

## ANALISIS SENTIMEN BERBAHASA INGGRIS DENGAN METODE LSTM STUDI KASUS BERITA ONLINE PARIWISATA BALI

Ngakan Made Krisna Sedana<sup>\*1</sup>, I Nyoman Saputra Wijaya<sup>2</sup>, I Ketut Resika Artana<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Universitas Pendidikan Ganesha, Singaraja

Email: <sup>1</sup>ngakan.krisna@undiksha.ac.id, <sup>2</sup>wahyu.wijaya@undiksha.ac.id, <sup>3</sup>resika@undiksha.ac.id

<sup>\*</sup>Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 26 Februari 2024, diterima untuk diterbitkan: 22 November 2024)

### Abstrak

Semakin berkembangnya pariwisata di Bali, persepsi terhadap berita yang beredar tentang pariwisata menjadi faktor penting yang memengaruhi citra destinasi wisata tersebut. Namun, analisis sentimen terhadap berita pariwisata berbahasa Inggris seringkali menghadapi tantangan, terutama karena kompleksitas bahasa dan ketidakseimbangan data sentimen. Penelitian ini bertujuan untuk memperdalam pemahaman mengenai tren dan isu terkini yang berhubungan tentang industri pariwisata Bali melalui analisis sentimen berdasarkan konten berita. Fokus utama penelitian adalah pada berita pariwisata Bali yang diunggah dalam portal media online internasional, khususnya dari Australia dan Inggris. Analisis sentimen dilakukan menggunakan model machine learning LSTM (Long-Term Memory), dengan data berita yang telah diberi label sentimen oleh pakar sesuai dengan isi berita. Pembagian dataset optimal adalah 90% untuk data pelatihan dan 10% untuk data pengujian. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model LSTM berhasil mencapai tingkat akurasi sebesar 81,36%. Selanjutnya, untuk mengidentifikasi pola topik yang tersembunyi dan mengelompokkan berita dengan topik atau isu serupa, digunakan metode LDA (Latent Dirichlet Allocation). Penelitian ini mengungkap bahwa jumlah topik yang ideal bervariasi tergantung pada nilai kohesi yang diperoleh dari sentimen data yang digunakan. Implikasi temuan ini dapat memberikan wawasan lebih dalam tentang persepsi dan respon terhadap berita pariwisata Bali, sekaligus menunjukkan potensi aplikasi model machine learning dan metode LDA dalam analisis tren industri pariwisata.

**Kata kunci:** Long Short-Term Memory, Analisis Sentimen, Latent Dirichlet Allocation, Klasifikasi, Berita

## ENGLISH SENTIMENT ANALYSIS USING THE LSTM METHOD CASE STUDY OF BALI TOURISM ONLINE NEWS

### Abstract

As tourism in Bali continues to grow, perceptions of news circulating about tourism have become an important factor influencing the image of the tourist destination. However, sentiment analysis of English-language tourism news often faces challenges, especially due to the complexity of the language and the imbalance of sentiment data. This research aims to deepen understanding of the latest trends and issues related to the Bali tourism industry through sentiment analysis based on news content. The main focus of the research is on Bali tourism news uploaded on international online media portals, especially from Australia and England. Sentiment analysis is carried out using the LSTM (Long-Term Memory) machine learning model, with news data that has been labeled with sentiment by experts according to the content of the news. The optimal dataset division is 90% for training data and 10% for testing data. The research results show that the LSTM model succeeded in achieving an accuracy level of 81.36%. Furthermore, to identify hidden topic patterns and group news with similar topics or issues, the LDA (Latent Dirichlet Allocation) method is used. This research reveals that the ideal number of topics varies depending on the cohesion value obtained from the sentiment data used. The implications of these findings can provide deeper insight into perceptions and responses to Bali tourism news, as well as showing the potential application of machine learning models and LDA methods in analyzing tourism industry trends.

**Keywords:** Long Short-Term Memory, Sentiment Analysis, Latent Dirichlet Allocation, Classification, News

### 1. PENDAHULUAN

Bali yang merupakan ikon pariwisata Indonesia bahkan dijadikan barometer pengembangan

pariwisata nasional telah banyak dikunjungi wisatawan nusantara dan mancanegara, sehingga epopuleran Bali ini mampu mendongkrak kunjungan wisatawan baik domestik maupun mancanegara.

Pulau Bali menarik lebih dari 3 juta pengunjung internasional setiap tahunnya. Cara Bali memanfaatkan aset budayanya sebagai daya tarik wisata tidak hanya membantu mempertahankan arus pengunjung ke pulau tersebut, namun juga memainkan peran penting dalam memupuk kehidupan dinamis dan kreativitas budaya pulau tersebut, sehingga menciptakan hubungan mutualistik antara budaya dan pariwisata. Meskipun pada tahun 2020 sampai tahun 2021 pariwisata Bali mengalami penurunan jumlah wisatawan, tetapi tahun berikutnya selalu menunjukkan kenaikan. Bangkitnya sektor pariwisata di Bali dimulai sejak pandemi COVID-19. The Nusa Dua menjadi tuan rumah dengan sukses untuk event G20 dan beberapa side event G20 dari akhir Agustus hingga awal September tahun 2022, yang tentu saja salah satu tujuannya yaitu untuk mempromosikan pariwisata Bali kembali pasca COVID-19. Namun, peningkatan jumlah kunjungan bukan berarti selalu berdampak positif, tetapi juga berdampak sebaliknya atau negatif seperti bekerja secara ilegal, melanggar lalu lintas, maupun pencurian. Sehingga dengan sederet kejadian tersebut dapat mempengaruhi citra destinasi di Bali.

Penilaian analisis sentimen digunakan untuk mengumpulkan, meninjau dan mengevaluasi sudut pandang tentang pariwisata di Bali yang terdapat dalam suatu berita (Muhammad, Kusumaningrum, and Wibowo 2021a). Evaluasi yang dapat dilakukan melibatkan analisis sentimen untuk mendapatkan wawasan mengenai pandangan masyarakat terhadap pariwisata Bali melalui liputan berita, sehingga dapat diidentifikasi aspek-aspek yang perlu diperbaiki dan dievaluasi. Pentingnya hal ini terletak pada dampak signifikan terhadap citra destinasi tersebut. (Khasanah et al. 2022). Penelitian sebelumnya telah dilakukan dalam bidang analisis sentimen, termasuk analisis sentimen terhadap review hotel Indonesia dengan Word2vec dan LSTM dimana hasil penelitian tersebut memperoleh akurasi terbaik yaitu 85,96% dengan dropout value 0,2, dan learning rate 0,001 (Muhammad, Kusumaningrum, and Wibowo 2021b). LSTM pernah dibandingkan dengan SVM, dan NB dalam kasus sentimen analisis Covid-19 di Nepal dengan data twitter, dimana hasil dari penelitian tersebut menunjukkan akurasi terbaik yang didapat yaitu 79% dengan model LSTM, sedangkan untuk model SVM 56,9%, dan untuk model NB 77,5% (Tripathi 2021a). Penentuan topik suatu berita menggunakan LDA dengan data judul berita, dan menghasilkan tiga topik yang memiliki akurasi 67% dan relevan dengan dokumen (Sely Karmila 2022a). Berdasarkan beberapa penelitian sebelumnya, penelitian ini khusus membahas tentang sentiment analysis dengan berita terkait Bali tourism sebagai tag portal berita luar negeri. Pemanfaatan LDA dalam penentuan topik juga digunakan dalam penentuan topik judul berita detikcom dengan terbentuknya 3 topik dan nilai coherence score sebesar 0,7586 (Matira, Junaidi, and Setiawan 2023). Pemanfaatan

