

**Analisis Sentimen terkait Aplikasi ChatGPT
menggunakan BERT dan RNN**

**Diajukan Sebagai Syarat Untuk Menyelesaikan
Pendidikan Program Strata-I Pada
Jurusan Teknik Informatika**



Oleh :

**Widya Fitriani
NIM : 09021282126054**

**Jurusan Teknik Informatika
FAKULTAS ILMU KOMPUTER UNIVERSITAS SRIWIJAYA
2025**

HALAMAN PENGESAHAN

SKRIPSI

Analisis Sentimen terkait Aplikasi ChatGPT menggunakan BERT dan RNN

Sebagai salah satu syarat untuk penyelesaian studi di
Program Studi S1 Teknik Informatika

Oleh:

WIDYA FITRIANI

09021282126054

Pembimbing 1 : Novi Yusliani, S.Kom., M.T.
NIP. 198211082012122001

Pembimbing 2 : M. Naufal Rachmatullah, S.Kom., M.T.
NIP. 199212012022031008

Mengetahui

Ketua Jurusan Teknik Informatika



TANDA LULUS UJIAN KOMPREHENSIF SKRIPSI

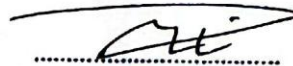
Pada hari Jumat tanggal 11 Juli 2025 telah dilaksanakan ujian komprehensif skripsi oleh Jurusan Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.

Nama : Widya Fitriani
NIM : 09021282126054
Judul : Analisis Sentimen terkait Aplikasi ChatGPT menggunakan BERT dan RNN

dan dinyatakan LULUS.

1. Ketua

Osvari Arsalan, S.Kom., M.T.
NIP. 198806282018031001



2. Penguji I

Dian Palupi Rini, M.Kom., Ph.D.
NIP. 197802232006042002



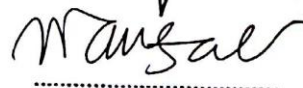
3. Pembimbing I

Novi Yusliani, S.Kom., M.T.
NIP. 198211082012122001



4. Pembimbing II

M. Naufal Rachmatullah, S.Kom., M.T.
NIP. 199212012022031008



Mengetahui,
Ketua Jurusan Teknik Informatika


Hadipurnawan Satria, Ph.D.
NIP. 198004182020121001

HALAMAN PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Widya Fitriani
NIM : 09021282126054
Program Studi : Teknik Informatika
Judul Skripsi : Analisis Sentimen terkait Aplikasi ChatGPT menggunakan BERT
dan RNN

Hasil Pengecekan *software* Turnitin : 5%

Menyatakan bahwa laporan penelitian saya merupakan hasil karya sendiri dan bukan hasil penjiplakan/plagiat. Apabila ditemukan unsur penjiplakan/plagiat dalam laporan penelitian ini, maka saya bersedia menerima sanksi akademik Universitas Sriwijaya sesuai ketentuan yang berlaku.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya dan tidak ada paksaan oleh siapa pun.



Palembang, 11 Juli 2025



NIM. 09021282126054

MOTTO DAN PERSEMBAHAN

“Be brave. Don’t be afraid to try. Chase your dreams. Go, fail forward into the unknown.”

- NCT *Dream*

Kupersembahkan karya tulis ini kepada:

- Tuhan yang Maha Esa
- Kedua orang tua dan keluarga
- Dosen Pembimbing
- Teman-teman seperjuangan
- Universitas Sriwijaya
- NCT *Dream*

ABSTRACT

ChatGPT has become one of the most popular artificial intelligence tools worldwide, but its rapid adoption has also generated diverse user reactions and reviews. Understanding these perceptions is important for evaluating and improving service quality. Sentiment analysis is a suitable approach to explore such opinions. This study employs BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) as the embedding technique and RNN (Recurrent Neural Network) as the classification model. Two classification scenarios are used: binary (positive and negative) and multi-class (positive, neutral, and negative). To overcome the limitation of labeled data, a semi-supervised pseudo-labeling strategy is applied during fine-tuning. Experimental results show that binary classification achieved the highest accuracy of 91%, while the three-label scenario reached only 77%. The lower result in the three-label setting is mainly caused by difficulties in identifying ambiguous neutral sentiments and the influence of imbalanced labels. Overall, combining BERT and RNN is effective for sentiment analysis, particularly in binary classification, though challenges remain in multi-label contexts.

