



UIN SUSKA RIAU

ANALISIS SENTIMEN BERBASIS ASPEK PADA LAYANAN KESEHATAN PUBLIK MENGGUNAKAN MODEL BERT

© Hak cipta milik UIN Suska Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak mengikuti kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

TUGAS AKHIR

Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat
untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer pada
Program Studi Sistem Informasi

Oleh:

MUHAMMAD RAFIQ POHAN
12250311460



State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SULTAN SYARIF KASIM RIAU
PEKANBARU

2026



UIN SUSKA RIAU

© Hak cipta milik UIN Suska Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang
1. Dilarang mengulip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
a. Pengulipan hanya untuk keperluan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
b. Pengulipan tidak mengikuti keperluan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

LEMBAR PERSETUJUAN

ANALISIS SENTIMEN BERBASIS ASPEK PADA LAYANAN KESEHATAN PUBLIK MENGGUNAKAN MODEL BERT

TUGAS AKHIR

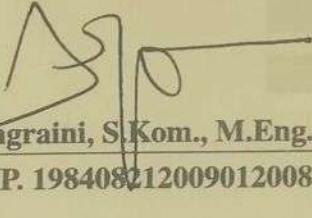
Oleh:

MUHAMMAD RAFIQ POHAN

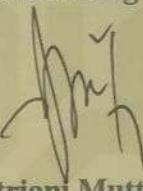
12250311460

Telah diperiksa dan disetujui sebagai laporan tugas akhir
di Pekanbaru, pada tanggal 21 Januari 2026

Ketua Program Studi


Angraini, S.Kom., M.Eng., Ph.D.
NIP. 198408212009012008

Pembimbing


Fitriani Muttakin, S.Kom., M.Cs.
NIP. 198606122020122014

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau



UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SULTAN SYARIF KASIM RIAU

© Hak cipta milik UIN Suska Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak mengikuti kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

LEMBAR PENGESAHAN

ANALISIS SENTIMEN BERBASIS ASPEK PADA LAYANAN KESEHATAN PUBLIK MENGGUNAKAN MODEL BERT

TUGAS AKHIR

Oleh:

MUHAMMAD RAFIQ POHAN

12250311460

Telah dipertahankan di depan sidang dewan penguji
sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer
Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau
di Pekanbaru, pada tanggal 15 Januari 2026

Pekanbaru, 15 Januari 2026

Mengesahkan,

Dekan

Dr. Yuslenita Muda, S.Si., M.Sc.

NIP. 197701032007102001

Ketua Program Studi

Angraini, S.Kom., M.Eng., Ph.D.

NIP. 198408212009012008

DEWAN PENGUJI:

Ketua : Nesdi Evrilyan Rozanda, S.Kom., M.Sc.

Sekretaris : Fitriani Muttakin, S.Kom., M.Cs.

Anggota 1 : Inggih Permana, ST., M.Kom.

Anggota 2 : Siti Monalisa, ST., M.Kom.

Lampiran Surat :

Nomor : Nomor 25/2021
Tanggal : 10 September 2021

SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertandatangan di bawah ini:

Muhammad Rafiq Pohran

: 12250311460

Indira

NIM

Trans. T. L. L. Vi

Tempat Tgl. Lahir : Bengkalis / 10 September 2003
Fakultas/Pascasarjana : Fakultas Sains & Teknologi

Pakultas/Pascasarjana : Fakultas Sains > 10

Prodi Sistem Informasi

Judul Disertasi/Thesis/Skripsi/Karya Ilmiah lainnya*:

Analisis Sentimen Berbasis Aspek pada layanan Kesehatan Publik menggunakan Model BERT

Menyatakan dengan sebenar-benarnya bahwa :

1. Penulisan Disertasi/Thesis/Skripsi/Karya Ilmiah lainnya* dengan judul sebagaimana tersebut di atas adalah hasil pemikiran dan penelitian saya sendiri.

2. Semua kutipan pada karya tulis saya ini sudah disebutkan sumbernya.

3. Oleh karena itu Disertasi/Thesis/Skripsi/Karya Ilmiah lainnya* saya ini, saya nyatakan bebas dari plagiat.

4. Apa bila dikemudian hari terbukti terdapat plagiat dalam penulisan Disertasi/Thesis/Skripsi/(Karya Ilmiah lainnya)* saya tersebut, maka saya besedia menerima sanksi sesua peraturan perundang-undangan.

Demikianlah Surat Pernyataan ini saya buat dengan penuh kesadaran dan tanpa paksaan dari pihak manapun juga.

Pekanbaru, 25 Januari 2026
Yang membuat pernyataan



NIM : 12250311460

*pilih salah satu sasuai jenis karya tulis



1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

LEMBAR HAK ATAS KEKAYAAN INTELEKTUAL

Tugas Akhir yang tidak diterbitkan ini terdaftar dan tersedia di Perpustakaan Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau adalah terbuka untuk umum, dengan ketentuan bahwa hak cipta ada pada penulis. Referensi kepustakaan diperkenankan dicatat, tetapi pengutipan atau ringkasan hanya dapat dilakukan atas izin penulis dan harus dilakukan mengikuti kaedah dan kebiasaan ilmiah serta menyebutkan sumbernya.

Penggandaan atau penerbitan sebagian atau seluruh Tugas Akhir ini harus memperoleh izin tertulis dari Dekan fakultas universitas. Perpustakaan dapat meminjamkan Tugas Akhir ini untuk anggotanya dengan mengisi nama, tanda peminjaman dan tanggal pinjam pada *form* peminjaman.



LEMBAR PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa dalam Tugas Akhir ini tidak terdapat karya yang pernah diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu Per-guruan Tinggi, dan sepanjang pengetahuan saya juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan di dalam daftar pustaka.

© Hak Cipta Universitas Islam Sultan Syarif Kasim Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak mengikuti kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

Pekanbaru, 21 Januari 2026

Penulis,

MUHAMMAD RAFIQ POHAN

NIM. 12250311460



LEMBAR PERSEMPERBAHAN

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Dengan menyebut nama Allah Yang Maha Pengasih lagi Maha Penyayang

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.

Dengan penuh rasa syukur ke hadirat Allah Subhanahu Wa Ta'ala, Peneliti mengucapkan segala puji dan terima kasih atas limpahan rahmat, hidayah, kekuatan, serta kesehatan yang senantiasa diberikan, sehingga Laporan Tugas Akhir ini dapat diselesaikan dengan baik. Tanpa izin dan pertolongan-Nya, Peneliti tidak akan mampu melalui seluruh proses penyusunan Tugas Akhir ini.

Pada kesempatan ini, Peneliti juga menyampaikan rasa terima kasih yang setulus-tulusnya kepada kedua orang tua tercinta, ayah dan ibu, atas segala dukungan, kasih sayang, doa, serta pengorbanan yang tiada henti. Ucapan terima kasih turut Peneliti sampaikan kepada keluarga besar yang selalu memberikan semangat, motivasi, dan kebahagiaan selama proses perkuliahan hingga penyelesaian Tugas Akhir ini. Segala perhatian dan kebaikan yang diberikan sangat berarti bagi Peneliti.

Peneliti mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Dosen Pembimbing yang telah meluangkan waktu, tenaga, dan pikiran dalam memberikan bimbingan, arahan, serta ilmu yang bermanfaat dengan penuh kesabaran. Dukungan dan motivasi yang diberikan menjadi bekal penting bagi Peneliti dalam menghadapi berbagai kendala selama penyusunan Tugas Akhir ini. Selain itu, Peneliti juga mengucapkan terima kasih kepada teman-teman dan sahabat seperjuangan yang senantiasa memberikan dukungan moral, kebersamaan, serta bantuan selama masa perkuliahan hingga terselesaikannya Tugas Akhir ini.

Akhir kata, Peneliti memberikan apresiasi kepada diri sendiri atas ketekunan, kerja keras, dan komitmen yang telah dijalani dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini. Berbagai tantangan yang dihadapi menjadi pelajaran berharga untuk terus melangkah maju dan tidak mudah menyerah. Semoga pencapaian ini dapat menjadi awal yang baik untuk meraih cita-cita dan kesuksesan di masa mendatang. Aamiin.

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.



KATA PENGANTAR

Alhamdulillahi Rabbil 'Alamin, segala puji bagi Allah Subhanahu Wa Ta'ala atas limpahan rahmat dan karunia-Nya sehingga Peneliti dapat menyelesaikan Tugas Akhir ini. Shalawat dan salam semoga selalu tercurah kepada Nabi Muhammad Shallallahu 'Alaihi Wa Sallam dengan mengucapkan Allahu'umm Shali 'Ala Sayyidina Muhammad Wa 'Ala Ali Sayyidina Muhammad. Tugas Akhir ini disusun sebagai salah satu syarat untuk meraih gelar Sarjana Komputer di Program Studi Sistem Informasi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau.

