural networks: comparative study and performance assessment. *Artificial Intelligence Review*, 53(8), 6155–6195. <https://doi.org/10.1007/s10462-020-09845-2>
- Wani, A., Joshi, I., Khandve, S., Wagh, V., & Joshi, R. (2021). Evaluating deep learning approaches for Covid19 fake news detection. *Communications in Computer and Information Science*, 1402 CCIS, 153–163. https://doi.org/10.1007/978-3-030-73696-5_15
- Xie, Q., Dai, Z., Hovy, E., Luong, M. T., & Le, Q. V. (2020). Unsupervised data augmentation for consistency training. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 1–13. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1904.12848>
- Xiong, R., Yang, Y., He, D., Zheng, K., Zheng, S., Xing, C., Zhang, H., Lan, Y., Wang, L., & Liu, T. Y. (2020). On layer normalization in the transformer architecture. *37th International Conference on Machine Learning, ICML 2020, Part F16814*, 10455–10464. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2002.04745>
- Yefferson, D. Y., Lawijaya, V., & Girsang, A. S. (2024). Hybrid model: IndoBERT

and Long Short-term Memory for detecting Indonesian hoax news. *IAES International Journal of Artificial Intelligence*, 13(2), 1911–1922. <https://doi.org/10.11591/ijai.v13.i2.pp1913-1924>

Yesugade, T., Kokate, S., Patil, S., Varma, R., & Pawar, S. (2021). Fake news detection using LSTM. *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*, 8(4), 2500–2507. <https://doi.org/10.22214/ijraset.2021.39582>

Yin, X., Liu, Q., Huang, X., & Pan, Y. (2021). Real-time prediction of rockburst intensity using an integrated CNN-Adam-BO algorithm based on microseismic data and its engineering application. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 117(8), 104133. <https://doi.org/10.1016/j.tust.2021.104133>

Zhang, J., Kong, X., Li, X., Hu, Z., Cheng, L., & Yu, M. (2022). Fault diagnosis of bearings based on deep separable convolutional neural network and spatial dropout. *Chinese Journal of Aeronautics*, 35(10), 301–312. <https://doi.org/10.1016/j.cja.2022.03.007>

Zhang, X., & Ghorbani, A. A. (2020). An overview of online fake news: Characterization, detection, and discussion. *Information Processing and Management*, 57(2), 102025. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2019.03.004>

Zhou, X., Jain, A., Phoha, V. V., & Zafarani, R. (2020). Fake news early detection: a theory-driven model. *Digital Threats: Research and Practice*, 1(2), 1–25. <https://doi.org/10.1145/3377478>