Keywords : *ChatGPT, Sentiment Analysis, BERT, RNN, Pseudo-labeling*

ABSTRAK

ChatGPT menjadi salah satu alat kecerdasan buatan paling populer di dunia, namun adopsinya yang cepat juga memunculkan berbagai reaksi dan ulasan pengguna. Memahami persepsi tersebut penting untuk menilai dan meningkatkan kualitas layanan. Analisis sentimen digunakan untuk menelusuri opini-opini ini. Penelitian ini memanfaatkan BERT (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*) sebagai teknik *embedding* dan RNN (*Recurrent Neural Network*) sebagai model klasifikasi. Dua skenario digunakan: klasifikasi biner (positif dan negatif) serta multi-kelas (positif, netral, dan negatif). Untuk mengatasi keterbatasan data berlabel, diterapkan strategi *semi-supervised pseudo-labeling* pada tahap *fine-tuning*. Hasil eksperimen menunjukkan klasifikasi biner mencapai akurasi tertinggi sebesar 91%, sedangkan skenario tiga label hanya mencapai 77%. Performa lebih rendah pada skenario tiga label terutama disebabkan kesulitan mengenali sentimen netral yang ambigu dan distribusi label yang tidak seimbang. Secara keseluruhan, kombinasi BERT dan RNN efektif untuk analisis sentimen, terutama pada klasifikasi biner, meski tantangan masih ada pada multi-kelas.

Kata kunci : ChatGPT, Analisis Sentimen, BERT, RNN, *Pseudo-labeling*

KATA PENGANTAR

Puji Syukur penulis ucapkan kepada Tuhan yang Maha Esa atas rahmat dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan baik. Skripsi ini disusun sebagai salah satu persyaratan untuk menyelesaikan studi strata-I program studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya. Dalam penulisan skripsi ini, penulis menerima bantuan, bimbingan, dukungan, maupun petunjuk dari banyak pihak. Oleh karena itu, penulis ingin menyampaikan rasa terima kasih kepada:

1. Tuhan yang Maha Esa atas rahmat dan karunia-Nya.
2. Kedua orangtua dan keluarga besar yang telah mendoakan, memberi semangat, memotivasi, dan nasihat untuk menyelesaikan skripsi ini.
3. Bapak Prof. Dr. Erwin, S.Si., M.Si. selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya dan Bapak Hadipurnawan Satria, M.Sc., Ph.D. selaku Ketua Jurusan Teknik Informatika.
4. Ibu Novi Yusliani, S.Kom., M.T. selaku Dosen Pembimbing Akademik dan Dosen Pembimbing I yang telah membantu memberikan arahan dan bimbingan serta dukungannya selama masa perkuliahan.
5. Bapak M. Naufal Rachmatullah, S.Kom., M.T. selaku Dosen Pembimbing II yang telah membantu memberikan arahan dan bimbingan.

6. Seluruh Dosen Jurusan Teknik Informatika dan Dosen Fakultas Ilmu Komputer yang telah membagikan ilmu dan pengetahuan selama masa perkuliahan.
7. Seluruh Staf Administrasi dan Pegawai yang telah membantu dalam urusan administrasi.
8. Sahabat dan teman-teman terdekat penulis.
9. Seluruh teman-teman penulis di Universitas Sriwijaya.
10. NCT *Dream*, yang melalui musik dan lirik-liriknyanya telah menjadi teman setia, sumber motivasi, dan sumber kekuatan di setiap proses penulisan skripsi ini.
11. Pihak-pihak lain yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan skripsi ini masih banyak sekali kekurangan dikarenakan kurangnya pengalaman dan pengetahuan penulis. Oleh karena itu, penulis mengharapkan saran dan kritik yang membangun guna kemajuan penelitian selanjutnya. Semoga tugas akhir ini dapat bermanfaat. Terima kasih.

Palembang, 8 Juli 2025
Penulis



Widya Fitriani

DAFTAR ISI

	Halaman
LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI	ii
TANDA LULUS UJIAN KOMPREHENSIF SKRIPSI	iii
HALAMAN PERNYATAAN	iv
MOTTO DAN PERSEMBAHAN	v
ABSTRACT	vi
ABSTRAK	vii
KATA PENGANTAR	viii
DAFTAR ISI	x
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR	xv
 BAB I PENDAHULUAN	 I-1
1.1 Pendahuluan	I-1
1.2 Latar Belakang Masalah	I-1
1.3 Rumusan Masalah	I-5
1.4 Tujuan Penelitian	I-5
1.5 Manfaat	I-5
1.6 Batasan Penelitian	I-6
1.7 Sistematika Penulisan	I-6
1.8 Kesimpulan	I-8
 BAB II KAJIAN LITERATUR	 II-1
2.1 Pendahuluan	II-1
2.2 Landasan Teori	II-1
2.2.1 Analisis Sentimen	II-1
2.2.2 <i>Pre-trained</i> model BERT	II-2
2.2.2.1 <i>Self-Attention Mechanism</i>	II-5
2.2.2.2 <i>Multi-Head Attention</i>	II-6
2.2.3 <i>Recurrent Neural Network</i>	II-7
2.2.4 <i>Confusion Matrix</i>	II-9
2.2.5 <i>Rational Unified Process (RUP)</i>	II-12
2.3 Penelitian Lain yang Relevan	II-14
2.4 Kesimpulan	II-16
 BAB III METODOLOGI PENELITIAN	 III-1
3.1 Pendahuluan	III-1
3.2 Pengumpulan Data	III-1
3.2.1 Jenis dan Sumber Data	III-1
3.2.2 Metode Pengumpulan Data	III-2
3.2.3 Penggabungan Data	III-3
3.3 Tahapan Penelitian	III-4

