



Comparison of Deep Learning Algorithm in Sentiment Analysis Ecotourism in Bogor

Perbandingan Algoritma *Deep Learning* untuk Analisis Sentimen Ekowisata di Bogor

Peni Agustini^{1*}, Muhammad Iqbal², Vicha Amalia Akbar³, Robert Kurniawan⁴

^{1,2,3,4}Statistika, Politeknik Statistika STIS, Indonesia

E-Mail: ¹212212815@stis.ac.id, ²212212757@stis.ac.id,
³212212909@stis.ac.id, ⁴robertk@stis.ac.id

Received Jun 20th 2025; Revised Jul 20th 2025; Accepted Jul 30th 2025; Available Online Jul 31th 2025, Published Aug 15th 2025

Corresponding Author: Peni Agustini

Copyright © 2025 by Authors, Published by Institut Riset dan Publikasi Indonesia (IRPI)

Abstract

Bogor has a leading ecotourism destination in Indonesia, offering pristine nature and easy access from Jakarta. However, the increasing number of tourists poses challenges to environmental management, such as waste management and pressure on natural resources. Social media, particularly Google Maps, plays a crucial role in promoting tourism and understanding tourist behavior through its review features. This study aims to conduct sentiment analysis on ecotourism reviews in Bogor collected from Google Maps using neural network-based deep learning methods, namely Convolutional Neural Network (CNN), Recurrent Neural Network (RNN), and Long Short-Term Memory (LSTM). The performance of these three models is compared to determine the best method for classifying visitor sentiment. The results of this study indicate that the CNN model has the highest accuracy of 72 percent, outperforming the RNN and LSTM models. The CNN model can be used as a primary reference in applying sentiment analysis to similar topics.

Keyword: Bogor, Deep Learning, Ecotourism, Scraping, Sentiment Analysis

Abstrak

Bogor memiliki destinasi ekowisata unggulan di Indonesia yang menawarkan keasrian alam dan kemudahan akses dari Jakarta. Namun, peningkatan jumlah wisatawan menimbulkan hambatan terhadap pengelolaan lingkungan, seperti pengelolaan sampah dan tekanan terhadap sumber daya alam. Media sosial, khususnya *Google Maps*, berperan penting dalam promosi dan memahami perilaku wisatawan melalui fitur ulasan. Studi ini bertujuan melakukan analisis sentimen mengenai ulasan ekowisata di Bogor yang diambil dari *Google Maps*, menggunakan metode *Deep Learning* berbasis *neural network*, yaitu Convolutional Neural Network (CNN), Recurrent Neural Network (RNN), dan Long Short-Term Memory (LSTM), dan membandingkan performa ketiga model tersebut untuk menentukan metode terbaik dalam mengklasifikasikan sentimen pengunjung. Hasil studi ini menunjukkan, model CNN memiliki akurasi tertinggi yaitu sebesar 72 persen dan lebih unggul dibanding model RNN dan LSTM. Model CNN dapat digunakan sebagai acuan utama dalam menerapkan analisis sentimen pada topik yang sejenis.

Kata Kunci: Bogor, *Deep Learning*, Ekowisata, *Scraping*, Sentimen

1. PENDAHULUAN

Bogor merupakan salah satu destinasi wisata yang populer di Indonesia. Bogor juga dikenal karena sumber daya alamnya yang melimpah, serta kemudahan aksesibilitas dari Jakarta yang menjadikan Bogor sebagai destinasi ekowisata unggulan bagi masyarakat yang mencari keasrian lingkungan alam. *The Internasional Ecotourism Society* (TIES) menyatakan, ekowisata sebagai bentuk perjalanan yang bertanggung jawab ke daerah-daerah alami dengan tujuan menjaga kelestarian lingkungan, meningkatkan kesejahteraan sosial ekonomi masyarakat lokal, serta memahami kegiatan dan edukasi bagi semua pihak yang terlibat [1]. Ekowisata menjadi strategi efektif dalam mengatasi pengabaian lahan melalui pengembangan aktivitas ekonomi yang berkelanjutan dengan tujuan tidak hanya melindungi kelestarian lingkungan, namun juga memperkuat sinergi antara konservasi alam dan pemberdayaan masyarakat [2]. Kawasan konservasi di

Bogor seperti Taman Nasional Gunung Halimun Salak (TNGHS), Kebun Raya Bogor, serta destinasi ekowisata alam seperti Curug, Gunung Mas, dan beberapa ekowisata lain, menarik ribuan wisatawan setiap tahunnya. [3] mencatat kunjungan wisata alam ke kawasan konservasi di Indonesia termasuk Bogor, meningkat signifikan, di mana wilayah konservasi TNGHS mengalami peningkatan kunjungan sebesar 15 persen pada tahun 2020 hingga 2022. Wilayah konservasi TNGHS memiliki daya tarik yang meningkat dan menempati urutan ke-4 dari 41 wisata alam terbaik di Bogor [4]. Adapun, Kebun Raya Bogor memiliki lima fungsi yaitu konservasi *ex situ* tumbuhan langka, ekowisata, riset biodiversitas, pendidikan lingkungan, serta jasa lingkungan [5].

Pengembangan ekowisata di Bogor memberikan kontribusi signifikan terhadap peningkatan kesejahteraan ekonomi dan sosial masyarakat melalui berbagai peluang kerja, seperti pemandu wisata, pengelola *homestay*, serta pelaku usaha produk lokal. Selain itu, ekowisata juga berperan penting dalam pelestarian lingkungan dengan menerapkan prinsip keberlanjutan, edukasi kepada wisatawan, dan pelibatan aktif masyarakat dalam menjaga kelestarian ekosistem. Namun, seiring bertambahnya jumlah wisatawan, akan muncul tantangan dalam pengelolaan sampah serta tekanan sumber daya alam. Kurangnya pengelolaan sampah yang efektif di destinasi ekowisata seperti Umbul Brondong, berpotensi menurunkan kualitas pengalaman pengunjung sekaligus mengancam keberlanjutan lingkungan di kawasan tersebut [6]. Oleh sebab itu, pengelolaan berkelanjutan menjadi kunci dalam memaksimalkan manfaat ekonomi dengan meminimalkan dampak negatif aspek sosial dan lingkungan.