Beragam bentuk dukungan mulai dari materi, motivasi, dan dorongan moral telah Peneliti terima dari berbagai pihak selama menyusun Tugas Akhir ini. Peneliti menyampaikan rasa terima kasih yang tulus kepada:

1. Ibu Prof. Dr. Hj. Leny Nofianti MS, SE., M.Si., Ak sebagai Rektor Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau.
2. Ibu Dr. Yuslenita Muda, S.Si., M.Sc sebagai Dekan Fakultas Sains dan Teknologi.
3. Ibu Angraini, S.Kom., M.Eng., Ph.D sebagai Ketua Program Studi Sistem Informasi.
4. Ibu Dr. Rice Novita, S.Kom., M.Kom sebagai Sekretaris Program Studi Sistem Informasi.
5. Ibu Fitriani Muttakin, S.Kom., M.Cs sebagai Dosen Pembimbing Tugas Akhir sekaligus Dosen Pembimbing Kerja Praktek (KP), yang telah meluangkan banyak waktu untuk memberikan bimbingan, dukungan, arahan, dan ilmu yang sangat berharga bagi Peneliti
6. Ibu Roza Afifa, S.Pd., M.Hum Sebagai Pakar Penelitian Tugas Akhir.
7. Bapak Nesdi Evrilyan Rozanda, S.Kom., M.Sc sebagai Ketua Sidang Tugas Akhir yang telah memberikan motivasi, bimbingan, dan nasihat selama proses persidangan.
8. Bapak Inggh Permana, ST., M.Kom sebagai Dosen Pengaji I Tugas Akhir yang telah memberikan masukan, kritik, dan saran yang membangun demi kesempurnaan Tugas Akhir ini
9. Ibu Siti Monalisa, ST., M.Kom sebagai Dosen Pengaji II Tugas Akhir yang dengan teliti telah memberikan arahan, saran, dan panduan dalam proses penyelesaian penelitian ini
10. Bapak dan Ibu Dosen Program Studi Sistem Informasi Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau yang telah



1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber.

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak mengikuti kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

- berbagi ilmu bermanfaat serta memberikan motivasi sepanjang masa studi
11. Orang tua Peneliti tercinta, Ayahanda Ali Umar Pohan dan Ibunda Raja Sri Dewi Arya Sari yang tanpa lelah memberikan dukungan, doa yang tak putus, perhatian, dan kasih sayang yang luar biasa. Semua pengorbanan dan cinta yang diberikan menjadi sumber kekuatan utama bagi Peneliti. Semoga Allah membalas setiap doa dan kebaikan mereka dengan keberkahan yang melimpah
 12. Kakak Suci Ramadhani Pohan yang selalu menjadi penyemangat dan teman terbaik dalam melewati setiap tantangan selama penyusunan Tugas Akhir ini

Tugas Akhir ini masih mengandung banyak kekurangan dan kesalahan. Oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun sangat diharapkan untuk kesempurnaan di masa mendatang. Kritik dan saran dapat disampaikan kepada Peneliti melalui e-mail 12250311460@students.uin-suska.ac.id. Semoga Tugas Akhir ini memberikan manfaat bagi pengembangan ilmu pengetahuan dan bagi siapa saja yang membacanya. Aamiin.

Pekanbaru, 21 Januari 2026

Penulis,

MUHAMMAD RAFIQ POHAN

NIM. 12250311460



ANALISIS SENTIMEN BERBASIS ASPEK PADA LAYANAN KESEHATAN PUBLIK MENGGUNAKAN MODEL BERT

MUHAMMAD RAFIQ POHAN
NIM: 12250311460

Tanggal Sidang: 15 Januari 2026
Periode Wisuda:

Program Studi Sistem Informasi
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau
Jl. Soebrantas, No. 155, Pekanbaru

ABSTRAK

Pencapaian *Sustainable Development Goals* (SDGs) tujuan ketiga sangat bergantung pada kualitas pelayanan kesehatan publik yang prima. Saat ini, ulasan daring di platform digital menjadi sumber data berharga namun tidak terstruktur yang mencerminkan pengalaman nyata pasien. Analisis sentimen tradisional seringkali gagal menangkap detail spesifik karena narasi pasien umumnya mengandung opini terhadap berbagai aspek layanan secara bersamaan. Penelitian ini bertujuan mengimplementasikan model *Bidirectional Encoder Representations from Transformers* (BERT) untuk Analisis Sentimen Berbasis Aspek (ABSA) pada layanan kesehatan publik di Kota Pekanbaru. Sebanyak 9.542 ulasan dari sembilan rumah sakit dikumpulkan melalui teknik *web scraping* dari Google Maps. Metodologi penelitian mencakup pra-pemrosesan teks dan pengembangan model dua tahap menggunakan arsitektur IndoBERT untuk deteksi aspek dan klasifikasi sentimen. Hasil penelitian berhasil mengidentifikasi sembilan aspek utama: *accessibility, accuracy, consultation, efficiency, environment, interactions, safety, tangibility*, dan *timeliness*. Evaluasi menunjukkan model bekerja sangat efektif dengan nilai *F1-Score* sebesar 0,94 untuk aspek *interactions* dan 0,92 untuk *timeliness*. Temuan mengungkapkan bahwa kualitas interaksi interpersonal merupakan pendorong utama kepuasan, sedangkan ketepatan waktu pelayanan menjadi area kritis yang paling banyak dikeluhkan. Secara keseluruhan, penerapan IndoBERT terbukti mampu menghasilkan wawasan mendalam yang dapat ditindaklanjuti oleh penyedia layanan kesehatan guna meningkatkan kualitas pelayanan publik selaras dengan agenda pembangunan berkelanjutan.

Kata Kunci: Analisis Sentimen Berbasis Aspek, IndoBERT Layanan Kesehatan Publik, Model BERT, Natural Language Processing (NLP)



ASPECT-BASED SENTIMENT ANALYSIS IN PUBLIC HEALTH SERVICES USING BERT MODEL

MUHAMMAD RAFIQ POHAN
NIM: 12250311460

Date of Final Exam: January 15th 2026
Graduation Period:

*Department of Information System
Faculty of Science and Technology
State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau
Soebrantas Street, No. 155, Pekanbaru*

ABSTRACT

Achieving the third Sustainable Development Goal (SDG 3) relies heavily on the quality of superior public healthcare services. In the digital age, online reviews on digital platforms have become a rich but unstructured source of data reflecting real patient experiences. Conventional sentiment analysis often fails to capture specific details because patient narratives typically contain opinions on various service aspects simultaneously. This research aims to implement the Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) model for Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) of public health services in Pekanbaru. A total of 9,542 reviews from nine hospitals were collected via web scraping techniques from Google Maps. The research methodology involves text preprocessing and the development of a two-stage model using the IndoBERT architecture for aspect detection and sentiment classification. The results successfully identified nine key aspects: accessibility, accuracy, consultation, efficiency, environment, interactions, safety, tangibility, and timeliness. Evaluation demonstrates that the model performs highly effectively, reaching F1-Scores of 0.94 for interactions and 0.92 for timeliness. Findings reveal that the quality of interpersonal interactions is the primary driver of satisfaction, while timeliness is the most critical area of complaint. Overall, the application of IndoBERT is proven capable of generating deep and actionable insights for healthcare providers to enhance public service quality in alignment with the sustainable development agenda.

Keywords: Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA), BERT Model, IndoBERT, Natural Language Processing (NLP), Public Health Services



1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.
 - b. Pengutipan tidak mengikuti kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

DAFTAR ISI

LEMBAR PERSETUJUAN	ii
LEMBAR PENGESAHAN	iii
LEMBAR HAK ATAS KEKAYAAN INTELEKTUAL	iv
LEMBAR PERNYATAAN	v
LEMBAR PERSEMBAHAN	vi
KATA PENGANTAR	vii
ABSTRAK	ix
ABSTRACT	x
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR GAMBAR	xiv
DAFTAR TABEL	xv
DAFTAR SINGKATAN	xvi
1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah	5
1.3 Batasan Masalah	5
1.4 Tujuan	6
1.5 Manfaat	6
1.6 Sistematika Penulisan	6
2 LANDASAN TEORI	8
2.1 Analisis Sentimen	8
2.2 Tingkatan Sentimen Analisis	9
2.2.1 <i>Document Level</i> (Tingkat Dokumen)	10
2.2.2 <i>Sentence Level</i> (Tingkat Kalimat)	10
2.2.3 <i>Aspect Level</i> (Tingkat Aspek)	10