3.3.1	Mengumpulkan Data.....	III-4
3.3.2	Kerangka Kerja	III-5
3.3.2.1	<i>Pre-processing</i>	III-8
3.3.2.2	<i>Pre-trained BERT</i>	III-10
3.3.2.3	<i>Recurrent Neural Network</i>	III-10
3.3.2.4	Menentukan Kriteria Pengujian.....	III-11
3.3.2.5	Menentukan Format Pengujian.....	III-11
3.3.2.6	Alat Bantu Penelitian.....	III-11
3.3.2.7	Pengujian Penelitian.....	III-12
3.3.2.8	Analisis Hasil Pengujian dan Menarik Kesimpulan.....	III-13
3.4	Metode Pengembangan Perangkat Lunak	III-13
3.4.1	Fase <i>Inception</i>	III-13
3.4.2	Fase <i>Elaboration</i>	III-13
3.4.3	Fase <i>Construction</i>	III-14
3.4.4	Fase <i>Transition</i>	III-14
3.4.5	Manajemen Proyek Penelitian	III-15
3.5	Kesimpulan.....	III-18
BAB IV PENGEMBANGAN PERANGKAT LUNAK		IV-1
4.1	Pendahuluan	IV-1
4.2	Fase Insepsi	IV-1
4.2.1	Pemodelan Bisnis	IV-1
4.2.2	Kebutuhan Sistem	IV-2
4.2.3	Analisis Desain	IV-2
4.2.3.1	Analisis Kebutuhan Perangkat Lunak.....	IV-3
4.2.3.2	Analisis Data.....	IV-3
4.2.3.3	Analisis Teks <i>Pre-processing</i>	IV-3
4.2.3.4	Analisis <i>Pre-trained Language</i> BERT.....	IV-7
4.2.3.5	Analisis Metode RNN.....	IV-8
4.2.3.6	Analisis Hasil Prediksi.....	IV-10
4.2.3.7	Desain Perangkat Lunak.....	IV-11
4.3	Fase Elaborasi.....	IV-17
4.3.1	Pemodelan Bisnis	IV-17
4.3.1.1	Perancangan Data.....	IV-18
4.3.1.2	Desain Antarmuka.....	IV-18
4.3.2	Kebutuhan Sistem	IV-22
4.3.3	Analisis dan Perancangan	IV-22
4.3.3.1	Diagram <i>Activity</i>	IV-22
4.3.3.2	Diagram <i>Sequence</i>	IV-25
4.4	Fase Konstruksi	IV-26
4.4.1	Kebutuhan Sistem	IV-26
4.4.2	Implementasi	IV-28
4.4.2.1	Implementasi Kelas.....	IV-28
4.4.2.2	Implementasi Antarmuka.....	IV-28
4.5	Fase Transisi	IV-34
4.5.1	Pemodelan Bisnis	IV-34

4.5.2	Rencana Pengujian	IV-34
4.5.3	Implementasi	IV-35
4.6	Kesimpulan.....	IV-37
BAB V HASIL DAN ANALISIS PENELITIAN		V-1
5.1	Pendahuluan	V-1
5.2	Data Hasil Penelitian	V-1
5.2.1	Konfigurasi Percobaan	V-1
5.2.2	Data Hasil Konfigurasi.....	V-17
5.3	Analisis Hasil Penelitian	V-26
5.4	Kesimpulan.....	V-29
BAB VI KESIMPULAN.....		VI-1
6.1	Pendahuluan	VI-1
6.2	Kesimpulan.....	VI-1
6.3	Saran	VI-3
DAFTAR PUSTAKA		xv
LAMPIRAN		xv