Peran media sosial seperti Instagram, TikTok, hingga *Google Maps*, sangat penting dalam membentuk persepsi dan mempromosikan ekowisata. Dalam kurun waktu beberapa tahun terakhir, media sosial telah mendominasi sebagai sumber informasi terkait wisatawan yang terdokumentasi dan signifikan [7]. Salah satu aplikasi yang menyediakan fitur dokumentasi para wisatawan ialah *Google Maps*. Media ini secara khusus berperan penting dalam pengembangan ekowisata, khususnya dalam hal ini di Bogor, tidak hanya sebagai alat navigasi namun juga menyediakan fitur ulasan berupa teks, foto, dan video. *Google Maps* memiliki fitur ulasan yang sangat berguna dalam melakukan analisis sentimen, di mana ulasan tersebut digunakan untuk melihat dan menerjemahkan opini pengunjung suatu objek wisata [8]. Hal ini menegaskan bahwa media sosial termasuk platform berbasis lokasi seperti *Google Maps* yang menyediakan ulasan dan informasi dari pengguna, tidak hanya berperan dalam mempromosikan destinasi wisata, tetapi juga penting dalam membentuk kesadaran dan perilaku wisatawan yang bertanggung jawab guna mendukung ekowisata berkelanjutan.

Analisis sentimen terhadap persepsi wisatawan diperlukan untuk memahami pandangan mereka terhadap ekowisata di Bogor, mencakup aspek positif seperti keindahan alam dan fasilitas, serta negatif seperti kerusakan lingkungan dan *overcrowding*. Analisis sentimen terhadap ekowisata di China, mengungkap adanya persepsi positif terhadap ekowisata, sehingga analisis ini mendukung manajemen ekowisata yang berkelanjutan di bidang pariwisata [9]. Namun, analisis sentimen terhadap kunjungan ke beberapa klaster ekowisata di Malaysia menunjukkan bahwa meski wisatawan umumnya puas dengan alam, budaya, dan pelayanan, ada juga sentimen netral atau negatif menandakan perlunya peningkatan infrastruktur, layanan pengunjung, dan keterlibatan komunitas lokal untuk menjaga keberlanjutan dan kepuasan wisatawan [10]. Beberapa permasalahan seperti *overcrowding* di Curug atau kerusakan jalur pendakian di Gunung Salak yang sering muncul di media sosial, menunjukkan perlunya strategi lebih lanjut terkait pengelolaan pengunjung. Oleh karena itu, analisis sentimen pada media sosial khususnya *Google Maps*, dapat menjadi alat strategis bagi pengelola ekowisata di Bogor untuk meningkatkan pengelolaan lingkungan dan menjaga kelestarian alam.

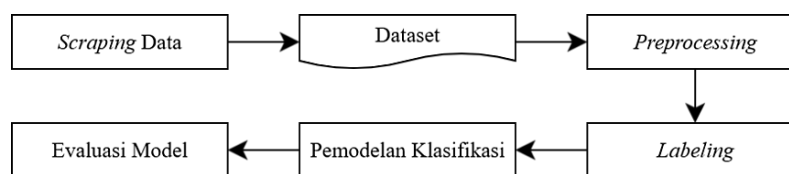
Analisis sentimen dari ulasan pengunjung menggunakan *Deep Learning* dan teknik optimasi, menghasilkan peningkatan akurasi model prediktif dalam ekowisata, sehingga memberikan wawasan yang berguna dalam meningkatkan kepuasan wisatawan [11]. Penerapan *Deep Learning* berbasis jaringan saraf (*Neural Network*) sangat efektif dalam rekomendasi destinasi ekowisata dengan mengurangi beban komputasi dan meningkatkan fokus pada informasi penting, sehingga meningkatkan akurasi secara optimal [12]. Metode *Deep Learning* yang paling banyak digunakan dalam analisis sentimen adalah berbasis *Neural Network* seperti *Deep Neural Network* (DNN) dan *Convolutional Neural Network* (CNN), namun penerapan teknik CNN, *Recurrent Neural Network* (RNN), dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) hanya diuji secara terpisah pada berbagai dataset dan belum didapati studi yang melakukan perbandingan komprehensif antar metode [13]. Sehingga, peneliti tertarik untuk mendalami analisis sentimen masyarakat terkait ekowisata di Bogor menggunakan *Deep Learning*.

Studi [14], menemukan bahwa penggunaan metode LSTM dalam analisis sentimen di Wuhan, Tiongkok memberikan akurasi yang lebih baik jika dibandingkan dengan RNN konvensional. Studi lain oleh [15], menunjukkan bahwa sentimen analisis pariwisata di Indonesia menggunakan beberapa metode seperti CNN, CNN-LSTM, serta CNN-Gated Recurrent Unit (GRU), menghasilkan metode terbaik yaitu CNN dengan nilai akurasi yang tertinggi. Studi lain oleh [16], menemukan bahwa analisis sentimen ulasan wisatawan pada lima pantai favorit di Bali menggunakan metode RNN, dapat mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif dengan akurasi yang cukup tinggi dan dibuktikan melalui evaluasi *confusion matrix*.

Adapun studi [17], analisis sentimen ulasan tempat wisata di Yogyakarta menggunakan metode RNN dengan LSTM, mampu menghasilkan nilai akurasi yang tinggi. Dari beberapa studi terdahulu, belum didapati studi yang membahas perbandingan antara metode *Deep Learning* berupa RNN, CNN, dan LSTM secara komprehensif terutama pada ulasan masyarakat terkait ekowisata di Bogor. Oleh karena itu, tujuan dilakukannya studi ini adalah mengetahui gambaran umum persepsi masyarakat terkait ekowisata di Bogor berdasarkan ulasan *Google Maps* menggunakan *wordcloud*, serta membandingkan metode RNN, CNN, dan LSTM sehingga memperoleh metode terbaik. Studi ini diharapkan dapat memberikan pemahaman yang lebih baik mengenai persepsi masyarakat terhadap ekowisata di Bogor dan menentukan metode *Deep Learning* (RNN, CNN, atau LSTM) yang paling efektif untuk analisis sentimen, sehingga dapat membantu pengambilan keputusan dan pengembangan strategi ekowisata yang lebih baik.