LSTM dalam mengolah data teks yaitu dalam penelian menggunakan data twitter tentang citayem fashion week dengan hasil akurasi yang baik yaitu 88% (Farsiah, Misbullah, and Husaini 2022). LDA juga digunakan sebagai pemodelan topik untuk ulasan aplikasi peduli lindungi dengan menghasilkan coherence score 0.3963 untuk jumlah topik sebanyak 5 (Pardede and Waskita 2023). Selain itu, LDA juga digunakan dalam analisis judul berita dalam pemberitaan PSBB pertama dengan data dari beberapa portal berita online Indonesia, dengan hasil yang dapat dikelompokkan menjadi 4 kategori utama pemberitaan: seputar Ramadhan dan kegiatan belajar di rumah, penanganan dampak pandemi, perkembangan kasus Covid-19 (Wahyudin 2020). Klasifikasi News text juga memanfaatkan LSTM dalam analisisnya dengan dataset dari kagle "news aggregator data" dengan hasil percobaan LSTM dari 10 epoch diperoleh nilai akurasi sebesar 93,15% pada klasifikasi teks menjadi empat kategori yaitu hiburan, bisnis, sains, dan kesehatan (Triyadi, Prasetyo, and Nikmah 2023).

Tujuan penelitian ini adalah untuk mengembangkan sentiment analysis yang memanfaatkan metode Long Short-Term Memory dan juga topic modeling memanfaatkan Latent Dirichlet Allocation pada isi berita terkait pariwisata Bali. Perbedaan antara penelitian ini dengan penelitian sebelumnya adalah dari segi dataset, dengan menggunakan isi berita sebagai dataset karena isi berita akan mewakili keseluruhan maksud dan tujuan dari berita dibandingkan dengan judulnya yang memiliki kemungkinan mengandung unsur cickbait sebagai penarik minat pembaca. Kebaruan penelitian ini adalah yaitu penggunaan isi berita dalam analisis sentiment, karena seperti yang sebelumnya dijelaskan bahwa sampai saat ini masih menggunakan judul berita sebagai dataset penelitian. Tujuan utama adalah untuk mengetahui performa dari model yang akan digunakan dalam proses klasifikasi.

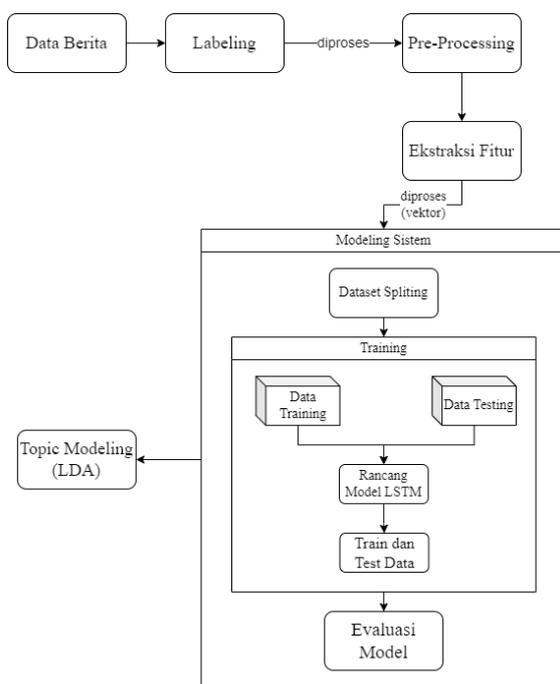
Metode Long Short-Term Memory (LSTM) telah banyak digunakan dalam analisis sentimen teks karena kemampuannya dalam menangani urutan data dan menangkap konteks temporal dalam teks. Beberapa penelitian sebelumnya, seperti yang dilakukan oleh (Tripathi 2021b), telah menunjukkan bahwa LSTM memiliki performa yang unggul dibandingkan dengan metode tradisional seperti Support Vector Machine (SVM) atau Naive Bayes dalam klasifikasi sentimen. Namun, penelitian-penelitian tersebut umumnya berfokus pada teks Twitter atau struktur kalimat dan tata bahasanya berbeda dari berita dari portal berita.

Meskipun LSTM menunjukkan potensi besar dalam analisis sentimen, terdapat gap dalam penelitian terkait penerapannya pada berita online pariwisata, khususnya yang berkaitan dengan pariwisata Bali. Novelty dari penelitian ini adalah penerapan metode LSTM untuk analisis sentimen berita online pariwisata Bali dengan isi berita portal

berita online, dengan fokus pada peningkatan akurasi model pada kelas. Pendekatan ini belum banyak dibahas dalam literatur sebelumnya, sehingga memberikan kontribusi baru dalam domain analisis sentimen pariwisata. Dan juga bertujuan agar mengetahui metode yang baik digunakan dalam proses penelitian (J. and U. 2022). Sehingga penelitian ini memiliki kontribusi dalam memahami bagaimana LSTM dapat diterapkan dalam analisis sentimen berita pariwisata dan pengolahan data serta analisisnya, seperti yang diketahui, dalam bidang komputer penelitian ini dapat menjadi pembantu dalam menganalisis bagaimana sentiment terhadap berita pada portal berita internasional.

## 2. METODE PENELITIAN

Terdapat beberapa tahapan dalam proses pembuatan model klasifikasi LSTM (Long Short-Term Memory) yaitu mulai dari pembuatan dataset, preprocessing data, ekstraksi fitur sampai dengan pembuatan model, pelatihan model, pengujian model, dan bagian terakhir juga terdapat tahap topic modeling menggunakan LDA (Latent Dirichlet Allocation) seperti bagan berikut.