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel II-1. Struktur Confusion Matrix	II-10
Tabel III-1. Contoh Data	III-5
Tabel III-2. Data sebelum dan setelah case folding	III-8
Tabel III-3. Data sebelum dan setelah proses cleaning	III-9
Tabel III-4. Data sebelum dan setelah stopwords removal	III-9
Tabel III-5. Data sebelum dan setelah proses lemmatization	III-10
Tabel III-6. Confusion Matrix	III-11
Tabel III-7. Alat Bantu Pengujian	III-12
Tabel III-8. Hasil Pengujian	III-13
Tabel III-9. Perencanaan Aktivitas Penelitian dengan WBS.....	III-15
Tabel IV-1. Kebutuhan Fungsional	IV-2
Tabel IV-2. Kebutuhan Non-fungsional	IV-2
Tabel IV-3. Contoh Data Konten Teks	IV-4
Tabel IV-4. Hasil Case Folding	IV-5
Tabel IV-5. Hasil Cleaning	IV-5
Tabel IV-6. Hasil Stopwords Removal.....	IV-6
Tabel IV-7. Hasil Lemmatization	IV-7
Tabel IV-8. Hasil Proses Tokenizing	IV-8
Tabel IV-9. Hasil Proses Embedding	IV-8
Tabel IV-10. Hyperparameter Model Tiga Label	IV-9
Tabel IV-11. Hyperparameter Model Dua Label	IV-10
Tabel IV-12. Hasil Prediksi	IV-11
Tabel IV-13. Definisi Aktor	IV-13
Tabel IV-14. Definisi Use Case Prediksi	IV-13
Tabel IV-15. Definisi Use Case Evaluasi	IV-13
Tabel IV-16. Skenario Use Case Prediksi	IV-14
Tabel IV-17. Skenario Use Case Evaluasi	IV-16
Tabel IV-18. Implementasi Kelas	IV-28
Tabel IV-19. Rencana Pengujian Use Case Prediksi	IV-34
Tabel IV-20. Rencana Pengujian Use Case Evaluasi	IV-35
Tabel IV-21. Pengujian Use Case Load Data	IV-36
Tabel IV-22. Pengujian Use Case Evaluasi	IV-36
Tabel V-1. Perbandingan Kombinasi dengan Parameter (Hidden Size 128, num layers 2, dropout 0.3, dan learning rate 1e-06).....	V-3
Tabel V-2. Perbandingan Kombinasi dengan Parameter (Hidden Size 128, num layers 3, dropout 0,3, dan learning rate 1e-05).....	V-3
Tabel V-3. Perbandingan Kombinasi dengan Parameter (Hidden Size 512, num layers 3, dropout 0,5, dan learning rate 1e-04).....	V-4

Tabel V-4. Perbandingan Kombinasi dengan Parameter (Hidden Size 256, num layers 3, dropout 0,5, dan learning rate 1e-05).....	V-4
Tabel V-5. Perbandingan Kombinasi dengan Parameter (Hidden Size 256, num layers 4, dropout 0,5, dan learning rate 1e-04).....	V-5
Tabel V-6. Perbandingan Kombinasi dengan Parameter (Hidden Size 512, num layers 4, dropout 0,5, dan learning rate 1e-05).....	V-6
Tabel V-7. Perbandingan Kombinasi dengan Parameter (Hidden Size 256, num layers 2, dropout 0,3, dan learning rate 1e-04).....	V-6
Tabel V-8. Perbandingan Kombinasi dengan Parameter (Hidden Size 256, num layers 3, dropout 0,5, dan learning rate 1e-04).....	V-7
Tabel V-9. Perbandingan Kombinasi dengan Parameter (Hidden Size 128, num layers 4, dropout 0,3, dan learning rate 1e-05).....	V-7
Tabel V-10. Perbandingan Kombinasi dengan Parameter (Hidden Size 256, num layers 3, dropout 0,3, dan learning rate 1e-05)	V-8
Tabel V-11. Perbandingan Kombinasi dengan Parameter (Hidden Size 256, num layers 2, dropout 0,2, dan learning rate 1e-06)	V-8
Tabel V-12. Perbandingan Kombinasi dengan Parameter (Hidden Size 256, num layers 3, dropout 0,5, dan learning rate 1e-06)	V-9
Tabel V-13. Perbandingan Kombinasi dengan Parameter (Hidden Size 256, num layers 3, dropout 0,2, dan learning rate 1e-06)	V-9
Tabel V-14. Perbandingan Kombinasi dengan Parameter (Hidden Size 256, num layers 4, dropout 0,2, dan learning rate 1e-06)	V-9
Tabel V-15. Perbandingan Kombinasi dengan Parameter (Hidden Size 256, num layers 3, dropout 0,2, dan learning rate 1e-05)	V-10
Tabel V-16. Perbandingan Kombinasi dengan Parameter (Hidden Size 512, num layers 4, dropout 0,3, dan learning rate 1e-04)	V-10
Tabel V-17. Ringkasan Data sebelum Penambahan Pseudo Labeling	V-12
Tabel V-18. Ringkasan Data setelah Penambahan Pseudo Labeling.....	V-12
Tabel V-19. Perbandingan Kombinasi dengan Hidden Size Berbeda	V-13
Tabel V-20. Perbandingan Kombinasi dengan Num Layers Berbeda	V-13
Tabel V-21. Perbandingan Kombinasi dengan Dropout Berbeda.....	V-14
Tabel V-22. Perbandingan Kombinasi dengan Learning Rate Berbeda	V-14
Tabel V-23. Perbandingan Kombinasi Parameter dengan Perbedaan Hidden Size	V-16
Tabel V-24. Perbandingan Kombinasi Parameter dengan Perbedaan Num Layers	V-16
Tabel V-25. Perbandingan Kombinasi Parameter dengan Perbedaan Dropout	V-16
Tabel V-26. Perbandingan Kombinasi Parameter dengan Perbedaan Learning Rate	V-17
Tabel V-27. Hasil Pengujian Dua Label dengan Hyperparameter Tiga Label ..	V-19
Tabel V-28. Hasil Pengujian Dua Label dengan Parameter Terbaik Dua Label	V-21
Tabel V-29. Hasil Pengujian Tiga Label.....	V-23
Tabel V-30. Hasil Pengujian Tiga Label dengan Fine Tuning.....	V-25
Tabel V-31. Perbandingan Hasil Pengujian	V-26