2. METODE PENELITIAN

Studi ini menggunakan data hasil *scraping* ulasan beberapa tempat ekowisata di Bogor oleh warganet pada *Google Maps*. Perangkat lunak yang digunakan untuk melakukan *scraping* serta pengolahan data ialah *Google Colab* dengan bahasa pemrograman Python. Gambar 1 merupakan diagram alur mengenai urutan metode dari studi ini.



Gambar 1. Diagram Alur Metode Studi

2.1. Pengumpulan Data dengan *Scraping*

Dataset yang digunakan dalam studi ini merupakan dataset ulasan *Google Maps* beberapa ekowisata di Bogor. Metode pengumpulan dataset tersebut menggunakan *scraping*. *Scraping* merupakan teknik untuk ekstraksi data secara otomatis dari suatu *website* dengan mensimulasikan interaksi pengguna dan mengurai konten yang dihasilkan oleh *HyperText Markup Language* atau HTML [18]. *Scraping* pada *Google Maps* dapat mengumpulkan data secara sistematis misalnya informasi detil lokasi, informasi pengguna, serta rating dan ulasan pengguna.

Tahapan *scraping* pada studi ini diawali dengan meng-*import library* yang digunakan, antara lain `'annotations'`, `'dataclass'`, `'asddict'`, `'field'`, `'pandas'`, `'playwright'`, dan `'argparse'`. Lalu, mendefinisikan kelas data untuk menyimpan data ulasan dengan atribut yang digunakan dalam studi ini, mencakup nomor *id* pengulas, nama pengulas, teks ulasan, rating, dan waktu. Selanjutnya, dengan inisialisasi *playwright* akan membuka halaman *Google Maps* secara otomatis. Dilanjutkan proses membuka lokasi ekowisata yang telah ditentukan dan secara otomatis mengambil data ulasan. Pengambilan ulasan dilakukan berdasarkan indeks yang ditentukan menggunakan *loop*, serta *Xpath* untuk mengambil atribut yang telah didefinisikan pada kelas data. Langkah terakhir, yaitu menyimpan dataset dalam bentuk *.csv* dan *.xlsx* untuk kemudian dilakukan pengolahan.

2.2. *Preprocessing*

Tahapan *preprocessing* adalah proses awal dalam analisis sentimen yang ditujukan untuk membersihkan, menyederhanakan serta mempersiapkan teks agar sesuai dengan model analisis yang akan dilakukan [19]. Pada studi ini dilakukan beberapa tahapan *preprocessing* yang sesuai dengan model *deep learning* yaitu menghapus *noise*, mengganti singkatan, menghapus tanda baca, menghapus angka, *lowercasing* serta menghapus karakter non latin seperti *emoji*. Beberapa proses *preprocessing* tidak dilakukan seperti *stopword removal*, *stemming*, dan *lemmatization* karena kurang cocok dengan model *deep learning* yang akan memahami konteks kalimat [20].

2.3. *Labeling Dataset*

Labeling dataset dapat dilakukan dengan dua pendekatan utama, yaitu secara otomatis dan manual. Pelabelan otomatis memberikan label secara cepat, namun terkadang kurang akurat dibandingkan pelabelan manual, sedangkan pelabelan manual melibatkan pemeriksaan dan penandaan setiap bagian data secara langsung oleh manusia sehingga memberikan fleksibilitas untuk menyempurnakan taksonomi pelabelan sesuai kebutuhan studi [21]. Pada studi ini, tahap *labeling* dilakukan secara manual, *labeling* pada dataset yang telah diperoleh dilakukan dengan memberikan label sentimen positif, netral, dan negatif. Proses manual *labeling* ini bertujuan untuk memperoleh label yang akurat dan valid melalui penilaian langsung oleh peneliti.

2.4. Tokenisasi dan Encode Label

Tokenisasi merupakan proses memecah suatu kalimat menjadi token. Token dapat terbentuk dari kata-kata yang tertulis dalam kalimat atau bentuk-bentuk berbeda dari kata-kata tersebut [22]. Tokenisasi pada studi ini diawali dengan `import library `Tokenizer`` untuk mengonversi teks menjadi urutan angka (token) dan `library `pad_sequence`` untuk memastikan seluruh token memiliki *length* yang sama dengan menambahkan *padding*. Selanjutnya, dilakukan pemetaan hasil *labeling* manual ke dalam format numerik untuk memudahkan analisis data. Parameter tokenisasi yang diterapkan dalam studi ini meliputi jumlah maksimum kata yang akan dipertimbangkan dalam tokenisasi sebesar 5000 kata serta panjang maksimum urutan token yang dihasilkan yaitu 100. Selanjutnya mengonversi teks menjadi urutan angka dengan fungsi ``sequence``, dimana setiap kata dalam teks akan diganti dengan indeks. Terakhir, hasil tokenisasi disimpan sebagai variabel *x*, sementara nilai *labeling* disimpan ulang sebagai variabel *y* yang kemudian dimanfaatkan dalam tahapan *training* dan *testing* data.

2.5. Splitting Data

Splitting atau pembagian data merupakan proses membagi kumpulan data menjadi dua bagian, yaitu data latih (*training*) dan data uji (*testing*). Data *training* berfungsi untuk mengajarkan model klasifikasi, sementara data *testing* untuk mengukur seberapa baik kinerja pengklasifikasi. Data yang digunakan untuk *training* dan *testing* merupakan data yang sudah dilakukan *labeling* pada tahap sebelumnya [23]. Dalam studi ini, jumlah data *training* dan *testing* memiliki perbandingan 80% : 20%.

2.6. Analisis Deskriptif dengan Wordcloud

Wordcloud digunakan untuk melihat gambaran persepsi yang sering diutarakan oleh para wisatawan yang telah mengunjungi ekowisata di Bogor. [24] menjelaskan bahwa *wordcloud* merupakan metode *text mining* yang mampu menampilkan grafis berdasarkan frekuensi kata yang sering muncul. Sejalan dengan [25] yang menyatakan bahwa *wordcloud* memberikan representasi visual yang menarik dari data tekstual dengan tingkat kepentingan setiap kata yang ditunjukkan oleh ukuran font atau warna. Artinya, analisis deskripsi dengan menggunakan *wordcloud* dapat mendapatkan insight atau informasi yang sering diungkapkan oleh wisatawan terkait ekowisata, sehingga dapat ditarik kesimpulan kondisi ekowisata. Lebih jauh, analisis dengan *wordcloud* dapat memberikan saran untuk memperbaiki ekowisata dari persepsi yang diteliti.