Gambar 1. Diagram Rancangan Metode Penelitian

### 2.1. Pembuatan Dataset

Dataset dibuat dengan mengumpulkan data teks dari portal berita dengan menggunakan metode web scraping. Website yang digunakan juga dipastikan URL nya dapat diakses dan diizinkan untuk diambil isi berita untuk dijadikan dataset. Data yang diambil berkaitan dengan tag bali tourism pada beberapa website yang berasal dari Australia dan Inggris, karena seperti yang diketahui, dua negara tersebut

merupakan penyumbang wisatawan asing terbesar ke bali seperti Dailymail, Metro, ABC News, serta beberapa media lainnya. Setelah berhasil, data akan dibeli label oleh annotator atau pakar yang merupakan seorang Guru yang ahli dibidang Bahasa Inggris. Pelabelan tersebut dipecah dalam tiga kelas sentimen, diantaranya sentimen negative, positif, dan netral.

### 2.2. Pre-Processing Data

Pada tahap ini, data akan diubah menjadi data yang siap diolah, karena pada proses modeling, data yang akan digunakan sudah terstruktur. Tahap yang akan dilakukan yaitu membersihkan data dari noise (cleaning), menyamaratakan semua huruf menjadi lowercase (case folding), menghapuskan kata-kata dalam list yang tidak memiliki arti (stopwords), dan merubah semua kata menjadi bentuk dasarnya (stemming) (Khairunnisa, Adiwijaya, and Faraby 2021).

### 2.3. Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur merupakan proses mengubah setiap kata dalam dataset dari data berbentuk teks menjadi data berbentuk vector (Efrizoni et al. 2022). Tahap pertama yang dilakukan yaitu proses tokenisasi, proses ini berfungsi untuk memberikan token dalam bentuk angka pada setiap kata pada dataset, sehingga pada saat pemodelan nanti angka tersebut yang akan mewakili setiap kata dalam dokumen. Setelah tahap tokenisasi, tahap selanjutnya yaitu padding, data dalam dokumen yang telah diwakili oleh angka tersebut akan digunakan dalam proses padding, dimana padding berfungsi untuk menyamakan dimensi atau ukuran panjang setiap data.

### 2.4. Klasifikasi LSTM

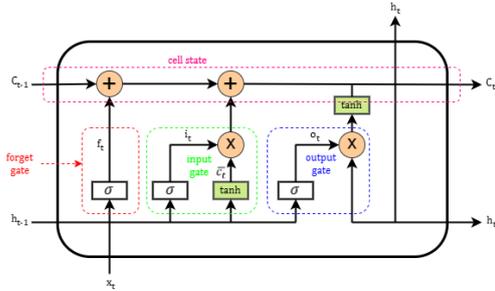
Klasifikasi menggunakan Long Short-Term Memory dapat dijelaskan sebagai metode yang efektif dalam mengolah data klasifikasi serta time series. Setiap unit LSTM dilengkapi dengan sel memori yang bisa mengolah informasi dalam jangka waktu yang cukup panjang. Secara operasional, LSTM memanfaatkan tiga pintu (gates) khusus, yakni input gate, output gate, dan forget gate. Untuk ketiga gate tersebut dapat dijelaskan secara rumus melalui persamaan 1, 2, dan 3 (Tripathi 2021c).

$$f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (1)$$

$$i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2)$$

$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (3)$$

Berdasarkan persamaan diatas, “ $f_t$ ”, “ $i_t$ ”, dan “ $o_t$ ” mewakili fungsi dari forget, input, dan output gate. Sementara “ $\sigma$ ” memiliki arti sigmoid, “ $W_f$ ”, “ $W_i$ ”, dan “ $W_o$ ” memiliki arti weight atau bobot dari masing-masing gate, “ $b_f$ ”, “ $b_i$ ”, dan “ $b_o$ ” mewakili fungsi bias dari masing masing gate. Terakhir, “ $h_{t-1}, x_t$ ” mewakili fungsi dari hidden state timestamp sebelumnya dan input sekarang.



Gambar 2. Arsitektur LSTM

Berdasarkan Gambar 2, “ $C_{t-1}$ ”, dan “ $C_t$ ” mewakili fungsi cell state timestamp sebelumnya dan cell state timestamp sekarang, lalu untuk “ $h_t$ ” mewakili hidden state timestamp sekarang, dan “ $h_{t-1}$ ” mewakili fungsi hidden state timestamp sebelumnya, sedangkan yang terakhir “ $C$ ” mewakili input pada input gate. Rumus matematika untuk proses pada bagian output dan input cell state dilakukan pada persamaan 4, 5, dan 6.

$$\bar{c}_t = \tanh(W_c[h_{t-1}, x_t] + b_c) \tag{4}$$

$$c_t = f_t * c_{t-1} + i_t * \bar{c}_t \tag{5}$$

$$h_t = o_t * \tanh(c_t) \tag{6}$$

Pada forget gate, setiap informasi dari data yang dimasukkan akan diproses untuk menentukan data mana yang akan dipertahankan atau dihilangkan di dalam sel memori. Forget gate menggunakan fungsi aktivasi sigmoid, yang menghasilkan output antara 0 dan 1. Jika outputnya 1, semua data akan tetap disimpan, sedangkan jika outputnya 0, semua data akan dihapus. Dengan demikian, forget gate berperan penting dalam keputusan untuk mempertahankan atau menghapus informasi dari sel memori sebelumnya (Kholifatullah and Prihanto 2023).

Di input gate, ada dua gerbang yang melibatkan pengolahan data input. Gerbang pertama menentukan nilai yang akan diperbarui dengan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid. Di gerbang kedua, fungsi aktivasi tanh digunakan untuk menghasilkan vektor nilai baru yang akan disimpan dalam sel memori. Proses ini bertujuan untuk memutuskan informasi baru yang akan dimasukkan ke dalam status sel (Puteri 2023).

Pada gate output, terdapat dua gates yang akan dijalankan. Pertama, akan ditentukan nilai dari bagian memory cell yang akan dioutputkan dengan

menggunakan fungsi aktivasi sigmoid. Selanjutnya, nilai tersebut akan ditempatkan pada memory cell menggunakan fungsi aktivasi tanh. Terakhir, kedua gates tersebut akan dikalikan untuk menghasilkan nilai output. Fungsi dari gate ini adalah untuk mengirimkan informasi ke cell state atau timestamp berikutnya (Nilsen 2022).

### 2.5. Evaluasi Model

Confusion Matrix adalah sebuah tabel yang digunakan dalam machine learning untuk mengevaluasi kinerja dari suatu model klasifikasi, yang dimana memungkinkan kita untuk mengevaluasi akurasi, presisi, recall, dan F1-Score dari algoritma tersebut.