DAFTAR GAMBAR

Halaman

Gambar II-1. Representasi Masukan BERT (Devlin et al., 2019).....	II-3
Gambar II-2. Arsitektur Basic RNN (Mienye, Swart, and Obaido 2024).....	II-8
Gambar II-3. Confusion Matrix (Grandini, Bagli, and Visani 2020).....	II-10
Gambar II-4. Arsitektur RUP (Raharjo, 2017)	II-14
 Gambar III-1. Distribusi data pada dataset pertama	III-2
Gambar III-2. Distribusi data pada dataset kedua.....	III-2
Gambar III-3. Tahapan Penelitian	III-4
Gambar III-4. Arsitektur Analisis Sentimen terkait Aplikasi ChatGPT menggunakan BERT dan RNN	III-7
Gambar III-5. Tahapan pre-processing	III-8
 Gambar IV-1. Use Case Prediksi dan Evaluasi	IV-12
Gambar IV-2. Rancangan Antarmuka Prediksi untuk <i>Single Sentence</i>	IV-19
Gambar IV-3. Rancangan Antarmuka Prediksi berbentuk <i>File</i>	IV-20
Gambar IV-4. Rancangan Antarmuka Evaluasi.....	IV-21
Gambar IV-5. Diagram <i>Activity</i> Prediksi.....	IV-23
Gambar IV-6. Diagram <i>Activity</i> Evaluasi	IV-24
Gambar IV-7. Diagram <i>Sequence</i> Prediksi.....	IV-25
Gambar IV-8. Diagram <i>Sequence</i> Evaluasi	IV-26
Gambar IV-9. Diagram <i>Class</i> Analisis Sentimen	IV-27
Gambar IV-10. Antarmuka Prediksi untuk <i>Single Sentence</i>	IV-29
Gambar IV-11. Antarmuka Prediksi berbentuk <i>File</i>	IV-30
Gambar IV-12. Antarmuka Hasil Prediksi berbentuk <i>File</i>	IV-31
Gambar IV-13. Antarmuka Evaluasi	IV-32
Gambar IV-14. Antarmuka Hasil Evaluasi	IV-33
 Gambar V-1. Grafik <i>Loss</i> Model Dua Label dengan Parameter Terbaik Tiga Label	V-18
Gambar V-2. Confusion Matrix Dua Label dengan Parameter Terbaik Tiga Label	V-19
Gambar V-3. Grafik <i>Loss</i> Model Dua Label dengan Parameter Terbaik Dua Label	V-20
Gambar V-4. Confusion Matrix Dua Label dengan Parameter Dua Label.....	V-21
Gambar V-5. Grafik <i>Loss</i> Model Tiga Label.....	V-22
Gambar V-6. Confusion Matrix Tiga Label.....	V-23
Gambar V-7. Grafik <i>Loss</i> Model Tiga Label setelah fine tuning	V-24
Gambar V-8. Confusion Matrix Tiga Label setelah fine tuning	V-25

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Pendahuluan

Pada bab ini akan menjelaskan mengenai gambaran umum penelitian termasuk di dalamnya: latar belakang, rumusan masalah, tujuan dan manfaat penelitian, batasan masalah serta sistematika penulisan. Penelitian ini secara keseluruhan akan membahas analisis sentimen menggunakan *Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)* dan *Recurrent Neural Network (RNN)* pada teks berbahasa Inggris.

1.2 Latar Belakang Masalah

ChatGPT atau *Generative Pre-trained Transformer* merupakan sebuah layanan *chatbot* yang berbasis pada *Generative Pre-trained Transformer 3.5 (GPT-3.5)*, LLM dengan lebih dari 175 miliar parameter (Brown et al., 2020). ChatGPT adalah alat yang berbasis dialog kecerdasan buatan yang dapat menghasilkan respons layaknya seorang manusia (Tajik and Tajik, 2023). Dalam sebuah penelitian *online* atau survey yang dilakukan pada bulan April 2023 oleh populix ditemukan bahwa ChatGPT adalah alat AI yang paling populer di Indonesia dengan tercatat sekitar 52% responden telah menggunakan GPT. Selaras dengan *survey* yang dilakukan populix, *writer buddy* mengungkapkan bahwa ChatGPT adalah alat AI paling populer di dunia dengan total pengguna mencapai 14 juta atau mencakup lebih dari 60% total lalu lintas yang tercatat.

Dalam dunia bisnis, penting untuk mengetahui kualitas dari jasa yang ditawarkan sehingga pengguna tetap akan setia menggunakannya. Oleh karena itu, opini atau ulasan dari para pengguna menjadi hal yang sangat krusial. Opini tersebut dapat menjadi bahan evaluasi bagi perusahaan. Analisis sentimen dapat mengkategorikan teks yang berkaitan dengan masalah atau objek, apakah cenderung memiliki konteks negatif atau positif (Wahyudi dan Kusumawardhana 2021). Dalam pendapat lain, analisis sentimen merupakan sebuah teknik yang bertujuan untuk mengekstrak dan menilai opini, evaluasi, serta perasaan yang terdapat dalam teks (Sjoraida, Guna, dan Yudhakusuma 2024). Dalam praktiknya, analisis sentimen dapat membantu mengidentifikasi perasaan pengguna melalui proses menganalisis teks-teks *review* yang diberikan pengguna. Melalui hasil analisis sentimen, pengembang dapat melakukan perbaikan dan peningkatan fitur yang dapat membantu proses kelancaran bisnis.