2.3	<i>Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA)</i>	11
2.4	Natural Language Processing (NLP)	12
2.5	Deep Learning	13
2.6	Model BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers)	14
2.7	Ekstraksi Aspek (Aspect Extraction)	15
2.8	Klasifikasi Sentimen Aspek (Aspect Sentiment Classification)	16
2.9	Kualitas Layanan Kesehatan Publik	17
2.10	Kajian Pendukung Penelitian	19
3	METODOLOGI PENELITIAN	22
3.1	Pengumpulan Data (<i>Data Collection</i>)	22
3.2	Pemberian Label Aspek dan Sentimen	23
3.3	Validasi Nilai Pelabelan Aspek dan Sentimen	23
3.4	Pra-pemrosesan Data (<i>Data Preprocessing</i>)	24
3.4.1	<i>Case Folding</i>	24
3.4.2	<i>Removing Special Character</i>	24
3.4.3	<i>Normalization</i>	24
3.4.4	<i>Tokenizer</i>	25
3.5	Pembagian Data	25
3.6	Pemodelan <i>Aspect-Based Sentiment Analysis</i>	25
3.6.1	<i>Deteksi Aspek (Aspect Extraction)</i>	26
3.6.2	<i>Klasifikasi Sentimen Berbasis Aspek (Sentiment Classification)</i>	26
3.7	Evaluasi Model BERT	26
4	HASIL ANALISA	28
4.1	Pengumpulan Data (<i>Data Collection</i>)	28
4.2	Pemberian Label Aspek dan Sentimen	30
4.3	Validasi Nilai Pelabelan Aspek dan Sentimen	34
4.4	Pra-pemrosesan Data (<i>Data Preprocessing</i>)	39
4.4.1	<i>Case Folding</i>	40
4.4.2	Menghilangkan Tanda Baca, Angka, dan Karakter Spesial .	42
4.4.3	Normalisasi	43
4.4.4	Tokenisasi	44
4.5	Pembagian Data	45
4.6	Pemodelan <i>Aspect-Based Sentiment Analysis</i>	46



4.6.1	Deteksi Aspek (<i>Aspect Extraction</i>)	46
4.6.2	Klasifikasi Sentimen Berbasis Aspek (<i>Aspect-Based Sentiment Classification</i>)	51
4.7	Hasil Analisa	56
4.7.1	Analisa Aspek Sentimen	56
4.7.2	Rekomendasi Strategi	57
4.7.3	Kontribusi Pengetahuan	58
5	PENUTUP	60
5.1	Kesimpulan	60
5.2	Saran	61

DAFTAR PUSTAKA

LAMPIRAN A DATA PENELITIAN

A - 1

LAMPIRAN B SURAT VALIDASI PAKAR

B - 1

DAFTAR GAMBAR

2.1 Pengaplikasian Sentimen Analisis	9
2.2 Tingkatan Sentimen Analisis	10
2.3 Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan pada Deep Learning	13
2.4 Model BERT	15
3.1 Metodologi Penelitian	22
4.1 Distribusi Aspek dan Sentimen	34
4.2 Distribusi Aspek Setelah Divalidasi	36
4.3 Distribusi Sentimen	37
4.4 Distribusi Aspek dan Sentimen Setelah Divalidasi	38
4.5 <i>Split Data</i>	45
4.6 <i>Training and Validation Loss Aspect Extraction</i>	48
4.7 Visualisasi Perbandingan Evaluasi <i>Aspect Extraction</i>	49
4.8 <i>Confussion Marrix Aspek</i>	50
4.9 Training and Validation Loss Sentimen Classification	52
4.10 <i>Confusion Matrix Sentiment Classification</i>	54
4.11 <i>WordCloud Aspect Sentiment Classification</i>	55
B.1 Surat Validasi Pakar	B - 1

DAFTAR TABEL

2.1	Kajian Pendukung Penelitian	19
4.1	Hasil Data yang Diperoleh	28
4.2	Jumlah Data yang Digunakan	30
4.3	Analisis Aspek dan Sentimen Ulasan Rumah Sakit	31
4.4	Jumlah Distribusi Aspek	32
4.5	Jumlah Distribusi Sentimen	33
4.6	Jumlah Ulasan Rumah Sakit setelah divalidasi	34
4.7	Distribusi Aspek setelah divalidasi	35
4.8	Jumlah Distribusi Sentimen Setelah Divalidasi	37
4.9	Jumlah Sentimen Berdasarkan Aspek	37
4.10	Hasil Multi-Aspek Dan Multi-Sentimen	40
4.11	Hasil Tahap Case Folding	41
4.12	Hasil Pre-Processing Removing Special Character	42
4.13	Hasil Pre-Processing Normalisasi	43
4.14	Hasil Tokenisasi	44
4.15	Representasi Label Biner pada Dataset	47
4.16	Metrik Performa Model Berdasarkan Aspek	48
4.17	Representasi Label pada Aspect Sentiment Classification	51
4.18	Metrik Performa Klasifikasi Sentimen	53
A.1	Data Penelitian	A - 1



DAFTAR SINGKATAN

ABSA	: Aspect-Based Sentiment Analysis
ACD	: Aspect Category Detection
ACOS	: Aspect-Category-Opinion-Sentiment
ANN	: Artificial Neural Networks
ASC	: Aspect Sentiment Classification
ATE	: Aspect Term Extraction
BART	: Bidirectional and Auto-Regressive Transformers
BCE	: Binary Cross Entropy
BERT	: Bidirectional Encoder Representations from Transformers
BPJS	: Badan Penyelenggara Jaminan Sosial
CNN	: Convolutional Neural Networks
CRF	: Conditional Random Fields
CSV	: Comma Separated Values
DL	: Deep Learning
DNN	: Deep Neural Networks
ERACS	: Enhanced Recovery After Cesarean Surgery
GAT	: Graph Attention Network
GCN	: Graph Convolutional Networks
GRU	: Gated Recurrent Unit
ICL	: In-Context Learning
IGD	: Instalasi Gawat Darurat
JKN	: Jaminan Kesehatan Nasional
KBBI	: Kamus Besar Bahasa Indonesia
NLP	: Natural Language Processing
LLM	: Large Language Model
LSTM	: Long Short-Term Memory
MLM	: Masked Language Modeling
NB	: Naïve Bayes
PBB	: Perserikatan Bangsa-Bangsa
POS	: Part-of-Speech
SDGs	: Sustainable Development Goals
SVM	: Support Vector Machine
TAN	: Topic-Attention Network
TF-IDF	: Term Frequency-Inverse Document Frequency



1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak mengikuti kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Sustainable Development Goals (SDGs) merupakan sebuah kerangka kerja yang diadopsi secara resmi oleh Majelis Umum Perserikatan Bangsa-Bangsa (PBB) pada tahun 2015, yang dimana hal ini dirancang untuk mendorong kemakmuran dan perdamaian bagi seluruh umat manusia saat ini dan di masa depan (Fonseca, Domingues, dan Dima, 2020). Secara fundamental, SDGs bertujuan untuk memberantas kemiskinan dan memastikan bahwa seluruh umat manusia dapat hidup dalam harmoni dan kesejahteraan (Aslam dkk., 2024). Dari 17 tujuan yang ada, SDG 3 yaitu "Kehidupan Sehat dan Sejahtera" secara spesifik berfokus pada kesehatan dengan target untuk "menjamin kehidupan yang sehat dan mendorong kesejahteraan bagi semua orang di segala usia" (Chotchoungchatchai dkk., 2020). Pencapaian tujuan ini sangat bergantung pada ketersediaan pelayanan publik yang berkualitas, terutama melalui pendekatan layanan kesehatan primer (*primary health care*) yang bertujuan untuk mencapai tingkat kesehatan setinggi mungkin dengan menyediakan berbagai layanan yang dapat diakses, mulai dari promosi kesehatan, pencegahan penyakit, pengobatan, rehabilitasi, hingga perawatan paliatif (Chotchoungchatchai dkk., 2020). Dengan demikian, kualitas pelayanan kesehatan yang baik tidak hanya menjadi cerminan keberhasilan pemerintah, tetapi juga merupakan pilar fundamental untuk mewujudkan agenda pembangunan berkelanjutan 2030 (Aftab dkk., 2020).

Untuk menjaga dan meningkatkan kualitas pelayanan tersebut, penyedia layanan kesehatan publik di Indonesia menerapkan berbagai instrumen resmi, seperti Indeks Kepuasan Masyarakat (IKM) yang berpedoman pada Permenpan-RB Nomor 14 Tahun 2017 (Pramistita dan Mesra, 2024). Selain itu, metode sistematis seperti sistem manajemen mutu ISO 9001 (Anggraini, Purnamasari, dan Melinda, 2021), Standar Pelayanan Minimal (SPM), hingga pendekatan *Total Quality Management* (*TQM*) digunakan untuk menstandarisasi proses bisnis dan meningkatkan kepercayaan pelanggan (Anggraini dkk., 2021). Proses perbaikan aspek layanan ini umumnya dilakukan melalui siklus *Plan-Do-Check-Act* (*PDCA*) dan audit operasional rutin untuk mengidentifikasi area yang membutuhkan perbaikan serta memberikan rekomendasi tindakan koreksi (Haryadi, Setiawan, dan Maengkom, 2024). Namun, metode-metode ini memiliki keterbatasan signifikan, seperti ketergantungan pada komitmen manajemen yang seringkali berfluktuasi atau hanya meningkat



menjelang waktu audit saja (Anggraini dkk., 2021). Instrumen seperti IKM juga seringkali memiliki kelemahan dalam menangkap detail keluhan spesifik pasien, terutama terkait aspek kecepatan pelayanan dan kepastian jadwal, serta pengolahan datanya masih banyak yang bersifat manual tanpa sistem basis data yang terintegrasi (Pramistita dan Mesra, 2024).