2.7. Convolutional Neural Network (CNN)

CNN adalah metode *deep learning* yang berbasis lapisan konvolusi (*convolutional layer*) yang saling memiliki hubungan dalam pola tertentu untuk memproses suatu data [26]. Dalam konteks analisis sentimen, CNN mampu menangkap pola sentimen lokal yang berulang tanpa perlu memahami urutan panjang keseluruhan teks. CNN bekerja dengan mengekstraksi fitur penting dari urutan kata melalui lapisan konvolusi dan pooling, lalu mengklasifikasikan sentimen melalui lapisan penuh [27].

2.8. Recurrent Neural Network (RNN)

RNN adalah salah satu metode *deep learning* yang digunakan untuk pengklasifikasian sentimen. RNN terdiri atas urutan jaringan yang identik dan terdapat dua jenis *input* dan *output* yaitu *input* dan *output* internal serta *input* dan *output* eksternal [28]. RNN mengolah kata yang sebelumnya telah ditokenisasi dari setiap teks menjadi vektor yang membentuk matriks. Studi ini memilih RNN karena metode ini mampu mengolah data bersambung (sekuensial) dan mampu menyimpan informasi dari data *training* yang dapat diterapkan untuk *testing*. Hal ini menunjukkan bahwa metode RNN sangat sesuai untuk analisis sentimen.

2.9. Long Short-Term Memory (LSTM)

LSTM adalah arsitektur jaringan saraf yang dikembangkan untuk mengatasi kelemahan *Recurrent Neural Network* (RNN) dalam menangani ketergantungan jangka panjang. LSTM memiliki unit memori yang dilengkapi dengan tiga gerbang utama *input gate*, *forget gate*, dan *output gate* yang berfungsi mengatur aliran informasi yang disimpan, dilupakan, atau dikeluarkan. Mekanisme ini memungkinkan LSTM untuk secara efisien mempertahankan informasi kontekstual penting dalam urutan kata, sehingga sangat efektif dalam memproses data teks yang bersifat sekuensial [29].

2.10. Evaluasi Model Klasifikasi

Evaluasi diperlukan guna mengukur performa dari model-model klasifikasi yang telah dibuat. Evaluasi performansi menggunakan *confusion matrix* dapat dilihat pada Tabel 1. Mengacu studi [30] evaluasi performansi didukung oleh beberapa pengukuran yaitu akurasi, presisi, *recall*, serta *f-1 score*. Akurasi merupakan proporsi total prediksi yang benar, akurasi dikatakan tinggi jika model berhasil memprediksi sebagian besar data dengan benar. Sementara presisi merupakan proporsi prediksi yang relevan di antara seluruh prediksi positif, presisi dikatakan tinggi jika model menghasilkan sedikit prediksi positif yang salah.

Selanjutnya, *recall* atau sensitivitas ialah proporsi prediksi positif yang relevan di antara seluruh kejadian positif sebenarnya, *recall* dikatakan tinggi jika model mampu menemukan Sebagian besar kasus positif. Terakhir, *f-1 score* merupakan rata-rata harmonis antara presisi dan *recall*. *F-1 score* berguna saat terjadi ketidakseimbangan antara kelas positif dan negatif.

Tabel 1. Confusion Matrix

A/ P	Prediksi <i>Positive</i>	Prediksi <i>Neutral</i>	Prediksi <i>Negative</i>
Aktual <i>Positive</i>	<i>True Positive (TP)</i>	<i>False Neutral (FNt)</i>	<i>False Negative (FN)</i>
Aktual <i>Neutral</i>	<i>False Positive (FP)</i>	<i>True Neutral (TNt)</i>	<i>False Negative (FN)</i>
Aktual <i>Negative</i>	<i>False Positive (FP)</i>	<i>False Neutral (FNt)</i>	<i>True Negative (TN)</i>

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil studi ini menjelaskan hasil *scraping*, *labeling*, serta *preprocessing*. Selain itu, pada tahap ini dipaparkan juga hasil klasifikasi dengan tiga metode *deep learning* untuk analisis sentimen menggunakan RNN, CNN, dan LSTM, beserta evaluasi dari ketiga model tersebut.

3.1. Scraping

Dataset yang dihasilkan dari *scraping* pada *Google Maps* yaitu sebanyak 2121 data ulasan dengan 5 atribut. Atribut yang diambil yaitu nomor *id* pengulas, nama pengulas, tanggal, *rating*, dan ulasan. Data diambil pada 8 tempat ekowisata di Bogor, antara lain Taman Nasional Gunung Gede Pangrango (Cibodas), Taman Nasional Gunung Halimun Salak, Agrowisata Gunung Mas Puncak, Curug Nangka, Kebun Raya Bogor, Situ Gede, Kampung Tematik Cibuluh, dan Kampung Tematik Katulampa. Pada setiap tempat tersebut, ulasan yang diambil ialah 500 ulasan pertama dan diambil secara otomatis. Ulasan pada setiap ekowisata tidak semuanya memiliki minimal 500 ulasan sehingga memengaruhi dataset yang dihasilkan. Selain itu, saat dilakukan *scraping*, terjadi bug yang menyebabkan data tidak terambil seluruhnya. Data yang tidak terambil seluruhnya saat melakukan *scraping* juga dapat diakibatkan konten web yang tidak stabil, dipersonalisasi, atau tidak diindeks [31].