Untuk memahami persepsi publik terhadap ChatGPT, beberapa studi telah dilakukan menggunakan pendekatan analisis sentimen. Salah satu penelitian membandingkan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dan *K-Nearest Neighbor* (KNN) dalam mengklasifikasikan ulasan pengguna ChatGPT di Google Play Store. Hasil penelitian menunjukkan bahwa SVM memiliki akurasi yang lebih tinggi dibandingkan KNN, yaitu 80% dan 71%, serta lebih mampu menangani fitur-fitur yang tidak relevan (Pamungkas dan Cahyono, 2024). Penelitian lain (Rifaldi, Ramadhan, dan Jaelani 2023) menggunakan algoritma *Naïve Bayes* untuk menganalisis *tweet* masyarakat terkait ChatGPT dan menunjukkan dominasi sentimen positif, dengan akurasi klasifikasi sebesar 80%. Kedua studi tersebut

membuktikan bahwa pendekatan *machine learning* mampu memberikan hasil yang cukup baik dalam analisis sentimen. Namun, untuk menangani kompleksitas bahasa alami yang lebih tinggi, diperlukan pendekatan yang lebih kuat, seperti *Recurrent Neural Network* (RNN) yang secara khusus dirancang untuk mengolah data sekuensial seperti teks.

RNN merupakan salah satu arsitektur jaringan yang populer. Jaringan ini bertugas untuk memproses data yang bersambung (sekuensial) (Faturohman, Irawan, dan Setianingsih 2020). Arsitektur ini menjadi populer karena struktur *recurrent* yang dimilikinya sehingga sangat cocok untuk dilakukan pemrosesan teks. RNN dapat menggunakan representasi kata terdistribusi sebelum mengubahnya menjadi vektor matriks (Lestandy, Abdurrahim, dan Syafa'ah 2020).

Penelitian yang dilakukan oleh (Faturohman, Irawan, dan Setianingsih 2020) berhasil mengidentifikasi sentimen pengguna terhadap layanan BPJS Kesehatan menggunakan model RNN dengan kinerja model sebesar *precision* 87%, *recall* 86,66%, dan *f-1 score* sebesar 86,63%, dan *accuracy* sebesar 86,67%. Penelitian lain (Lestandy, Abdurrahim, dan Syafa'ah 2020) mengangkat studi kasus vaksin COVID-19 dengan membandingkan metode antara RNN dan Naïve Bayes. Hasil akhir dari penelitian ini menunjukkan bahwa model *Recurrent Neural Network* (RNN) memiliki keunggulan yaitu perbaikan yang tinggi dibandingkan penelitian sebelumnya dan metode Naïve Bayes.

Dalam melakukan analisis sentimen diperlukan tahapan *word embedding*. Teknik *word embedding* atau penyematan kata adalah teknik mengubah teks menjadi sebuah representasi teks agar dapat dipahami dan diproses oleh komputer

secara efisien dan efektif (Johnson, Murty, and Navakanth 2023). Salah satu metode yang sedang banyak digunakan saat ini adalah BERT atau *Bidirectional Encoder Representations from Transformers*. Secara teknis, BERT mempelajari hubungan kontekstual antara kata-kata dalam teks masukan. BERT mengungguli semua algoritma yang ada dalam pengekstraksian *word embedding* (Mohammadi and Chapon 2020).

Penelitian (S et al., 2022) menggunakan dua teknik *word embedding*, yaitu GloVe dan BERT. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa *word embedding* BERT jauh lebih unggul dibandingkan dengan *word embedding* GloVe. Berdasarkan studi komparatif *word embedding* (Wang, Nulty, and Lillis 2020) membandingkan kinerja *word embedding* BERT, GloVe, dan word2Vec didapatkan bahwa BERT secara umum mengungguli GloVe dan word2vec terutama untuk kumpulan data dokumen yang panjang. Penelitian selanjutnya (Amin et al., 2022) yang menganalisis dua jenis *word embedding* dan skor kepentingan kata berlabel menunjukkan bahwa kinerja *word embedding* BERT lebih baik dibandingkan word2vec.

Penelitian ini melakukan analisis sentimen terhadap studi kasus chatGPT sebagai alat AI yang paling populer di dunia. Hasil dari analisis sentimen dapat diterapkan sebagai panduan dalam memperbaiki fitur-fitur chatGPT yang telah ada sekaligus sebagai bahan evaluasi bagi para pengembang. Fokus utama dari penelitian ini adalah melakukan analisis sentimen pada setiap ulasan. Penelitian ini menggunakan metode BERT yang berfokus sebagai *word embedding*. Selain itu,

penelitian ini juga akan menggunakan metode RNN sebagai alat klasifikasi sentimen.