Akurasi (Accuracy) diukur sebagai rasio yang diprediksi benar (positif atau negatif) dengan semua dataset. Rumus dalam menghitung akurasi bisa dilakukan pada persamaan 7.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \tag{7}$$

Precision dihitung sebagai rasio antara true positive (TP) dengan total hasil prediksi positif, baik itu benar positif (TP) maupun false positive (FP). Rumus dalam mengetahui precision bisa dilakukan di persamaan 8.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \tag{8}$$

Recall merupakan rasio berdasarkan jumlah yang diprediksi benar positif dan keseluruhan data yang benar positif. Rumus dalam menghitung recall bisa dilakukan dalam persamaan 9.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \tag{9}$$

F1-Score adalah nilai rerata tertimbang dari precision dan recall. Rumus dalam menghitung F1-Score bias dilakukan dalam persamaan 10.

$$F1\ Score = 2 \times \frac{precision \times recall}{precision + recall} \tag{10}$$

		Actual Values	
		Positive (1)	Negative (0)
Predicted Values	Positive (1)	TP	FP
	Negative (0)	FN	TN

Gambar 3. Coincidence Matrix

Berdasarkan persamaan diatas, TP (True Positive) merupakan prediksi dengan benar sebagai kasus positif. TN (True Negatif) merupakan prediksi dengan negative dan benar, FP (False Positif)

merupakan prediksi kasus positif ternyata negatif, dan FN (False Negatif) merupakan prediksi kasus negatif ternyata positif.

## 2.6. Topic Modeling

LDA merupakan suatu model yang digunakan untuk mengidentifikasi topik-topik yang tidak terlihat secara langsung dalam serangkaian dokumen. Pada dasarnya, LDA memerlukan informasi jumlah topik yang diinginkan dan jumlah kata yang mewakili setiap topik yang telah ditentukan sebagai masukan (ER 2021). Dalam pelaksanaannya, LDA mengamati dokumen dengan melibatkan pendekatan mundur sebagai usaha untuk menemukan serangkaian topik yang mungkin telah terkumpul. LDA mengenali topik berdasarkan rangkaian dokumen, kemudian menafsirkan setiap dokumen tersebut ke dalam kelompok subjek yang mencakup daftar topik yang telah ditentukan. Pada akhirnya, LDA menggambarkan dokumen dengan beragam topik yang dibuat berdasarkan probabilitas tertentu (Sely Karmila 2022b).

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1. Pembuatan Dataset

Seluruh data yang telah dikumpulkan dari proses scraping yaitu berjumlah 5145 data, selanjutnya data akan diberi label oleh pakar. Tabel 1 menunjukkan hasil data yang telah dikumpulkan beserta labelnya, Tabel 2 menunjukkan distribusi jumlah sentimen pada semua dataset, dan Gambar 4 menunjukkan persentase jumlah sentimen.

Tabel 1. Data Berita dengan Sentimen

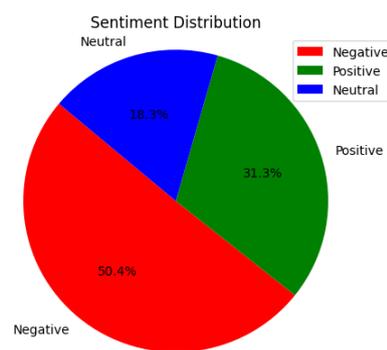
No	News	Sentiment
1	Since the onset of the pandemic, the Jungle Bar nightclub on the enchanting Gili Islands of Bali has remained devoid ...	Positif
2	Tourism professionals in Bali express concerns about the potential challenges that tourists may encounter ...	Netral
3	The Indonesian law enforcement deployed tear gas and water cannons to scatter a large group of students ...	Negatif

### 3.2. Pre-Processing

Setelah diberi label, data akan mulai diolah menjadi data yang lebih terstruktur melalui tahap cleaning, case folding, stopwords, dan stemming. Proses pertama yang dilakukan yaitu cleaning, dimana menghapus tanda baca pada karakter yang membuat data menjadi tidak terstruktur.

Tabel 2. Total Keseluruhan Kelas

Kelas	Jumlah
Negatif	2593
Positif	1609
Netral	943
<b>Total</b>	<b>5145</b>



Gambar 4. Persentase Distribusi Sentimen

Tabel 3. Cleaning Data

No	News	Hasil Cleaning
1	Since the onset of the pandemic, the Jungle Bar nightclub on the enchanting Gili Islands of Bali has remained devoid ...	Since the onset of the pandemic the Jungle Bar nightclub on the enchanting Gili Islands of Bali has remained devoid ...
2	Tourism professionals in Bali express concerns about the potential challenges that tourists may encounter ...	Tourism professionals in Bali express concerns about the potential challenges that tourists may encounter ...

Proses kedua yaitu case folding, dimana membuat semua data menjadi huruf kecil.

Tabel 4. Case Folding Data

No	News	Hasil Case Folding
1	Since the onset of the pandemic the Jungle Bar nightclub on the enchanting Gili Islands of Bali has remained devoid ...	since the onset of the pandemic the jungle bar nightclub on the enchanting gili islands of bali has remained devoid ...
2	Tourism professionals in Bali express concerns about the potential challenges that tourists may encounter ...	tourism professionals in bali express concerns about the potential challenges that tourists may encounter ...

Proses ketiga yaitu stopwords, dimana menghilangkan kata-kata yang tidak memiliki makna yang terdapat pada stoplist.

Tabel 5. Stopword Data

No	News	Hasil Stopwords
1	since the onset of the pandemic the jungle bar nightclub on the enchanting gili islands of bali has remained devoid ...	since onset pandemic jungle bar nightclub enchanting gili islands bali remained devoid ...
2	tourism professionals in bali express concerns about the potential challenges that tourists may encounter ...	tourism professionals bali express concerns potential challenges tourists may encounter ...

Proses terakhir yaitu stemming, dimana data akan diubah ke bentuk dasarnya dan menghapus afiks baik sufiks maupun prefiks.

Tabel 6. Stemming Data

No	News	Hasil Stemming
1	since onset pandemic	sinc onset pandem jungl
	jungle bar nightclub	bar nightclub enchant
	enchanted gili islands	gili island bali remain
	bali remained devoid ...	devoid ...
2	tourism professionals bali	tourism profession bali
	express concerns potential	express concern potenti
	challenges tourists may encounter ...	challeng tourist may encount ...