3.2. Preprocessing

Proses pertama dalam *preprocessing* adalah membuang komentar yang tidak sesuai dengan konteks sentimen pada tempat wisata. Selain itu, kalimat yang terlalu pendek juga dihapus karena tidak terlalu memberikan dampak pada model sehingga peneliti hanya mengambil komentar dengan minimal 5 kata. Sebanyak 2121 ulasan yang telah melalui *preprocessing*, tersisa 1724 ulasan yang siap dianalisis. Perbandingan ulasan yang sudah dilakukan *preprocessing* dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Preprocessing

No	Sebelum <i>preprocessing</i>	Setelah <i>preprocessing</i>
1	Asri banget, Bogor luas banget sampai baru tau ada kampung/desa wisata yang seru buat dikunjungi. Baru bisa berkunjung ke 2 spot wisatanya aja, next time mungkin bakal kesini lagi	asri banget bogor luas banget sampai baru tau ada kampung desa wisata yang seru buat dikunjungi baru bisa berkunjung ke spot wisatanya saja next time mungkin bakal kesini lagi
2	Tempat nya adem tapi sekarang sepi mungkin imbas dari naiknya harga tiket. Waktu kunjungan. Akhir pekan.... Lainnya	tempat nya adem tapi sekarang sepi mungkin imbas dari naiknya harga tiket
3	Masya Allah.. indahnya ciptaan Allah swt. Jalurnya mudah, tidak terlalu jauh, banyak kolam kecil, sungai, camping ground, curungnya ada 3, dan banyak yang dijual 😊 ...	masya allah indahnya ciptaan allah swt jalurnya mudah tidak terlalu jauh banyak kolam kecil sungai camping ground curungnya ada dan banyak yang dijual

3.3. Labeling dan Splitting

Dataset yang telah dilakukan *preprocessing* kemudian dilakukan *labeling*. Label “sentimen” dilakukan secara manual oleh peneliti yang juga dilakukan *replace value* pada proses analisis, yaitu sentimen negatif = 0, sentimen netral = 1, serta sentimen positif = 2. Sementara itu, *splitting* data menghasilkan sebanyak 1379 data *training* dan 345 data *testing*. Dari sebanyak 1724 ulasan, didapatkan hasil *labeling* pada Tabel 4 dan *splitting* pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Splitting Data

Jenis Splitting	Negatif	Netral	Positif	Total
<i>Training</i>	262	126	991	1379
<i>Testing</i>	65	32	248	345
Total	327	158	1239	1724

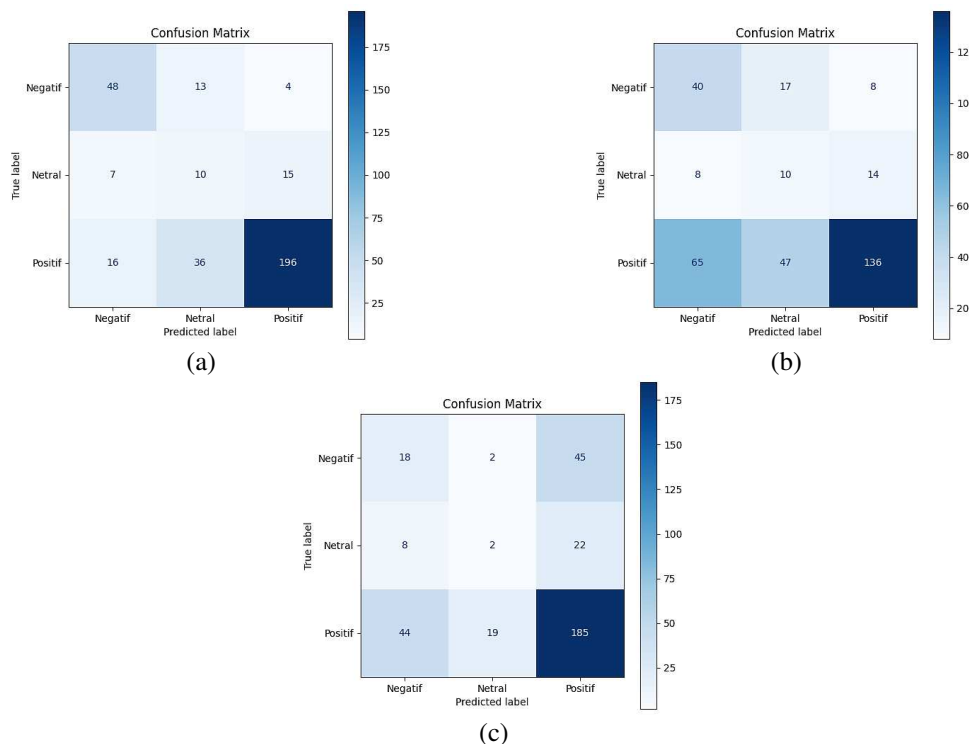
“motor/mobil” juga menunjukkan adanya keluhan terkait keramaian, parkir, atau antrean kendaraan. Selain itu, munculnya kata “sampah” menandakan bahwa masalah kebersihan dan pengelolaan lingkungan masih menjadi perhatian negatif, yang bisa menurunkan kenyamanan wisatawan. Kata-kata seperti “curug”, “jalan”, dan “toilet” juga cukup menonjol, yang dapat diartikan bahwa wisata alam dan fasilitas dasar seperti akses dan sanitasi masih dianggap kurang memadai oleh beberapa pengunjung. Secara umum, *wordcloud* ini merefleksikan bahwa ketidakpuasan pengunjung banyak berkaitan dengan biaya, kebersihan, dan fasilitas umum di lokasi wisata.

Pada *wordcloud* sentimen netral, kata-kata yang paling dominan seperti “orang”, “curug”, “jalan”, “masuk”, dan “anda” menunjukkan bahwa ulasan dalam kategori ini lebih bersifat deskriptif dan informatif, bukan menonjolkan ekspresi emosional. Kehadiran kata “cukup”, “lebih”, dan “masih” mengindikasikan bahwa pengguna menyampaikan penilaian yang bernuansa tengah atau tidak terlalu ekstrem, baik positif maupun negatif. Selain itu, munculnya kata-kata seperti “mobil”, “motor”, “jam”, dan “tiket” memperkuat bahwa konten ulasan netral cenderung membahas hal-hal teknis seperti akses, durasi, dan fasilitas tanpa menunjukkan kepuasan atau ketidakpuasan secara eksplisit.