1.3 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang penelitian tersebut, maka rumusan masalah penelitian sebagai berikut:

1. Bagaimana membangun model analisis sentimen menggunakan metode BERT dan RNN?
2. Bagaimana kinerja metode BERT dan RNN dalam analisis sentimen berdasarkan akurasi?

1.4 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan penelitian ini dilakukan adalah:

1. Menghasilkan model analisis sentimen menggunakan BERT dan RNN.
2. Mengetahui kinerja BERT dan RNN dalam analisis sentimen berdasarkan akurasi.

1.5 Manfaat

Manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini diharapkan dapat memperkaya literatur terkait analisis sentimen menggunakan metode BERT dan RNN dan sebagai referensi untuk digunakan kembali pada studi kasus yang lebih kompleks.

2. Melalui penelitian ini diharapkan dapat memudahkan pihak pengembang chatGPT dalam mengetahui persepsi pengguna dalam bentuk positif, negatif, maupun netral sehingga bisa menjadi acuan evaluasi dalam meningkatkan fitur-fiturnya.

1.6 Batasan Penelitian

Adapun batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Ulasan dataset yang digunakan adalah dataset berbahasa Inggris.
2. Label yang digunakan adalah positif, negatif, dan netral.
3. Sumber dataset pertama berasal dari *platform* Kaggle dengan jumlah dataset sebesar 210.934 dan sumber dataset kedua berasal dari *google play store* menggunakan teknik *scraping* dengan jumlah dataset sebesar 97.459.

1.7 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

BAB 1. PENDAHULUAN

Dalam bab ini membahas tentang latar belakang masalah, rumusan masalah, tujuan dan manfaat dari penelitian dan batasan masalah. Pokok-pokok pikiran pada bab ini akan menjadi acuan dasar pada bab selanjutnya.

BAB II. KAJIAN LITERATUR

Bab ini membahas tentang landasan teori yang akan digunakan dalam penelitian, diantaranya penjelasan mengenai Analisis Sentimen, *Bidirectional*

Encoder Representations from Transformers (BERT), Recurrent Neural Network (RNN), dan penelitian yang relevan.

BAB III. METODELOGI PENELITIAN

Dalam bab ini akan dijelaskan mengenai tahapan yang akan dilaksanakan untuk menyelesaikan penelitian ini. Pembahasan ini terkait proses pengumpulan data, rancangan perangkat lunak, dan tahapan-tahapan penelitian yang dibahas secara rinci dan sistematis.

BAB IV. PENGEMBANGAN PERANGKAT LUNAK

Bab ini akan menjelaskan mengenai proses perancangan perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian, diantaranya analisis kebutuhan perangkat lunak hingga evaluasi pengembangan perangkat lunak.

BAB V. HASIL DAN ANALISIS

Dalam bab ini membahas tentang hasil dari analisis sentimen menggunakan *Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)* dan *Recurrent Neural Network (RNN)* dalam teks berbahasa Inggris.

BAB VI. KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini memaparkan kesimpulan serta saran dari hasil penelitian yang telah dilakukan. Hasil penelitian ini dapat menjadi acuan untuk penelitian selanjutnya.

1.8 Kesimpulan

Bab ini telah menjelaskan terkait latar belakang masalah, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, dan batasan masalah serta sistematika penelitian dari penulisan yang akan dibuat.

DAFTAR PUSTAKA

- Amin et al. (2022). Using BERT Embeddings to Model Word Importance in Conversational Transcripts for Deaf and Hard of Hearing Users. *Proceedings of the Second Workshop on Language Technology for Equality, Diversity and Inclusion*, 35–40. <https://doi.org/10.18653/v1/2022.ltedi-1.5>
- Baruah R. D., & Organero, M. M. (2024). Explicit Context Integrated Recurrent Neural Network for applications in smart environments. *Expert Systems with Applications*, 255, 124752. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.124752>
- Brown et al. (2020). *Language Models are Few-Shot Learners* (No. arXiv:2005.14165). arXiv. <http://arxiv.org/abs/2005.14165>
- Chinnasamy et al. (2022). COVID-19 vaccine sentiment analysis using public opinions on Twitter. *Materials Today: Proceedings*, 64, 448–451. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2022.04.809>
- Dang, N. C., Moreno-García, M. N., and De La Prieta, F. (2020). Sentiment Analysis Based on Deep Learning: A Comparative Study. *Electronics*, 9(3), 483. <https://doi.org/10.3390/electronics9030483>
- Devlin et al. (2019). *BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding* (No. arXiv:1810.04805). arXiv. <http://arxiv.org/abs/1810.04805>
- Faturohman F., Irawan B., dan Setianingsih C. (2020). *Analisis Sentimen pada BPJS Kesehatan menggunakan Recurrent Neural Network*. 7(2), 4545.