### 3.3. Ekstraksi Fitur

Setelah data melalui serangkaian dari preprocessing, selanjutnya adalah melakukan ekstraksi fitur dengan tokenisasi dan padding. Dalam pembuatan model LSTM, teks harus diubah menjadi angka agar dapat diproses oleh algoritma, karena model tidak dapat mengolah data dalam bentuk teks. Oleh karena itu, ekstraksi fitur menjadi penting, yang mencakup dua tahapan utama yaitu tokenisasi dan padding. Untuk melihat hasil dari serangkaian proses tokenisasi dan padding, masing-masing dapat dilihat pada Tabel 7 dan Tabel 8.

Tabel 7. Tokenisasi Data

News	Token
sinc onset pandem jungl	bali: 1, sinc: 2, onset: 3, pandem:
bar nightclub enchant gili	4, jungl: 5, bar: 6, nightclub: 7,
island bali remain devoid	enchant: 8, gili: 9, island: 10,
...	remain: 11, devoid: 12, tourism:
tourism profession bali	13, profession: 14, express: 15,
express concern potenti	concern: 16, potenti: 17,
challeng tourist may	challeng: 18, tourist: 19, may:
encount ...	20, encount: 21

Setelah proses tokenisasi, di mana setiap kata diubah dan diurutkan menjadi angka, data angka tersebut kemudian akan digabungkan berdasarkan urutan kata yang sebelumnya.

Tabel 8. Padding Data

News	Hasil Padding
sinc onset pandem jungl	
bar nightclub enchant gili	[3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 1, 11, 12]
island bali remain devoid	
...	
tourism profession bali	
express concern potenti	[0, 13, 14, 1, 15, 16, 17, 18, 19,
challeng tourist may	20, 21]
encount ...	

Padding berfungsi untuk menyamakan dimensi input dengan menambahkan 0 pada awal urutan yang lebih pendek. Sebagai contoh, jika batas input sequence adalah 11, maka panjang sequence tidak akan melebihi 11. Jika teks lebih panjang dari 11, hanya 11 kata terakhir dari setiap kalimat yang akan diambil.

### 3.4. Long Short-Term Memory

Setelah ekstraksi fitur, data siap diolah oleh model, namun sebelum itu dataset kemudian dipecah menjadi dua yaitu, data pelatihan (training) dan data pengujian (testing) dengan perbandingan 60% dan

40%, 70% dan 30%, 80% dan 20%, dan 90% dan 10%. Data pelatihan akan dimanfaatkan untuk melatih model yang dibuat dan data pengujian untuk menguji model setelah dilatih menggunakan data pelatihan sebelumnya.

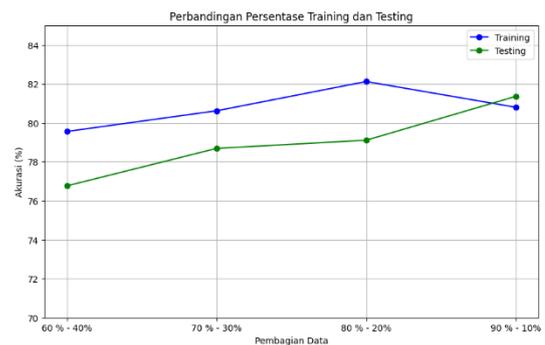
Tabel 9. Pembagian Data Train dan Test

Pembagian	Train	Test
60 % 40%	3087	2058
70 % 30%	3601	1544
80 % 20%	4116	1029
90 % 10%	4630	515

Tahap selanjutnya yaitu membuat model dan melakukan pelatihan dan pengujian menggunakan data yang telah dibagi pada tahap sebelumnya. Dari model tersebut, didapatkan hasil terbaik yang didapat model dengan akurasi training sebesar 80,80% dan akurasi testing sebesar 81,36%.

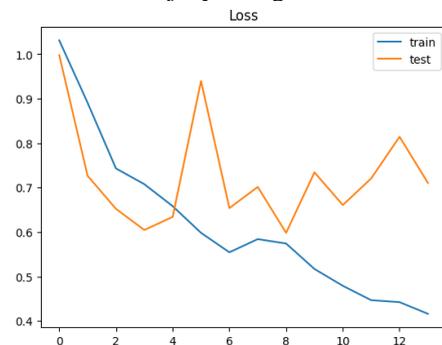
Tabel 10. Hasil Akurasi Model LSTM

Pembagian	Training	Testing
60 % 40%	79,56%	76,77%
70 % 30%	80,62%	78,69%
80 % 20%	82,12%	79,11%
90 % 10%	80,80%	81,36%



Gambar 5. Grafik Hasil Akurasi

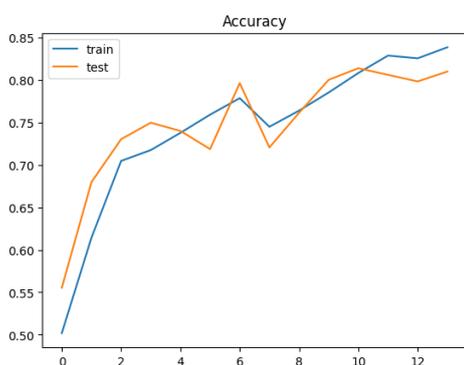
Maksud dari penggunaan data uji untuk mengevaluasi kerja model dibandingkan dengan menggunakan data latihan adalah karena neural network yang efektif pada akhirnya akan berusaha menyelaraskan kinerjanya dengan data latihan.



Gambar 6. Plot model Loss LSTM

Gambar 5 dan Gambar 6 memperlihatkan perbandingan hasil pengujian dari proses pelatihan dan pengujian data. Di sisi kiri grafik menunjukkan akurasi yang dicapai selama pelatihan dan pengujian

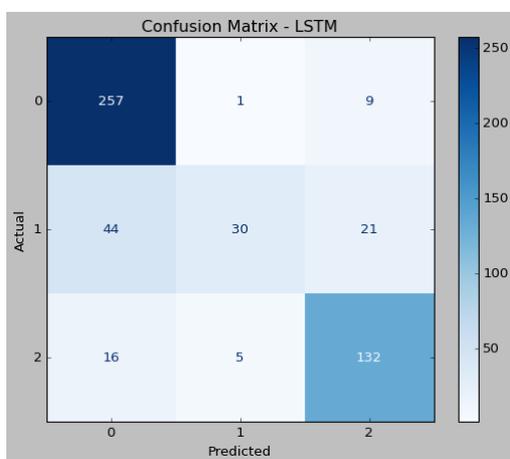
data, sedangkan di bagian bawah grafik menggambarkan jumlah epoch yang digunakan dalam proses pelatihan dan pengujian data.