Di era digital saat ini, cara masyarakat memberikan umpan balik terhadap kualitas pelayanan publik, termasuk layanan kesehatan, telah bertransformasi secara signifikan. Platform digital seperti media sosial (Twitter, Facebook), forum kesehatan, dan situs ulasan dokter telah menjadi saluran utama bagi pasien untuk berbagi pengalaman, opini, dan sikap mereka mengenai kinerja rumah sakit (Paul, Pandit, dan Bhardwaj, 2022). Setiap hari, volume besar data ulasan ini terus bertambah, menciptakan sumber data yang sangat kaya namun bersifat tidak terstruktur (*unstructured free-text*) (Khanbhai dkk., 2021). Kumpulan opini ini merupakan aset berharga yang dapat memberikan wawasan mendalam mengenai kebutuhan pasien dan area yang memerlukan perbaikan (Shah, Yan, Shah, dkk., 2021). Namun, besarnya volume data ini membuat analisis manual menjadi tidak mungkin dilakukan, dibutuhkan sumber daya manusia yang sangat besar dan prosesnya tidak efisien (Nawab, Ramsey, dan Schreiber, 2020), (Kowalski, Esteve, dan Jankin Mikhaylov, 2020). Akibatnya, banyak masukan berharga dari pasien seringkali kurang dimanfaatkan (Cammel dkk., 2020). Oleh karena itu, diperlukan sebuah pendekatan komputasi seperti *Natural Language Processing (NLP)* untuk dapat mengekstrak informasi yang bermakna dari data teks tersebut secara efisien dan sistematis (Nawab dkk., 2020).

Untuk mengolah opini publik yang tidak terstruktur tersebut, salah satu pendekatan komputasi yang populer adalah analisis sentimen. Analisis sentimen, atau sering disebut opinion mining, bertujuan untuk mengevaluasi pemikiran, emosi, dan perilaku masyarakat dalam sebuah teks dengan mengklasifikasikannya ke dalam kategori sentimen positif, negatif, atau netral (Paul dkk., 2022), (Setiawan dkk., 2020). Dalam konteks kesehatan, analisis sentimen memungkinkan penyedia layanan untuk memahami perasaan pasien, mengidentifikasi celah dalam pengalaman mereka, dan menerapkan tindakan perbaikan secara tepat waktu (Paul dkk., 2022). Berbagai penelitian sebelumnya telah menerapkan metode *machine learning* konvensional untuk tugas ini. Pendekatan *supervised learning*, di mana sebagian data dilabeli secara manual untuk melatih model, merupakan metode yang umum digunakan (Khanbhai dkk., 2021). Di antara berbagai algoritma yang ada, *Support Vector Machine (SVM)* dan *Naïve Bayes (NB)* merupakan dua model klasifikasi yang efektif dalam tugas ini.



fikasi yang sering diaplikasikan dan secara konsisten menunjukkan performa yang baik dalam klasifikasi dokumen dan sentimen pada suatu ulasan (Khanbhai dkk., 2021). Metode-metode awal ini seringkali bergantung pada rekayasa fitur manual (*hand-crafted feature engineering*) yang dirancang untuk dapat mengenali pola sentimen dalam teks (Setiawan dkk., 2020).

Meskipun metode-metode tersebut berhasil mengidentifikasi polaritas sentimen secara umum, kelemahan utamanya adalah kecenderungan untuk menyimpulkan sentimen dari keseluruhan teks tanpa memperhatikan nuansa atau target opini yang spesifik (Setiawan dkk., 2020). Narasi dari pasien seringkali mengandung sentimen ganda dan bisa membahas lebih dari satu aspek pelayanan dalam satu komentar, sehingga ekstraksi informasi menjadi sebuah tantangan (Khanbhai dkk., 2021). Sebagai contoh, dalam sebuah ulasan seperti "Dokter di Rumah Sakit X sangat peduli dan membantu, tetapi seluruh rumah sakit sangat kotor," model sentimen umum dapat salah mengklasifikasikannya sebagai netral atau bahkan positif (Setiawan dkk., 2020). Demikian pula pada ulasan "Perawatnya sangat perhatian... Saya tidak suka dokter saya," sentimen positif terhadap perawat dan sentimen negatif terhadap dokter akan hilang jika ulasan tersebut hanya diklasifikasikan secara keseluruhan (Nawab dkk., 2020). Kesalahan deteksi polaritas ini terjadi karena teks opini pengguna seringkali ditujukan pada dua atau lebih aspek dengan polaritas yang berbeda (Setiawan dkk., 2020). Kegagalan dalam menangkap detail krusial seperti ini menunjukkan bahwa untuk mendapatkan wawasan yang mendalam dan dapat ditindaklanjuti, diperlukan analisis pada level yang lebih spesifik, yaitu level aspek.

Untuk mengatasi kelemahan tersebut, Analisis Sentimen Berbasis Aspek (ABSA) hadir sebagai solusi yang mampu mengidentifikasi aspek-aspek spesifik dalam teks (misalnya: 'pelayanan perawat', 'fasilitas', 'biaya administrasi') dan kemudian menentukan sentimen untuk setiap aspek tersebut (Setiawan dkk., 2020). Pendekatan-pendekatan awal untuk ABSA banyak mengandalkan metode machine learning konvensional seperti *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine (SVM)*, dan *Conditional Random Fields (CRF)* (Laskari dan Sanampudi, 2016), (Maitama, Idris, Abdi, Shuib, dan Fauzi, 2020). Namun, metode-metode ini memiliki kelemahan yang signifikan, yaitu sangat bergantung pada kualitas fitur yang direkayasa secara manual (*hand-crafted features*) (Laskari dan Sanampudi, 2016), (Ahmad, Khan, Alarfaj, dan Alreshoodi, 2025). Proses rekayasa fitur ini tidak hanya rumit dan memakan banyak waktu, tetapi juga seringkali membutuhkan keahlian teknis di bidang linguistik untuk dapat mengekstrak fitur yang relevan secara efektif

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak mengikuti kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

(Setiawan dkk., 2020). Selain itu, model-model ini seringkali gagal menangkap hubungan kontekstual yang kompleks antar kata dalam sebuah kalimat, sehingga kinerjanya terbatas ketika dihadapkan pada struktur kalimat yang rumit atau makna kata yang ambigu (Kumar, Gupta, Gupta, dan Gupta, 2023). Ketergantungan pada fitur yang dirancang secara manual dan ketidakmampuan memahami konteks secara mendalam inilah yang menjadi masalah utama yang membatasi akurasi metode-metode ABSA generasi awal (Ahmad dkk., 2025).

Perkembangan signifikan dalam bidang *Natural Language Processing (NLP)* melahirkan model-model berbasis transformer, dengan salah satu yang paling berpengaruh adalah BERT (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*) (Devlin, Chang, Lee, dan Toutanova, 2019). Berbeda secara fundamental dari model-model sekuensial sebelumnya seperti LSTM atau GRU yang memproses teks secara satu arah (dari kiri ke kanan atau sebaliknya), BERT dirancang untuk membaca seluruh urutan kata secara bersamaan (bersifat bidirectional) (Devlin dkk., 2019). Kemampuan ini memungkinkan BERT untuk membangun pemahaman konteks sebuah kata secara mendalam berdasarkan semua kata di sekitarnya, baik di sisi kiri maupun kanan. Dengan demikian, BERT mampu menangkap representasi kontekstual yang jauh lebih kaya dan akurat, mengatasi salah satu kelemahan utama dari arsitektur-arsitektur sebelumnya (Narayanaswamy, 2021). Sejumlah penelitian telah membuktikan bahwa penerapan BERT secara signifikan meningkatkan kinerja pada tugas ABSA. Berbagai model yang dibangun di atas arsitektur BERT terbukti secara konsisten mengungguli model-model *baseline* kuat seperti LSTM dan mencapai hasil *state-of-the-art* pada beberapa dataset benchmark (Narayanaswamy, 2021), (Sun, Huang, dan Qiu, 2019). Keunggulan ini juga berlaku untuk sub-tugas fundamental dalam ABSA, di mana proses fine-tuning pada model BERT terbukti sangat efektif untuk tugas ekstraksi aspek di berbagai domain ulasan (Akram dan Sabir, 2023). Keunggulan inilah yang menjadikan BERT sebagai model yang sangat menjanjikan untuk analisis sentimen berbasis aspek yang lebih akurat dan peka terhadap konteks.