Temuan pada *wordcloud* sentimen positif, negatif, dan netral dalam studi ini menunjukkan konsistensi dengan berbagai studi sebelumnya yang mengangkat analisis ulasan wisatawan berbasis teks. Kemunculan kata seperti “bagus”, “sejuk”, dan “indah” dalam ulasan positif mengindikasikan bahwa wisatawan cenderung menilai secara baik destinasi yang menawarkan pengalaman visual dan suasana nyaman, sejalan dengan temuan [33] dan [34], yang menyebut bahwa keindahan alam dan atmosfer destinasi merupakan faktor utama pembentuk kepuasan wisatawan. Sementara itu, keluhan terkait harga tiket, kemacetan, dan fasilitas dasar seperti toilet yang dominan dalam sentimen negatif juga mengonfirmasi hasil studi [35] dan [36], yang menunjukkan bahwa isu harga, aksesibilitas, dan kebersihan merupakan aspek yang paling sering memicu ketidakpuasan. Ulasan netral yang cenderung berisi deskripsi teknis juga sejalan dengan temuan [37], yang menemukan bahwa ulasan dalam kategori netral umumnya menggunakan nada faktual dan bersifat informatif, dengan muatan emosi yang rendah.

3.5. Pemodelan *Deep Learning*

Pemodelan *deep learning* menggunakan tiga model yaitu CNN, RNN dan LSTM dapat dilihat berdasarkan *confusion matrix* guna melihat perbandingan prediksi model dengan data yang sebenarnya. Hasil pemodelan dari ketiga metode dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. *Confusion Matrix* dari Model (a) CNN, (b) LSTM, (c) RNN

Berdasarkan Gambar 3 yang menunjukkan *confusion matrix* dari tiga model klasifikasi sentimen, yaitu CNN (a), LSTM (b), dan RNN (c), dapat disimpulkan bahwa model CNN memiliki performa terbaik dalam mengklasifikasikan sentimen positif dengan benar, yaitu sebanyak 196 prediksi benar, serta jumlah

kesalahan klasifikasi yang relatif rendah dibanding dua model lainnya. Model LSTM menunjukkan kinerja yang lebih seimbang antar kelas, tetapi masih menghasilkan cukup banyak kesalahan dalam memprediksi kelas positif (hanya 136 benar) dengan banyak prediksi salah pada kelas negatif (65). Sementara itu, model RNN memiliki akurasi terendah karena banyak prediksi salah terutama pada kelas negatif (hanya 18 benar dan 45 salah diklasifikasikan sebagai positif), serta menunjukkan kecenderungan yang kuat untuk mengklasifikasikan sebagian besar data sebagai positif. Secara umum, model CNN menunjukkan ketepatan klasifikasi tertinggi dan distribusi prediksi yang paling mendekati label sebenarnya dibandingkan LSTM dan RNN. Hasil studi ini sejalan dengan studi [38] bahwa CNN sangat efektif untuk analisis sentimen, terutama dalam teks pendek, karena kemampuannya untuk fokus pada kata-kata tertentu.

3.6. Evaluasi Model

Setiap model klasifikasi dilakukan tahap evaluasi untuk mendapatkan nilai performansi model. Hasil evaluasi model pada studi ini, disajikan dalam Tabel 5.

Tabel 3. Evaluasi Model Klasifikasi *Deep Learning*

Jenis Model	Sentimen	Akurasi	Presisi	Recall	F-1 score
RNN	Negatif	0,68	0,36	0,22	0,27
	Netral		0,13	0,06	0,06
	Positif		0,76	0,89	0,89
CNN	Negatif	0,72	0,50	0,86	0,64
	Netral		0,21	0,25	0,23
	Positif		0,94	0,74	0,83
LSTM	Negatif	0,54	0,35	0,62	0,45
	Netral		0,14	0,31	0,19
	Positif		0,86	0,55	0,67

Hasil evaluasi ketiga model *deep learning* yang telah digunakan, terlihat bahwa hasil yang paling unggul ialah pada model CNN. Model ini memiliki nilai akurasi, presisi, *recall*, serta *F-1 score* tertinggi di antara kedua model lainnya. Akurasi model CNN secara umum 72% sudah menunjukkan bahwa model CNN cukup baik, tetapi masih dapat ditingkatkan. Pada sentimen negatif model CNN memiliki *recall* yang tinggi, tetapi presisi rendah, artinya masih banyak prediksi negatif yang salah sehingga perlu diperbaiki. Hal ini juga ditunjang oleh nilai *f-1 score* sebesar 64% yang artinya kinerja CNN pada sentimen negatif sudah cukup baik. Sementara itu, pada sentimen netral terlihat nilai *recall* sekaligus presisi rendah, artinya model masih kurang baik. Nilai *f-1 score* yang dihasilkan hanya 23% artinya kinerja CNN pada sentimen netral masih buruk. Hal ini terjadi karena jumlah data pada sentimen netral sedikit sehingga kurang representatif. Selain itu, ulasan dalam sentimen netral cenderung bersifat deskriptif dan tidak memuat kata-kata dengan muatan emosional yang jelas, sehingga sering kali memiliki kemiripan kosakata dengan sentimen positif maupun negatif. Kondisi ini menyebabkan ruang fitur antar kelas menjadi tumpang tindih (*overlap*). Contoh dari sentimen netral dalam penelitian ini adalah “*kalau mau parkir agak susah udah mulai banyak sampah juga tempat sampahnya juga ga ada tapi penjual makanan disini lumayan enak dan murah juga, cocok buat mampir sebentar sambil istirahat*”. Kalimat tersebut memuat campuran opini positif dan negatif yang saling mengimbangi, tanpa dominasi emosi ke satu arah sehingga model kesulitan dalam membedakan kelas netral secara konsisten. Pada sentimen positif memiliki nilai presisi yang tinggi menunjukkan prediksi yang akurat. Nilai ini diperkuat *f-1 score* sebesar 83% yang artinya memang model CNN sangat akurat dalam mengenali sentimen positif. Hasil studi ini sejalan dengan studi [39] yang menunjukkan bahwa model CNN memiliki akurasi paling tinggi dan proses *training* yang cepat. Karena performansi yang tinggi, model CNN lebih kompleks dalam perancangannya dan rentan kehilangan fitur urutan.