Gambar 7. Plot model Akurasi LSTM

Secara keseluruhan, evaluasi kinerja model melibatkan tahap pelatihan dan pengujian. Selama proses pelatihan, akurasi model dapat meningkat, tetapi mencapai optimalitasnya. Meningkatkan akurasi lebih lanjut dapat menyebabkan overfitting, di mana model terlalu beradaptasi dengan data pelatihan dan tidak generalis pada data uji. Oleh karena itu, penggunaan data uji memberikan gambaran yang lebih akurat tentang kemampuan model untuk berkinerja pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Hal tersebut mungkin disebabkan oleh jumlah data yang tidak seimbang diantara masing – masing label dimana data dengan label negatif lebih dominan daripada yang lainnya.

Dari hal tersebut, maka disimpulkan bahwa model belum memiliki pengetahuan tentang pola label dengan jumlah data yang lebih sedikit dan menyebabkan model cenderung memprediksi secara tidak akurat pada data dengan kelas yang lebih sedikit. Hal lain yang mungkin menjadi penyebab adalah pola data antara label netral dan positif yang serupa sehingga tingkat kemampuan sentimen dan pola kata pada kalimat sentimen netral dan positif mungkin memiliki kesamaan.



Gambar 8. Confusion Matrix Model LSTM

### 3.5. Evaluasi Model

Berdasarkan hasil dari proses training dan dan testing data telah didapatkan bahwa akurasi terbaik mencapai 81,36%. Selanjutnya akan dilakukan evaluasi model yang bertujuan mengukur performansi dengan Confusion Matrix. Dalam prosesnya, model ini menghitung dengan menggunakan metrics accuracy, precision, recall, dan f1-score, nilai tersebut dapat dilihat pada Gambar 5.

Seterti yang bisa diperhatikan dari Gambar 8, ditunjukkan bahwa terdapat matriks 3x3 dengan masing-masing hasil dari yang actual dan predicted. Sehingga berdasarkan hasil yang diperoleh, dapat disimpulkan bahwa model cenderung membuat kesalahan dalam mengklasifikasikan label kelas, baik itu Positif, Netral, maupun Negatif. Kelas dengan kesalahan paling sedikit adalah Negatif, dengan 257 prediksi benar dan 10 prediksi salah. Sebaliknya, kelas dengan kesalahan terbanyak adalah Netral, dengan 30 prediksi benar dan 61 prediksi salah. Hal ini menunjukkan bahwa model belum mampu secara efektif membedakan pola-pola yang menentukan sentimen berita, terutama karena adanya kemiripan yang cukup signifikan di antara pola-pola tersebut.

Tujuan dari tahap ini yaitu mendapatkan nilai TP (True Positif), TN (True Negatif), FP (False Negatif), dan FN (False Negatif). Setelah mendapat nilai tersebut, maka selanjutnya akan menghitung nilai accuracy, precision, recall, dan f1-score unyuk model Long Short-Term Memory bisa diperhatikan dalam Tabel 11.

Tabel 11. Hasil Perhitungam Confusion Matrix

Precision	Recall	F1-Score	Accuracy
81,96%	71,37%	76,30%	81,36%

Perbedaan antara nilai F1-score dan akurasi mengindikasikan bahwa model tidak berkinerja baik pada semua kelas, terutama pada kelas minoritas (Netral). Jika model memprediksi mayoritas data (Negatif) ke kelas mayoritas, akurasi akan tetap tinggi. Namun, F1-score akan turun jika model gagal mengidentifikasi kelas minoritas secara efektif.

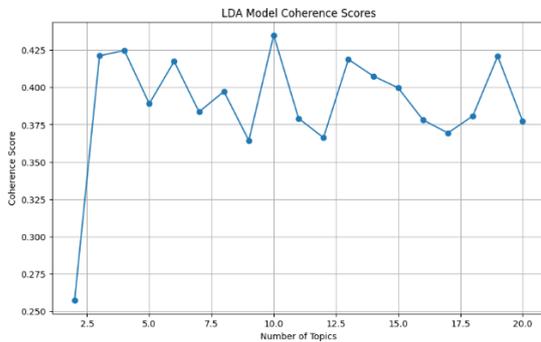
### 3.6. Topic Modeling LDA

Pemanfaatan LDA sebagai evaluasi sentimen berita pariwisata membantu untuk mendapatkan wawasan yang lebih mendalam terhadap tren dan permasalahan yang sedang berkembang di berbagai ruang lingkup pariwisata Bali. Kemampuan untuk mengidentifikasi berbagai topik yang tidak dapat ditemukan dalam sejumlah dokumen menjadi mungkin, memungkinkan pengelompokan dokumen yang berhubungan dengan isu atau topik yang memiliki kemiripan. Dalam proses pengembangan model LDA, digunakanlah fungsi LdaModel.

Pada tahap ini, data setelah modeling selanjutnya akan digunakan dalam topic modeling dengan metode Latent Dirichlet Allocation. Untuk

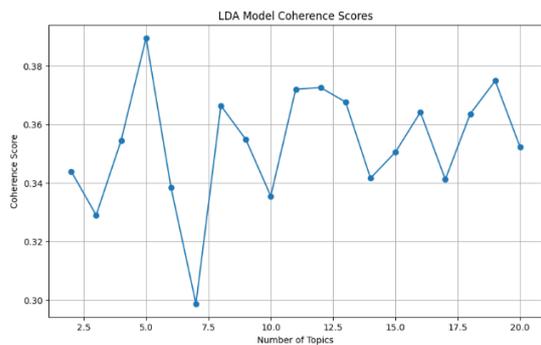
setiap sentimen akan memiliki jumlah topik yang berbeda-beda, karena dari setiap sentimen tersebut akan dihitung nilai coherence yang menentukan jumlah model yang ideal. Perbedaan jumlah tersebut diakibatkan oleh jumlah nilai yang didapatkan ketika kita menghitung coherence score berbeda-beda antar sentiment.

Penggunaan nilai coherence merupakan salah satu cara dalam topic modeling Latent Dirichlet Allocation dalam penentuan jumlah topik, karena nilai coherence dievaluasi dengan mengukur seberapa baik kata-kata yang dihasilkan oleh model untuk suatu topik saling terkait dalam dokumen. Nilai coherence yang lebih tinggi tidak selalu menunjukkan kualitas topik tersebut, karena jika pada nilai coherence yang tinggi tapi tidak stabil, maka akan terjadi overfit atau underfit (Tijare and Rani 2020).