- Fauzi, M. A. (2018). Random Forest Approach for Sentiment Analysis in Indonesian Language. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 12(1), 46. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v12.i1.pp46-50>
- Grandini, M., Bagli, E., and Visani, G. (2020). *Metrics for Multi-Class Classification: An Overview* (Version 1). arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2008.05756>
- Johnson, S. J., Murty, M. R., and Navakanth, I. (2023). A detailed review on word embedding techniques with emphasis on word2vec. *Multimedia Tools and Applications*, 83(13), 37979–38007. <https://doi.org/10.1007/s11042-023-17007-z>
- Lestandy M., Abdurrahim A., dan Syafa'ah L. (2021). Analisis Sentimen Tweet Vaksin COVID-19 Menggunakan Recurrent Neural Network dan Naïve Bayes. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 5(2). <https://doi.org/10.29207/resti.v5i4.3308>
- Mienye, I. D., Swart, T. G., and Obaido, G. (2024). Recurrent Neural Networks: A Comprehensive Review of Architectures, Variants, and Applications. *Information*, 15(9), 517. <https://doi.org/10.3390/info15090517>
- Mohammadi, S., and Chapon, M. (2020). Investigating the Performance of Fine-tuned Text Classification Models Based-on Bert. *2020 IEEE 22nd International Conference on High Performance Computing and Communications; IEEE 18th International Conference on Smart City; IEEE 6th International Conference on Data Science and Systems*

(HPCC/SmartCity/DSS), 1252–1257. <https://doi.org/10.1109/HPCC-SmartCity-DSS50907.2020.00162>

Pamungkas A. S., dan Cahyono N. (2023). Analisis Sentimen Review ChatGPT di Play Store menggunakan Support Vector Machine dan K-Nearest Neighbor. *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, 1-10. <https://doi.org/10.29408/edumatic.v8i1.24114>

Rifaldi M. I., Ramadhan Y. R., dan Jaelani I. (2024). Analisis Sentimen terhadap Aplikasi ChatGPT Pada Twitter Menggunakan Algoritma Naïve Bayes. *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-Sakti)*, 802–814. <http://dx.doi.org/10.30645/j-sakti.v7i2.687>

Rogers A., Kovaleva O., and Rumshisky A. (2020). A Primer in BERTology: What We Know About How BERT Work. *MIT Press*, 842–866. https://doi.org/10.1162/tacl_a_00349

S et al. (2022). BERT-Based Hybrid RNN Model for Multi-class Text Classification to Study the Effect of Pre-trained Word Embeddings. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 13(9). <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2022.0130979>

Schmidt, R. M. (2019). *Recurrent Neural Networks (RNNs): A gentle Introduction and Overview* (No. arXiv:1912.05911). arXiv. <http://arxiv.org/abs/1912.05911>

Septiana Y., Agustin Y. H., & Jungjunan A. R. (2024). Sistem Informasi Geografis Perumahan Menggunakan Metode Rational Unified Process. *Institut*

- Teknologi Garut*, 21, 131–140. <https://doi.org/10.33364/algoritma/v.21-1.1463>
- Sezerer, E., and Tekir, S. (2021). *A Survey On Neural Word Embeddings* (No. arXiv:2110.01804). arXiv. <http://arxiv.org/abs/2110.01804>
- Sjoraida, D. F., Guna, B. W. K., dan Yudhakusuma, D. (2024). Analisis Sentimen Film Dirty Vote Menggunakan BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers). *Jurnal JTik (Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi)*, 8(2), 393–404. <https://doi.org/10.35870/jtik.v8i2.1580>
- Tajik, E., and Tajik, F. (2023). *A comprehensive Examination of the potential application of Chat GPT in Higher Education Institutions*. <https://doi.org/10.36227/techrxiv.22589497.v1>
- Utami, H. (2022). Analisis Sentimen dari Aplikasi Shopee Indonesia Menggunakan Metode Recurrent Neural Network. *Indonesian Journal of Applied Statistics*, 5(1), 31. <https://doi.org/10.13057/ijas.v5i1.56825>
- Vaswani et al. (2017). Attention is all you need. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30, 5998–6008. <https://arxiv.org/abs/1706.03762>
- Wahyudi, R., dan Kusumawardana, G. (2021). Analisis Sentimen pada Aplikasi Grab di Google Play Store Menggunakan Support Vector Machine. *Jurnal Informatika*, 8(2), 200–207. <https://doi.org/10.31294/ji.v8i2.9681>
- Wang, C., Nulty, P., and Lillis, D. (2020). A Comparative Study on Word Embeddings in Deep Learning for Text Classification. *Proceedings of the*

4th International Conference on Natural Language Processing and Information Retrieval, 37–46. <https://doi.org/10.1145/3443279.3443304>

Yahya L., dan Mulyati M. (2022). Rancang Bangun Sistem Informasi menggunakan Metode Rational Unified Process (RUP) pada Salon Mobil Scuto. *Jurnal Ilmu Komputer*, 3(2). <https://doi.org/10.56869/klik.v3i2.383>