Berdasarkan research gap yang telah diuraikan, terlihat bahwa analisis sentimen konvensional gagal menangkap detail opini publik, sementara metode Analisis Sentimen Berbasis Aspek (ABSA) tradisional memiliki keterbatasan dalam memahami konteks akibat ketergantungan pada rekayasa fitur manual (Laskari dan Sanampudi, 2016), (Ahmad dkk., 2025). Keterbatasan ini menegaskan adanya kebutuhan untuk menerapkan model yang lebih canggih pada domain-domain spesifik yang belum banyak dieksplorasi, seperti domain layanan kesehatan (Ahmad

dkk., 2025). Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan penerapan model BERT untuk analisis sentimen berbasis aspek pada ulasan layanan kesehatan publik di Indonesia. Penelitian ini secara spesifik bertujuan untuk mengidentifikasi aspek-aspek layanan kesehatan yang paling sering didiskusikan oleh masyarakat dalam ulasan daring, dan menganalisis polaritas sentimen (positif, negatif, atau netral) pada setiap aspek tersebut secara akurat dengan memanfaatkan kemampuan pemahaman konteks mendalam dari model BERT. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan evaluasi yang lebih detail dan dapat ditindaklanjuti (*actionable*) bagi penyedia layanan kesehatan dan pembuat kebijakan untuk meningkatkan kualitas pelayanan publik, yang pada akhirnya sejalan dengan upaya pencapaian Tujuan Pembangunan Berkelanjutan (SDGs) di bidang kesehatan.

1.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Bagaimana kinerja model BERT dalam melakukan deteksi aspek layanan kesehatan pada ulasan layanan kesehatan publik?
2. Bagaimana kinerja model BERT dalam mengklasifikasikan polaritas sentimen (positif, negatif, dan netral) terhadap setiap aspek layanan kesehatan yang teridentifikasi?

1.3 Batasan Masalah

Penelitian ini memiliki beberapa batasan sebagai berikut:

1. Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa ulasan layanan kesehatan publik yang diperoleh melalui proses *scraping* dari platform Google Maps.
2. Objek penelitian dibatasi pada rumah sakit di wilayah Kota Pekanbaru yang memiliki jumlah ulasan yang memadai untuk dianalisis.
3. Aspek layanan kesehatan yang dianalisis ditentukan berdasarkan kerangka aspek yang diadopsi dari penelitian terdahulu yang relevan, sehingga penelitian ini tidak bertujuan untuk menemukan aspek baru secara eksploratif.
4. Analisis sentimen dibatasi pada tiga kategori polaritas, yaitu positif, negatif, dan netral.
5. Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah BERT yang telah disesuaikan (*fine-tuned*) untuk tugas deteksi aspek dan klasifikasi sentimen berbasis aspek, tanpa melakukan perbandingan dengan model deep learning lainnya.
6. Penelitian ini difokuskan pada analisis teks ulasan berbahasa Indonesia.



1.4 Tujuan

Tujuan utama dari penelitian ini adalah:

1. Mengevaluasi kemampuan model BERT dalam melakukan deteksi aspek layanan kesehatan pada ulasan layanan kesehatan publik di Pekanbaru.
2. Mengevaluasi kinerja model BERT dalam mengklasifikasikan polaritas sentimen terhadap masing-masing aspek layanan kesehatan berdasarkan metrik evaluasi yang relevan.

1.5 Manfaat

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai berikut:

1. Memberikan gambaran sentimen masyarakat terhadap layanan kesehatan di Pekanbaru berdasarkan aspek-aspek spesifik.
2. Menunjukkan potensi penggunaan model BERT dalam analisis sentimen berbasis aspek di sektor pelayanan publik.
3. Memberikan kontribusi terhadap pengembangan sistem evaluasi layanan publik berbasis data ulasan dari media online.
4. Memberikan pengetahuan dan rekomendasi dari model yang digunakan sebagai sistem otomasi analisis untuk ulasan baru di masa depan, sehingga pihak rumah sakit dapat memantau performa layanan secara *real-time*.

1.6 Sistematika Penulisan

Penelitian ini disusun secara sistematis ke dalam lima bab untuk memudahkan pemahaman terhadap alur penelitian yang dilakukan. Adapun sistematika penulisan dalam skripsi ini adalah sebagai berikut:

BAB 1. PENDAHULUAN

Bab ini membahas gambaran umum penelitian yang meliputi latar belakang penelitian, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, serta sistematika penulisan sebagai kerangka penyusunan skripsi secara keseluruhan.

BAB 2. LANDASAN TEORI

Bab ini menguraikan landasan teori yang mendukung penelitian, meliputi konsep layanan kesehatan publik, analisis sentimen, analisis sentimen berbasis aspek (*Aspect-Based Sentiment Analysis*), *Natural Language Processing (NLP)*, serta model BERT dan arsitektur transformer. Selain itu, bab ini juga membahas penelitian-penelitian terdahulu yang relevan sebagai dasar pengembangan dan pembanding penelitian yang dilakukan.

BAB 3. METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini menjelaskan tahapan penelitian secara sistematis, mulai dari pengumpulan data ulasan layanan kesehatan dari Google Maps, proses prapemrosesan data, penentuan aspek layanan kesehatan, perancangan dan pelatihan model deteksi aspek serta model klasifikasi sentimen berbasis aspek menggunakan BERT, hingga metode evaluasi kinerja model yang digunakan dalam penelitian.

BAB 4. HASIL ANALISA

Bab ini menyajikan hasil eksperimen dan evaluasi dari model yang diusulkan, meliputi hasil deteksi aspek dan klasifikasi sentimen pada setiap aspek layanan kesehatan. Pembahasan dilakukan berdasarkan metrik evaluasi yang digunakan serta analisis terhadap performa model dalam menangani permasalahan ketidakseimbangan data dan kompleksitas konteks pada ulasan layanan kesehatan.

BAB 5. PENUTUP

Bab ini berisi kesimpulan yang diperoleh dari hasil penelitian serta saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya yang berkaitan dengan analisis sentimen berbasis aspek pada layanan kesehatan publik.



BAB 2

LANDASAN TEORI

Bab ini menyajikan kerangka teoretis yang menjadi dasar penelitian, mencakup konsep-konsep, metode, dan teknologi yang relevan dengan analisis sentimen berbasis aspek pada layanan publik. Uraian ini disintesis dari berbagai sumber pustaka ilmiah yang mutakhir, termasuk jurnal, prosiding konferensi, dan penelitian terkait lainnya. Pembahasan akan dimulai dari konsep umum analisis sentimen, berlanjut ke pendekatan yang lebih spesifik seperti *Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA)*, teknologi pendukungnya seperti *Natural Language Processing (NLP)* dan *Deep Learning*, hingga pendalaman pada model BERT dan sub-tugasnya. Bab ini ditutup dengan pembahasan mengenai konteks layanan publik sebagai domain penelitian.

2.1 Analisis Sentimen

Analisis sentimen, yang juga dikenal sebagai opinion mining, adalah sebuah teknik pemrosesan bahasa alami (NLP) yang dirancang secara sistematis untuk mengidentifikasi, memahami, dan mengekstrak opini, sentimen, serta subjektivitas dari sebuah data tekstual (Hong dan He, 2025)(Wei, Hu, Chen, dan Wang, 2025). Proses ini menggunakan algoritma dan model komputasi untuk menganalisis ekspresi emosional guna menentukan keadaan emosional dari suatu teks, yang umumnya diklasifikasikan menjadi polaritas positif, negatif, atau netral (Wei dkk., 2025). Tujuan utama dari analisis sentimen adalah untuk memahami sikap emosional yang diekspresikan oleh pengguna, sehingga dapat mengungkap tren opini dan persepsi terhadap suatu produk, layanan, peristiwa, atau topik tertentu (Wei dkk., 2025). Dengan demikian, analisis sentimen menjadi alat yang sangat krusial bagi organisasi untuk membuat keputusan yang lebih tepat berdasarkan umpan balik yang terstruktur. Proses analisis sentimen mencakup berbagai metode yang memungkinkan penilaian terhadap opini klien mengenai layanan atau produk tertentu.

Analisis sentimen dapat diterapkan pada beberapa tingkatan, mulai dari level dokumen, kalimat, hingga level kata dalam teks (Hong dan He, 2025). Pendekatan yang umum digunakan mencakup metode berbasis leksikon (*dictionary-based*), di mana sentimen ditentukan berdasarkan kamus kata yang telah memiliki skor polaritas, dan metode berbasis machine learning serta pendekatan hibrida (Hong dan He, 2025)(Wei dkk., 2025). Seiring dengan masifnya volume data tidak

terstruktur yang dihasilkan di media sosial dan platform online lainnya, metode berbasis *deep learning* mendapatkan perhatian yang semakin besar karena kemampuannya dalam menangani data skala besar dan mencapai hasil yang canggih (*state-of-the-art*) (Wei dkk., 2025)(Hong dan He, 2025). Analisis ini sangat relevan untuk mengukur kepuasan publik terhadap layanan yang diberikan, di mana ulasan dari masyarakat menjadi sumber data utama untuk evaluasi.