3.7. Keterbatasan Penelitian

Penelitian ini mengidentifikasi variabel target secara manual melalui tiga anotator yang telah dilatih untuk memahami konsep sentimen positif, negatif, dan netral. Meskipun pendekatan ini diharapkan dapat menghasilkan data yang relevan dengan konteks penelitian, metode manual memiliki keterbatasan yang signifikan. Subjektivitas anotator menjadi kendala utama dalam proses penentuan variabel target, yang berpotensi memengaruhi validitas hasil. Oleh karena itu, penelitian di masa depan disarankan untuk mengadopsi metode otomatis guna meningkatkan objektivitas dalam penentuan variabel target. Selain itu, penetapan hyper-parameter dalam penelitian ini masih mengandalkan nilai default dari paket perangkat lunak yang digunakan. Skenario eksploratif, pendekatan sederhana dengan parameter default sudah memadai untuk menghasilkan insights yang valid [40]. Namun, kondisi ini menyiratkan bahwa model yang dihasilkan mungkin belum optimal. Ketiadaan proses hyper-parameter tuning dalam upaya menemukan model terbaik membuka peluang bagi penelitian selanjutnya untuk mengoptimalkan kinerja model dan mencapai hasil yang lebih akurat.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan pada 2121 ulasan warganet di beberapa ekowisata yang diambil dari *Google Maps* menggunakan *scraping*, ditemukan bahwa terdapat 1724 ulasan yang layak diuji. Ulasan tersebut divisualisasikan secara deskriptif dalam bentuk *wordcloud*. Berdasarkan temuan analisis *wordcloud* tersebut, dapat disimpulkan bahwa ulasan wisatawan pada ekowisata di Bogor pada sentimen positif didominasi oleh aspek keindahan alam dan kenyamanan suasana, sentimen negatif dipicu oleh masalah harga, aksesibilitas, dan kebersihan fasilitas, sedangkan sentimen netral umumnya berisi informasi faktual dengan minim muatan emosional. Hal ini menegaskan bahwa kualitas pengalaman visual, kenyamanan lingkungan, serta perbaikan fasilitas dasar menjadi faktor kunci dalam membentuk persepsi dan kepuasan wisatawan.

Selanjutnya, berdasarkan hasil perbandingan model klasifikasi menunjukkan bahwa pemodelan dengan model CNN memiliki akurasi tertinggi yaitu sebesar 72%. Adapun pada model tersebut juga menunjukkan hasil pengukuran evaluasi yang paling unggul dibandingkan model RNN dan LSTM. Dengan demikian, model CNN dapat dijadikan sebagai acuan dalam menerapkan analisis sentimen pada topik serupa. Namun, Berdasarkan keterbatasan penelitian ini, dapat menjadi peluang bagi penelitian kedepan untuk memodifikasi arsitektur dari metode yang digunakan dan melakukan *hyper-parameter tuning* untuk memperoleh model yang lebih valid dan akurat. Penerapan metode sentimen dengan Indobert bisa menjadi alternatif untuk memperoleh hasil sentimen yang lebih objektif dibandingkan dengan manual. Untuk masyarakat dan pemerintah daerah, pengelolaan ekowisata di Bogor perlu diperbaiki khususnya pada penetapan harga tiket yang lebih terjangkau, serta pengelolaan keramaian dan fasilitas parkir dapat ditingkatkan agar wisatawan merasa nyaman. Pelaksanaannya dapat melibatkan peran aktif dari masyarakat dalam edukasi dan pengelolaannya. Kebersihan, pengelolaan sampah, disertai edukasi pengunjung untuk menjaga kelestarian alam dan kenyamanan wisata secara berkelanjutan perlu diperhatikan oleh dinas terkait.

REFERENSI

- [1] G. Pavlidis *et al.*, "Sustainable ecotourism through cutting-edge technologies," *Sustainability*, vol. 14, no. 2, p. 800, 2022.
- [2] S. C. Pujar and N. Mishra, "Ecotourism industry in India: A review of current practices and prospects," *Anatolia*, vol. 32, no. 2, pp. 289–302, 2021.
- [3] KLHK, "Menilik Kunjungan di Kawasan Konservasi pada Tahun 2023."
- [4] R. P. Batubara and D. A. Putri, "Analisis pengaruh daya tarik wisata terhadap minat berkunjung ulang wisatawan di taman nasional gunung halimun salak," *Jurnal Industri Pariwisata*, vol. 4, no. 2, pp. 94–101, 2022.
- [5] Humas BRIN, "208 Tahun Kebun Raya Bogor, Meneruskan Jejak Reinwardt," Brin.go.id.
- [6] L. Kusumaningrum, F. Rachmalia, M. F. Ramadhan, S. P. Sari, and F. F. Karim, "Analisis Strategi Pengembangan Ekowisata Serta Dampaknya Terhadap Masyarakat Setempat (Studi Kasus: Umbul Brondong, Desa Ngrundul, Kecamatan Kebonarum, Kabupaten Klaten)," *Jurnal Hutan Pulau-Pulau Kecil*, vol. 7, no. 2, pp. 120–133, 2023.
- [7] M. T. Sultan, F. Sharmin, A. Badulescu, E. Stiubea, and K. Xue, "Travelers' responsible environmental behavior towards sustainable coastal tourism: An empirical investigation on social media user-generated content," *Sustainability*, vol. 13, no. 1, p. 56, 2020.
- [8] B. Mathayomchan and K. Sripanidkulchai, "Utilizing Google translated Reviews from Google maps in sentiment analysis for Phuket tourist attractions," in *2019 16th International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering (JCSSE)*, IEEE, 2019, pp. 260–265.
- [9] W. Xiao, "Theme Modeling Study of Online Media Data for Ecotourism Based on Natural Language Processing," in *2025 IEEE International Conference on Electronics, Energy Systems and Power Engineering (EESPE)*, IEEE, 2025, pp. 1009–1016.
- [10] I. F. M. Yunus, R. Husain, and R. M. Idaris, "Sentiment analysis of tourist reviews on ecotourism clusters in Malaysia for sustainable development," *Selangor Business Review*, pp. 1–21, 2024.
- [11] J. Gao, L. M. Gooi, K. M. Chong, X. Lyu, and J. Zhang, "Study on Satisfaction Evaluation of Ecotourism Through Advanced Network Text Mining," *IEEE Access*, 2024.
- [12] L. Feng and W. Hua, "Research on Ecotourism Recommendation Based on Graph Neural Network," *Procedia Comput Sci*, vol. 261, pp. 1201–1207, 2025.
- [13] N. C. Dang, M. N. Moreno-García, and F. De la Prieta, "Sentiment analysis based on deep learning: A comparative study," *Electronics (Basel)*, vol. 9, no. 3, p. 483, 2020.
- [14] D. Li and J. Qian, "Text sentiment analysis based on long short-term memory," in *2016 First IEEE International Conference on Computer Communication and the Internet (ICCCI)*, IEEE, 2016, pp. 471–475.
- [15] R. A. N. Nayoan, "Analisis Sentimen Berbasis Fitur Pada Ulasan Tempat Wisata Menggunakan Metode Convolutional Neural Network(CNN)," Universitas Islam Indonesia, 2019.