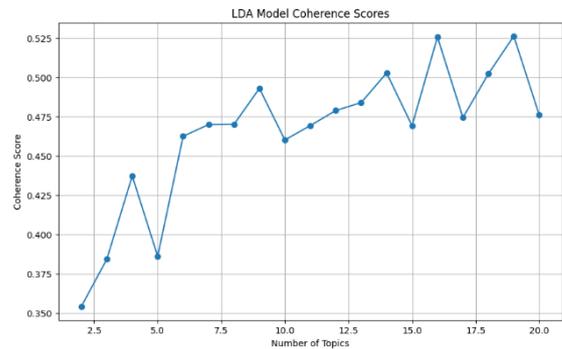
Gambar 9. Grafik Coherence Score Sentimen Positif

Berdasarkan ilustrasi pada Gambar 9, agar dapat menentukan jumlah topik yang ideal, perhitungan skor koherensi dilakukan dengan memvariasikan jumlah topik. Grafik yang ditampilkan mengindikasikan bahwa skor koherensi mengalami peningkatan ketika jumlah topik melebihi angka 3. Dapat dilihat bahwa terjadi peningkatan pada skor coherence ketika jumlah topik berada di antara 3 dan 4. Namun, skor coherence menurun ketika jumlah topik mencapai 4 atau lebih, menunjukkan bahwa model cenderung mengalami underfitting atau overfitting terhadap data. Oleh karena itu, grafik tersebut mencerminkan jumlah topik yang ideal sebanyak 4.



Gambar 10. Grafik Coherence Score Sentimen Netral

Berdasarkan ilustrasi pada Gambar 10, agar dapat menentukan jumlah topik yang ideal, perhitungan skor koherensi dilakukan dengan memvariasikan jumlah topik. Grafik yang ditampilkan mengindikasikan bahwa skor koherensi mengalami peningkatan ketika jumlah topik melebihi angka 3. Dapat dilihat bahwa terjadi peningkatan pada skor coherence ketika jumlah topik berada di antara 3 dan 5. Namun, skor coherence menurun ketika jumlah topik mencapai 5 atau lebih, menunjukkan bahwa model cenderung mengalami underfitting atau overfitting terhadap data. Oleh karena itu, grafik tersebut mencerminkan jumlah topik yang ideal sebanyak 5.



Gambar 11. Grafik Coherence Score Sentimen Negatif

Berdasarkan ilustrasi pada Gambar 11, agar dapat menentukan jumlah topik yang ideal, perhitungan skor koherensi dilakukan dengan memvariasikan jumlah topik. Grafik yang ditampilkan mengindikasikan bahwa skor koherensi mengalami peningkatan ketika jumlah topik melebihi angka 6. Dapat dilihat bahwa terjadi peningkatan pada skor coherence ketika jumlah topik berada di angka 6 sampai 8. Namun, coherence menurun ketika mencapai 8 atau lebih, menunjukkan bahwa model cenderung mengalami underfitting atau overfitting terhadap data. Oleh karena itu, grafik tersebut mencerminkan jumlah topik yang ideal sebanyak 7.

Setelah menentukan jumlah topik yang ideal untuk masing-masing sentiment, selanjutnya akan ditampilkan distribusi kata untuk setiap topik, bisa diperhatikan pada Tabel 12, Tabel 13, dan Tabel 14.

Tabel 12. Keseluruhan Kata Topik Sentimen Positif

No	Distribusi Kata
1	Share, bali, show, Instagram, snap, photo, look, pair, caption, star
2	Bali, travel, tourist, island, year, tourism, also, beach, countri, flight
3	Bali, tan, natur, one, use, product, also, world, best, skin
4	Famili, bali, time, one, get, year, day, love, work, like,

Tabel 13. Keseluruhan Kata Topik Sentimen Netral

No	Distribusi Kata
1	Goey, bali, presid, de, club, summit, trump, Russia, meet, report
2	People, bali, go, minist, two, year, also, meet, would, travel

No	Distribusi Kata
3	Flight, bali, tourist, travel, intern, island, airport, would, tourism, country
4	Tourist, bali, also, plastic, island, country, year, last, world, get
5	Year, bali, famili, told, day, go, back, time, tourist, one

Tabel 14. Keseluruhan Kata Topik Sentimen Negatif

No	Distribusi Kata
1	Attack, bomb, kill, bali, polic, people, include, year, terrorist, patek
2	Prison, bali, law, execut, tourist, year, death, would, chan, drug
3	Taylor, connor, sudarsa, polic, bali, office, beach, found, told, ms
4	Diseas, mack, Schaefer, bali, would, mother, suitcase, year, kill, murder
5	Bali, polic, man, drug, found, arrest, told, year, sentence, face
6	Famili, bali, get, told, day, friend, go, back, travel, one
7	Flight, bali, travel, people, tourist, island, airport, erupt, ash, volcano

Hasil evaluasi kinerja model dalam menemukan topik menggunakan LDA menunjukkan prestasi memuaskan. Meski begitu, perlu diperhatikan bahwa relasi antar topik yang dikelompokkan dalam proses LDA memiliki perbedaan dibandingkan makna kalimat yang sebenarnya, termasuk sentimen positive, netral, dan negative. Oleh karena itu, kemungkinan terdapat kata-kata yang dapat salah dikategorikan ke dalam sentimen positif, padahal seharusnya termasuk dalam sentimen netral, atau sebaliknya. Perbedaan ini muncul karena metode pelabelan yang berbeda antara pakar dan model. Sebelumnya disebutkan bahwa penelitian ini menggunakan label yang diberikan oleh pakar dengan mencermati keseluruhan konten berita untuk menentukan sentimen positif, netral, atau negatif. Sebaliknya, model melakukan pelabelan dengan menilai makna setiap kata secara individual sebagai sentimen positif, netral, atau negatif.

Dalam penelitian ini, analisis sentimen menunjukkan bahwa sentimen yang dominan adalah negatif, yang mengindikasikan bahwa berita pariwisata Bali di Australia dan Inggris cenderung memiliki kesan negatif. Sehingga pemodelan topik LDA digunakan untuk mengidentifikasi topik atau kata kunci yang sering muncul dalam berita dengan sentimen negatif di kedua negara tersebut. Tabel 14 memperlihatkan kata kunci yang sering muncul dalam setiap topik, seperti bomb, kill, terrorist, execut, death, drug, diseas, murder, dan erupt. Berdasarkan kata kunci tersebut, berikut adalah rekomendasi dan evaluasi untuk meningkatkan citra wisata Bali:

1. Pemerintah dan pihak terkait perlu meningkatkan pemantauan serta penegakan hukum terhadap tindakan kriminal seperti pembunuhan dan terorisme di Bali.
2. Pemerintah dan pihak terkait harus memperkuat pengawasan dan penegakan hukum terkait kasus narkoba serta dampak penyakit yang ditimbulkannya di Bali.

3. Untuk meningkatkan daya tarik Bali dalam sektor pariwisata, penting untuk terus memperkuat upaya pemantauan aktivitas gunung berapi dan penerbangan di Bali guna memperbaiki citra Bali sebagai destinasi wisata utama.