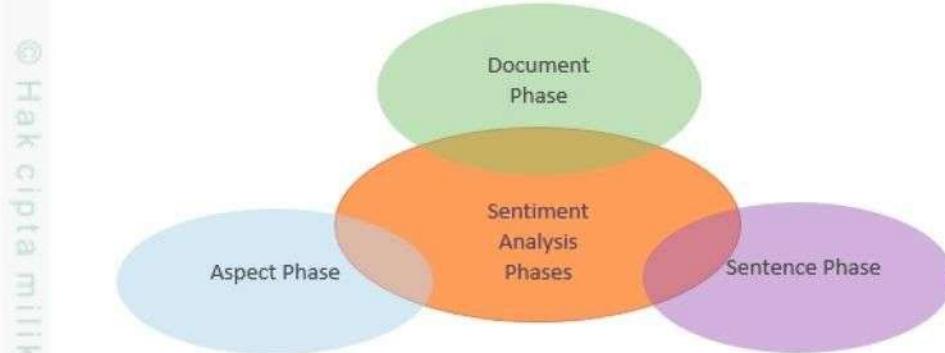


Gambar 2.1. Pengaplikasian Sentimen Analisis (Wankhade, Rao, dan Kulkarni, 2022)

Melalui Gambar 2.1 pemanfaatan NLP dan *text mining*, subjektivitas di dalam teks dapat diidentifikasi secara otomatis untuk mengungkap tren persepsi publik terhadap suatu layanan. Namun demikian, meskipun analisis sentimen mampu memberikan gambaran umum mengenai kepuasan masyarakat, pendekatan ini memiliki keterbatasan dalam menangkap opini terhadap fitur atau aspek spesifik secara mendetail. Oleh karena itu, diperlukan analisis pada tingkat yang lebih rinci untuk memahami alasan spesifik di balik sentimen tersebut.

2.2 Tingkatan Sentimen Analisis

Analisis sentimen merupakan bidang yang dinamis dan dapat dipelajari melalui berbagai tahapan atau tingkatan untuk menangkap kompleksitas pendapat manusia secara akurat. Secara umum, penelitian dalam bidang ini membagi proses ekstraksi opini ke dalam tiga tingkatan utama, yaitu tingkat dokumen (*document phase*), tingkat kalimat (*sentence phase*), dan tingkat aspek (*aspect phase*) (Sharma dan Goyal, 2023). Pemilihan tingkatan ini sangat bergantung pada kedalaman informasi yang ingin digali dari data teksual yang tersedia, hal tersebut dapat dijelaskan lebih detail pada Gambar 2.2



Gambar 2.2. Tingkatan Sentimen Analisis

(Sharma dan Goyal, 2023)

2.2.1 *Document Level* (Tingkat Dokumen)

Pada tingkatan ini, sistem melakukan analisis sentimen dengan mengasumsikan bahwa seluruh isi dokumen hanya mengekspresikan satu polaritas sentimen tunggal (Sharma dan Goyal, 2023). Pendekatan ini bertujuan untuk mengklasifikasikan unit teks yang besar, seperti satu bab buku atau ulasan utuh, ke dalam kategori positif, negatif, atau netral. Meskipun terlihat sederhana, tantangan terbesar pada tingkat dokumen adalah ketika dokumen tersebut mencakup berbagai domain atau bahasa yang berbeda (*cross-domain* dan *cross-linguistic*), yang memerlukan teknik pembelajaran baik secara terarah (*supervised*) maupun tidak terarah (*unsupervised*) untuk mencapai akurasi yang optimal (Sharma dan Goyal, 2023).

2.2.2 *Sentence Level* (Tingkat Kalimat)

Analisis pada tingkatan kalimat ini memiliki tingkat ketelitian yang lebih tinggi dibandingkan analisis dokumen karena setiap kalimat diproses secara terpisah untuk menentukan polaritasnya (Sharma dan Goyal, 2023). Pendekatan ini sangat cocok digunakan ketika suatu ulasan atau teks memuat beragam emosi dalam satu dokumen. Tujuan utama pada tahap ini adalah melakukan klasifikasi subjektivitas guna membedakan kalimat yang bersifat faktual (objektif) dengan kalimat yang mengandung pendapat (subjektif). Meskipun demikian, sistem kerap mengalami kendala dalam menangani kalimat bersifat kondisional atau pernyataan yang memiliki arti ganda (ambigu) (Sharma dan Goyal, 2023).

2.2.3 *Aspect Level* (Tingkat Aspek)

Tingkat aspek, atau yang dikenal sebagai *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA), merupakan tahapan analisis yang paling mendalam karena melakukan periksaan secara mendalam (*fine-grained*) terhadap fitur atau komponen tertentu

dari sebuah entitas (Sharma dan Goyal, 2023). Hal ini memungkinkan organisasi untuk memahami secara presisi poin-poin spesifik yang disukai atau tidak disukai oleh masyarakat dalam sebuah ulasan. Tugas utama dalam fase ini adalah melakukan ekstraksi aspek, baik yang disebutkan secara tersurat (*explicit*) maupun tersirat (*implicit*). Penelitian terbaru menunjukkan bahwa mengintegrasikan tingkat aspek dengan tingkatan lainnya berpotensi memberikan hasil performa yang lebih akurat dalam memahami umpan balik pengguna secara menyeluruh (Sharma dan Goyal, 2023). Penelitian ini berfokus pada tingkat aspek karena mampu menangkap opini masyarakat secara lebih rinci dan relevan terhadap evaluasi layanan publik, di mana kepuasan masyarakat sering kali bergantung pada komponen layanan yang berbeda-beda.

2.3 Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA)

Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) adalah cabang dari analisis sentimen yang menyediakan analisis yang lebih mendalam dan terperinci (*fine-grained*) (Phukon, Potikas, dan Potika, 2025). Berbeda dengan analisis sentimen tradisional yang hanya mengklasifikasikan sentimen sebuah teks secara keseluruhan, ABSA berfokus pada identifikasi dan ekstraksi sentimen yang terkait dengan aspek atau fitur spesifik dari suatu produk, layanan, atau entitas (Liao, Wang, Yeh, dan Lin, 2025). Misalnya, dalam ulasan "Kualitas kamera ponsel ini luar biasa, tetapi daya tahan baterainya mengecewakan," analisis sentimen umum mungkin akan mengklasifikasikannya sebagai netral, sementara ABSA dapat mengidentifikasi sentimen positif untuk aspek "kualitas kamera" dan sentimen negatif untuk aspek "daya tahan baterai". Pendekatan ini sangat berguna dalam domain seperti ulasan produk, analisis umpan balik pelanggan, dan pemantauan media sosial karena mampu memberikan wawasan yang lebih dapat ditindaklanjuti.

Dalam konteks layanan publik, ABSA memungkinkan pemangku kepentingan untuk memahami secara spesifik area mana yang dinilai baik atau buruk oleh masyarakat. Sebagai contoh, pemerintah dapat mengetahui apakah ketidakpuasan masyarakat terhadap rumah sakit tertentu berasal dari aspek "waktu tunggu", "sikap perawat", atau "kebersihan fasilitas". ABSA melibatkan beberapa elemen fundamental, yang sering dikelompokkan menjadi kuadruplet ACOS (*Aspect-Category-Opinion-Sentiment*), yang mencakup istilah aspek, kategori aspek, istilah opini, dan polaritas sentimen (Liao dkk., 2025). Tugas-tugas utama dalam ABSA meliputi ekstraksi istilah aspek (*Aspect Term Extraction*), ekstraksi istilah opini (*Opinion Term Extraction*), dan klasifikasi sentimen aspek (*Aspect Sentiment Classification*)

(Liao dkk., 2025). Dengan meningkatnya volume data ulasan, model deep learning menjadi semakin penting untuk menerapkan ABSA secara komprehensif.

Selain itu implementasi ABSA secara arsitektural umumnya mengikuti alur kerja (*pipeline*) yang terdiri dari dua tugas utama yang saling terintegrasi yaitu deteksi atau ekstraksi aspek (*aspect detection*) yang bertugas untuk mengidentifikasi istilah, frasa, atau kategori fitur dibicarakan dalam teks ulasan. Dalam konteks layanan publik, ini mencakup identifikasi area spesifik seperti "fasilitas", "pelayanan staf", atau "keamanan". Kemudian ada juga tugas untuk klasifikasi sentimen aspek (*aspect sentiment classification*), yang dimana setelah aspek berhasil diidentifikasi, tugas selanjutnya adalah menentukan polaritas sentimen (positif, negatif, atau netral) yang ditujukan khusus pada aspek tersebut.