- [16] N. K. Shadrina, "Analisis Sentimen Wisatawan Terhadap Pantai Di Bali Pada Situs Web Tripadvisor Menggunakan Metode Recurrent Neural Network (RNN)," Universitas Telkom, Bandung, 2021.
- [17] O. Harnantyo, "Analisis Sentimen Tempat Wisata Di Yogyakarta Menggunakan Metode Recurrent Neural Network Dengan Long Short Term Memory," STMIK Akakom Yogyakarta, 2019.
- [18] N. Soni and G. Lavania, "Automated Data Extraction from Google Maps Using Python-Based Web Scraping Techniques," *PRATIBODH*, no. NCDSNS, 2025.
- [19] M. Siino, I. Tinnirello, and M. La Cascia, "Is text preprocessing still worth the time? A comparative survey on the influence of popular preprocessing methods on Transformers and traditional classifiers," *Inf Syst*, vol. 121, p. 102342, 2024.
- [20] A. Miyajiwal, A. Ladkat, S. Jagadale, and R. Joshi, "On sensitivity of deep learning based text classification algorithms to practical input perturbations," in *Science and Information Conference*, Springer, 2022, pp. 613–626.
- [21] O. Narushynska, V. Teslyuk, A. Doroshenko, and M. Arzubov, "Data sorting influence on short text manual labeling quality for hierarchical classification," *Big Data and Cognitive Computing*, vol. 8, no. 4, p. 41, 2024.
- [22] A. Erkan and T. Güngör, "Analysis of Deep Learning Model Combinations and Tokenization Approaches in Sentiment Classification," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 134951–134968, 2023.
- [23] I. Akbar and M. Faisal, "Perbandingan analisis sentimen PLN Mobile: Machine learning vs. deep learning," *JOINTECS (Journal of Information Technology and Computer Science)*, vol. 8, no. 1, pp. 1–10, 2024.
- [24] J. J. A. Limbong, I. Sembiring, and K. D. Hartomo, "Analisis Klasifikasi Sentimen Ulasan pada E-Commerce Shopee Berbasis Word Cloud dengan Metode Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor," *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer (JTIK)*, vol. 9, no. 2, pp. 347–356, 2022.
- [25] M. Lepelaar *et al.*, "Sentiment analysis of social survey data for local city councils," *Journal of Sensor and Actuator Networks*, vol. 11, no. 1, p. 7, 2022.
- [26] A. D. Torres, H. Yan, A. H. Aboutalebi, A. Das, L. Duan, and P. Rad, "Patient facial emotion recognition and sentiment analysis using secure cloud with hardware acceleration," in *Computational Intelligence for Multimedia Big Data on the Cloud with Engineering Applications*, Elsevier, 2018, pp. 61–89.
- [27] H. Kim and Y.-S. Jeong, "Sentiment classification using convolutional neural networks," *Applied Sciences*, vol. 9, no. 11, p. 2347, 2019.
- [28] M. Xiong, *Artificial intelligence and causal inference*. Chapman and Hall/CRC, 2022.
- [29] U. B. Mahadevaswamy and P. Swathi, "Sentiment analysis using bidirectional LSTM network," *Procedia Comput Sci*, vol. 218, pp. 45–56, 2023.
- [30] A. Arias-Duart, E. Mariotti, D. Garcia-Gasulla, and J. M. Alonso-Moral, "A confusion matrix for evaluating feature attribution methods," in *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2023, pp. 3709–3714.
- [31] J. Foerderer, "Should we trust web-scraped data?," *arXiv preprint arXiv:2308.02231*, 2023.
- [32] B. Irawan and O. Nurdian, "Naive Bayes Dan Wordcloud Untuk Analisis Sentimen Wisata Halal Pulau Lombok," *INFOTECH journal*, vol. 9, no. 1, pp. 236–242, 2023.
- [33] M. Chu, Y. Chen, L. Yang, and J. Wang, "Language interpretation in travel guidance platform: Text mining and sentiment analysis of TripAdvisor reviews," *Front Psychol*, vol. 13, p. 1029945, 2022.
- [34] W. Kim, S.-B. Kim, and E. Park, "Mapping tourists' destination (dis) satisfaction attributes with user-generated content," *Sustainability*, vol. 13, no. 22, p. 12650, 2021.
- [35] T. Apriliana, N. A. Maknunah, H. M. Nizam, R. Mardhatillah, and R. F. Nova, "Analyzing Tourist Satisfaction Using Factor Analysis and Text Mining: An Ecotourism Study in Girpasang Village," *Enthusiastic: International Journal of Applied Statistics and Data Science*, pp. 37–50, 2024.
- [36] G. Ren and T. Hong, "Investigating online destination images using a topic-based sentiment analysis approach," *Sustainability*, vol. 9, no. 10, p. 1765, 2017.
- [37] E. Bigne, C. Ruiz, C. Perez-Cabañero, and A. Cuenca, "Are customer star ratings and sentiments aligned? A deep learning study of the customer service experience in tourism destinations," *Service business*, vol. 17, no. 1, pp. 281–314, 2023.
- [38] A. Kumar and M. Pal, "Enhancing Sentiment Analysis Through Multi-Channel Convolutional Neural Networks," in *AI and Green Technology Applications in Society*, IGI Global Scientific Publishing, 2025, pp. 283–312.
- [39] Y. Qi, "CNNs and RNNs in aspect-level sentiment analysis and comparison," *Applied and Computational Engineering*, vol. 6, pp. 1118–1126, 2023.
- [40] B. Pang and L. Lee, "Opinion mining and sentiment analysis," *Foundations and Trends® in information retrieval*, vol. 2, no. 1–2, pp. 1–135, 2008.