#### 4. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini memiliki kontribusi dalam memahami bagaimana LSTM dapat diterapkan dalam analisis sentimen berita pariwisata dan pengolahan data serta analisisnya, seperti yang diketahui, dalam bidang komputer penelitian ini dapat menjadi pembantu dalam menganalisa bagaimana sentiment terhadap berita pada portal berita online internasional. Berdasarkan penelitian yang dilakukan bahwa model Long Short-Term Memory menghasilkan performa terbaik yaitu dengan nilai accuracy 81,36%, precision 81,96%, recall 71,37%, dan f1-score 76,30%. Hal ini menunjukkan bahwa efektifitas model Long Short-Term Memory dalam analisis sentimen terhadap berita pariwisata Bali lumayan baik. Adapun saran untuk penelitian selanjutnya dalam upaya membuat hasil menjadi lebih baik adalah dilakukan modifikasi terhadap layer pada model untuk meningkatkan performa model yang telah diimplementasikan pada LSTM dan agar dataset dapat menjadiimbang atau balance pada kelas tertentu.

#### DAFTAR PUSTAKA

- EFRIZONI, LUSIANA, SARJON DEFIT, MUHAMMAD TAJUDDIN, AND ANTHONY ANGGRAWAN. 2022. "Komparasi Ekstraksi Fitur Dalam Klasifikasi Teks Multilabel Menggunakan Algoritma Machine Learning." *MATRIK: Jurnal Manajemen, Teknik Informatika Dan Rekayasa Komputer* 21(3):653–66. doi: 10.30812/matrik.v21i3.1851.
- ER, NGURAH AGUS SANJAYA. 2021. "Implementasi Latent Dirichlet Allocation (LDA) Untuk Klasterisasi Cerita Berbahasa Bali." *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer* 8(1):127–34. doi: 10.25126/jtiik.202183556.
- FARSIAH, LAINA, ALIM MISBULLAH, AND HUSAINI HUSAINI. 2022. "Analisis Sentimen Menggunakan Arsitektur Long Short-Term Memory (Lstm) Terhadap Fenomena Citayam Fashion Week." *Cyberspace: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi* 6(2):86. doi: 10.22373/cj.v6i2.14687.
- J., SANGEETHA, AND DR. KUMARAN U. 2022. "Comparison of Sentiment Analysis on Online Product Reviews Using Optimised RNN-LSTM with Support Vector Machine." *Webology* 19(1):3883–98. doi: 10.14704/web/v19i1/web19256.

- KHAIRUNNISA, SYIFA, ADIWIJAYA ADIWIJAYA, AND SAID AL FARABY. 2021. "Pengaruh Text Preprocessing Terhadap Analisis Sentimen Komentar Masyarakat Pada Media Sosial Twitter (Studi Kasus Pandemi COVID-19)." *Jurnal Media Informatika Budidarma* 5(2):406. doi: 10.30865/mib.v5i2.2835.
- KHASANAH, SITI ROHMATUL, KETUT GEDE, DARMA PUTRA, I. PUTU, AND ARYA DHARMADI. 2022. "Analisis Sentimen Berita Universitas Udayana Menggunakan Metode Full Text Search (Natural Language) Dan Rule Based Method." *JITTER-Jurnal Ilmiah Teknologi Dan Komputer* 3(1).
- KHOLIFATULLAH, BAGUS ARIEF HAMDI, AND AGUS PRIHANTO. 2023. "Penerapan Metode Long Short Term Memory Untuk Klasifikasi Pada Hate Speech." *Journal of Informatics and Computer Science (JINACS)* 04:292–97. doi: 10.26740/jinacs.v4n03.p292-297.
- MATIRA, YAYANG, JUNAIDI, AND IMAN SETIAWAN. 2023. "Pemodelan Topik Pada Judul Berita Online Detikcom Menggunakan Latent Dirichlet Allocation." *Estimasi: Journal of Statistics and Its Application* 4(1):2721–379. doi: 10.20956/ejsa.vi.24843.
- MUHAMMAD, PUTRA FISSABIL, RETNO KUSUMANINGRUM, AND ADI WIBOWO. 2021. "Sentiment Analysis Using Word2vec and Long Short-Term Memory (LSTM) for Indonesian Hotel Reviews." *Procedia Computer Science* 179(2020):728–35. doi: 10.1016/j.procs.2021.01.061.
- NILSEN, ANDREW. 2022. "Perbandingan Model RNN, Model LSTM, Dan Model GRU Dalam Memprediksi Harga Saham-Saham LQ45." *Jurnal Statistika Dan Aplikasinya* 6(1):137–47. doi: 10.21009/jsa.06113.
- PARDEDE, D. L. CRISPINA, AND MUHAMMAD ANDRIAS INDRA WASKITA. 2023. "Analisis Pemodelan Topik Untuk Ulasan Tentang Peduli Lindungi." *Jurnal Ilmiah Informatika Komputer* 28(1):17–26. doi: 10.35760/ik.2023.v28i1.7925.
- PUTERI, DIAN ISLAMIATY. 2023. "Implementasi Long Short Term Memory (LSTM) Dan Bidirectional Long Short Term Memory (BiLSTM) Dalam Prediksi Harga Saham Syariah." *Euler: Jurnal Ilmiah Matematika, Sains Dan Teknologi* 11(1):35–43. doi: 10.34312/euler.v11i1.19791.
- SELY KARMILA, VISDA INTAN ARDIANTI. 2022. "Metode Latent Dirichlet Allocation Untuk Menentukan Topik Teks Suatu Berita." 16(April):36–44.
- TIJARE, POONAM, AND P. JHANSI RANI. 2020. "Exploring Popular Topic Models." *Journal of Physics: Conference Series* 1706(1). doi: 10.1088/1742-6596/1706/1/012171.
- TRIPATHI, MILAN. 2021. "Sentiment Analysis of Nepali COVID19 Tweets Using NB, SVM AND LSTM." *Journal of Artificial Intelligence and Capsule Networks* 3(3):151–68. doi: 10.36548/jaicn.2021.3.001.
- TRİYADI, INDRA, BUDI PRASETIYO, AND TIARA LAILATUL NIKMAH. 2023. "News Text Classification Using Long-Term Short Memory (LSTM) Algorithm." *Journal of Soft Computing Exploration* 4(2):79–86. doi: 10.52465/josce.v4i2.136.
- WAHYUDIN. 2020. "Aplikasi Topic Modeling Pada Pemberitaan." *Seminar Nasional Official Statistic: Pengembangan Official Statistics Dalam Mendukung Implementasi SDG's* 309–18.