Dalam pengembangannya, terdapat dua pendekatan arsitektur yang sering digunakan: pendekatan *Single-Head* (memproses deteksi aspek dan klasifikasi sentimen secara terpisah) dan pendekatan *Multi-Head* (menggunakan satu *encoder* bersama dengan beberapa kepala klasifikasi untuk memprediksi aspek dan sentimen secara simultan). Dalam penerapannya, ABSA menghadapi berbagai tantangan kompleks seperti keberadaan aspek implisit (aspek yang tidak disebutkan secara eksplisit namun tersirat), kalimat yang sangat panjang, serta konteks yang ambigu. Oleh karena itu, diperlukan model yang memiliki kemampuan pemahaman konteks bahasa yang mendalam dan *bi-directional* seperti model *Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)*.

2.4 Natural Language Processing (NLP)

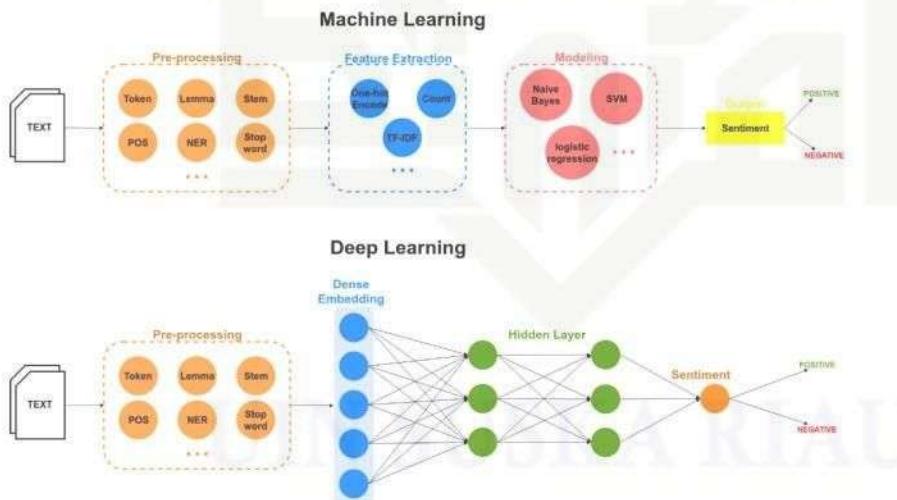
Natural Language Processing (NLP) adalah cabang dari kecerdasan buatan (AI) yang berfokus pada interaksi antara komputer dan bahasa manusia, memungkinkan mesin untuk memahami, menafsirkan, dan menghasilkan teks dan ucapan (Abed, Brandstetter, dan Hergan, 2025). NLP menggabungkan berbagai disiplin ilmu, termasuk pemodelan statistik, *machine learning*, *deep learning*, dan linguistik komputasi (Abed dkk., 2025). Peran utama NLP dalam penelitian ini adalah untuk memproses dan menganalisis data textual tidak terstruktur yang berasal dari ulasan pengguna di platform online. Teknologi NLP menjadi fondasi bagi analisis sentimen dengan menyediakan alat dan teknik untuk mengubah teks mentah menjadi representasi yang dapat dipahami oleh model komputasi, seperti melalui proses ekstraksi fitur dan tokenisasi (Chow dan Li, 2025).

Kemajuan signifikan dalam NLP, terutama dengan diperkenalkannya model berbasis transformer seperti BERT, telah merevolusi cara mesin memahami konteks

dalam bahasa. Model-model ini mampu menangkap pola linguistik yang kompleks dan menghasilkan teks yang menyerupai tulisan manusia, menandai pergeseran dari pendekatan berbasis aturan ke pendekatan generatif. Dalam konteks ABSA, NLP digunakan untuk tugas-tugas fundamental seperti *part-of-speech (POS) tagging* untuk mengidentifikasi kata benda sebagai kandidat aspek, dan *dependency parsing* untuk memahami hubungan sintaksis antar kata.

2.5 Deep Learning

Deep learning adalah sub-bidang dari machine learning yang menggunakan jaringan saraf tiruan (ANN) dengan banyak lapisan (*multi-layer*) untuk secara otomatis mempelajari tugas-tugas kompleks dari data dalam jumlah besar (Erdoğan dkk., 2025). Pendekatan ini terinspirasi dari struktur dan fungsi otak manusia, di mana informasi diproses secara hierarkis melalui lapisan-lapisan neuron untuk memahami fitur-fitur data dari yang paling sederhana hingga yang paling abstrak (Erdoğan dkk., 2025). Keunggulan utama deep learning terletak pada kemampuannya untuk menangani data yang sangat besar dan kompleks serta melakukan ekstraksi fitur secara otomatis, yang meminimalkan kebutuhan intervensi manusia dan rekayasa fitur manual (*feature engineering*). Model deep learning mengoptimalkan proses pembelajarannya dengan memperbarui nilai bobot secara iteratif melalui algoritma backpropagation untuk meminimalkan kesalahan antara prediksi dan hasil sebenarnya (Erdoğan dkk., 2025).



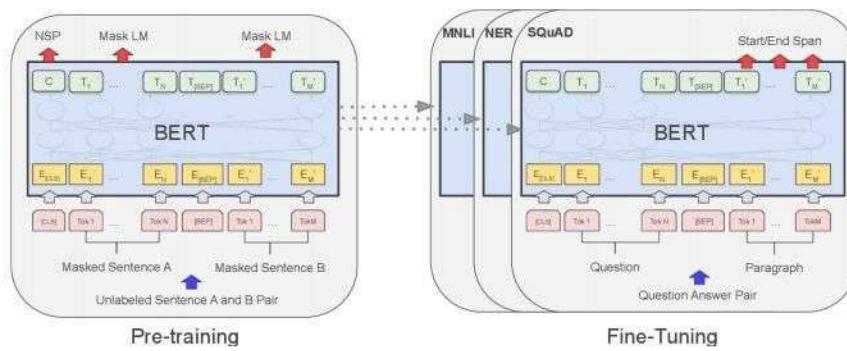
Gambar 2.3. Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan pada Deep Learning
 (Dang, Moreno-García, dan De la Prieta, 2020)

Metode berbasis *Deep Learning (DL)* memiliki kompetensi untuk mem-

pelajari fitur-fitur berkelanjutan dari data secara mandiri tanpa memerlukan proses rekayasa fitur manual atau feature engineering. Pendekatan ini memungkinkan model untuk secara otomatis membangun representasi fitur yang lebih kaya dan abstrak seiring dengan bertambahnya jumlah lapisan tersembunyi dalam jaringan saraf (Dang dkk., 2020). Keunggulan tersebut menjadikan deep learning sangat efektif dalam menangani data teks yang tidak terstruktur dan kompleks, seperti ulasan masyarakat pada layanan publik. Gambar 2.3 menunjukkan bagaimana informasi diproses melalui berbagai lapisan untuk menghasilkan prediksi sentimen. Berbeda dengan metode tradisional, *deep learning* mampu menangkap keterkaitan antara konteks kalimat dan target aspek secara efisien melalui representasi vektor yang dipelajari selama proses pelatihan (Dang dkk., 2020). Hal ini memberikan fleksibilitas tinggi bagi model dalam memahami nuansa bahasa yang beragam dari pengguna layanan kesehatan.

2.6 Model BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers)

Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) adalah model representasi bahasa *state-of-the-art* yang dikembangkan berdasarkan arsitektur transformer (Ilieva, Terziyska, dan Dimitrova, 2025). Inovasi utama BERT adalah kemampuannya untuk memproses teks secara dua arah (*bidirectional*), yang memungkinkannya memahami konteks sebuah kata berdasarkan kata-kata yang ada sebelum dan sesudahnya dalam satu kalimat secara bersamaan (Ilieva dkk., 2025). Hal ini berbeda dengan model-model sebelumnya yang umumnya memproses teks dalam satu arah (kiri-ke-kanan atau kanan-ke-kiri). Kemampuan pemahaman konteks yang mendalam ini menjadikan BERT sangat efektif untuk berbagai tugas NLP, termasuk analisis sentimen berbasis aspek. Arsitektur BERT terdiri dari tumpukan *encoder transformer* yang masing-masing memiliki mekanisme *multi-head self-attention* dan lapisan *feed-forward* (Alammar, El Hindi, dan Al-Khalifa, 2025)



Gambar 2.4. Model BERT

(Devlin dkk., 2019)

Kekuatan BERT terletak pada pendekatan transfer learning melalui dua tahap: pra-pelatihan (*pre-training*) dan penyesuaian (*fine-tuning*) (Alammar dkk., 2025). Berdasarkan Gambar 2.4 Pada tahap pra-pelatihan, BERT dilatih pada korpus data yang sangat besar (seperti Wikipedia dan BooksCorpus) dengan tugas *Masked Language Modeling (MLM)* dan *Next Sentence Prediction (NSP)* untuk membangun pemahaman bahasa yang umum dan mendalam. Selanjutnya, pada tahap fine-tuning, model yang sudah terlatih ini diadaptasi untuk tugas spesifik (seperti klasifikasi sentimen) dengan melatihnya kembali pada dataset yang lebih kecil dan berlabel. Untuk tugas klasifikasi, representasi dari token khusus [CLS] yang ditambahkan di awal setiap kalimat sering digunakan sebagai embedding keseluruhan kalimat (Alammar dkk., 2025)(Ilieva dkk., 2025). Meskipun BERT sangat kuat, model ini memiliki beberapa kekurangan, seperti kurang efektif dalam menangani aspek implisit dalam teks tanpa modul tambahan dan memerlukan proses *fine-tuning* yang cermat untuk menangkap konteks jangka panjang.

2.7 Ekstraksi Aspek (Aspect Extraction)

Ekstraksi Aspek (*Aspect Term Extraction - ATE*) adalah sub-tugas fundamental dalam ABSA yang bertujuan untuk mengidentifikasi dan mengekstrak atribut, fitur, atau komponen spesifik dari suatu entitas yang menjadi sasaran opini dalam teks (Li, Zhang, dan Han, 2025). Sebagai contoh, dalam ulasan "Layannya cepat tetapi ruang tunggunya panas", ATE akan mengidentifikasi "layanan" dan "ruang tunggu" sebagai istilah aspek. Tugas ini krusial karena akurasi identifikasi aspek akan secara langsung memengaruhi keberhasilan tugas-tugas selanjutnya, seperti klasifikasi polaritas sentimen untuk setiap aspek tersebut. Tanpa ekstraksi aspek yang tepat, analisis sentimen akan kehilangan granularitasnya dan kembali menjadi analisis sentimen umum.

Pendekatan untuk ATE secara umum dapat dibagi menjadi dua kategori utama yaitu metode dua tahap (*two-stage methods*) dan metode ekstraksi gabungan (*joint extraction methods*) (Li dkk., 2025). Metode dua tahap biasanya melakukan ekstraksi istilah aspek dan opini secara terpisah terlebih dahulu, baru kemudian memasangkan dan mengklasifikasikan sentimennya, yang mana pendekatan ini rentan terhadap propagasi kesalahan (*error propagation*) (Li dkk., 2025). Sebaliknya, metode ekstraksi gabungan bertujuan untuk mengekstrak semua elemen triplet (aspek, opini, dan sentimen) secara bersamaan dalam satu model terpadu untuk memanfaatkan keterkaitan di antara elemen-elemen tersebut. Berbagai teknik *deep learning* telah diterapkan untuk ATE, mulai dari LSTM, *Graph Convolutional Networks (GCN)* yang memodelkan dependensi sintaksis, hingga model berbasis *transformer* seperti BERT yang telah terbukti sangat efektif (Musa, Adam, Ibrahim, dan Zandam, 2025). Meskipun demikian, mengidentifikasi aspek tersembunyi atau implisit dalam ulasan tetap menjadi tantangan utama dalam ATE.

2.8 Klasifikasi Sentimen Aspek (Aspect Sentiment Classification)

Klasifikasi Sentimen Aspek (*Aspect Sentiment Classification - ASC*) adalah sub-tugas dalam ABSA yang bertujuan untuk menentukan polaritas sentimen (misalnya, positif, negatif, atau netral) untuk setiap istilah aspek yang telah diidentifikasi sebelumnya dalam sebuah teks (Lu, Shirai, dan Kertkeidkachorn, 2025). Setelah ATE berhasil mengekstrak aspek-aspek seperti "kualitas kamera" dan "daya tahan baterai", tugas ASC adalah menentukan bahwa sentimen terhadap "kualitas kamera" adalah positif, sementara sentimen untuk "daya tahan baterai" adalah negatif. Dengan demikian, ASC memberikan pemahaman yang lebih dalam mengenai apa yang disukai dan tidak disukai oleh pengguna terkait aspek-aspek spesifik dari suatu produk atau layanan. Seperti halnya ATE, metode untuk ASC telah berkembang dari pendekatan berbasis aturan dan machine learning tradisional (seperti SVM dan Naive Bayes) ke metode *deep learning* yang lebih canggih (Han dkk., 2025).

Model *deep learning* seperti *Graph Convolutional Networks (GCN)* dan model berbasis *transformer* seperti BERT kini banyak digunakan untuk ASC karena kemampuannya dalam menangkap hubungan kontekstual yang kompleks antara aspek dan kata-kata opini di sekitarnya (Han dkk., 2025). Dalam banyak kerangka kerja modern, ASC sering kali dimodelkan sebagai bagian dari tugas multi-task learning bersama dengan ATE, di mana kedua tugas berbagi representasi fitur dari lapisan encoder untuk saling memperkuat dan meningkatkan kinerja keseluruhan. Mekanisme seperti multi-head attention juga terbukti efektif dalam mem-

bantu model memfokuskan perhatian pada kata-kata sentimen yang relevan untuk setiap aspek yang diberikan.

2.9 Kualitas Layanan Kesehatan Publik

Kualitas layanan kesehatan merupakan salah satu faktor utama yang memengaruhi kepuasan pasien serta persepsi masyarakat terhadap fasilitas kesehatan (Farrokhi, Zarei, Bagherzadeh, Irannejad, dan Hashjin, 2023). Layanan kesehatan yang berkualitas tidak hanya ditentukan oleh hasil klinis, tetapi juga oleh pengalaman pasien selama menerima pelayanan, termasuk interaksi dengan tenaga medis, ketepatan waktu pelayanan, serta kenyamanan lingkungan fasilitas kesehatan (Farrokhi dkk., 2023). Oleh karena itu, pengukuran kualitas layanan kesehatan perlu dilakukan secara komprehensif dengan mempertimbangkan berbagai dimensi yang relevan dari sudut pandang pengguna layanan.

Dalam konteks pelayanan kesehatan publik, evaluasi kualitas layanan menjadi semakin penting karena fasilitas kesehatan publik melayani masyarakat dengan latar belakang sosial, ekonomi, dan pendidikan yang beragam. Persepsi pasien terhadap kualitas layanan sering kali tercermin melalui ulasan atau opini yang disampaikan secara daring, seperti pada platform Google Maps, yang dapat dimanfaatkan sebagai sumber data untuk analisis sentimen berbasis aspek.

Penelitian ini mengacu pada paper berjudul *“Development and Validation of Primary Health Care Quality Assessment Tool”*. Penelitian tersebut bertujuan untuk mengembangkan dan memvalidasi instrumen penilaian kualitas layanan kesehatan primer dengan pendekatan yang berfokus pada pengalaman pasien. Melalui serangkaian proses validasi, penelitian tersebut menghasilkan sembilan aspek utama yang merepresentasikan dimensi kualitas layanan kesehatan secara komprehensif. Kesembilan aspek tersebut digunakan dalam penelitian ini sebagai dasar penentuan aspek pada proses anotasi data ulasan rumah sakit. Berikut adalah penjelasan masing-masing aspek kualitas layanan kesehatan berdasarkan (Farrokhi dkk., 2023):

1. *Interactions*
Aspek *interactions* berkaitan dengan kualitas interaksi antara pasien dan tenaga kesehatan, termasuk sikap, empati, kesopanan, serta kemampuan tenaga medis dalam berkomunikasi dengan pasien. Interaksi yang baik dapat meningkatkan rasa percaya dan kenyamanan pasien selama menerima pelayanan (Farrokhi dkk., 2023).
2. *Efficiency*



1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber.
- a. Pengutipan hanya untuk keperluan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak mengikuti keperluan yang wajar UIN Suska Riau.

Aspek *efficiency* mencerminkan efisiensi proses pelayanan kesehatan, seperti alur administrasi, kecepatan pelayanan, serta penggunaan waktu dan sumber daya secara optimal. Pelayanan yang efisien diharapkan dapat mengurangi beban pasien dan meningkatkan kepuasan (Farrokhi dkk., 2023).

3. *Timeliness*

Aspek *timeliness* berkaitan dengan ketepatan waktu dalam pemberian layanan, termasuk waktu tunggu pasien, kecepatan penanganan, serta kesesuaian jadwal pelayanan. Waktu tunggu yang lama sering kali menjadi sumber utama ketidakpuasan pasien (Farrokhi dkk., 2023).

4. *Accuracy*

Aspek *accuracy* berhubungan dengan ketepatan diagnosis, keakuratan informasi medis, serta kesesuaian tindakan medis yang diberikan kepada pasien. Akurasi pelayanan sangat penting karena berkaitan langsung dengan keselamatan dan hasil kesehatan pasien (Farrokhi dkk., 2023).

5. *Consultation*

Aspek *consultation* mencakup kualitas proses konsultasi antara pasien dan tenaga medis, termasuk kejelasan penjelasan, kesempatan bertanya, serta keterlibatan pasien dalam pengambilan keputusan medis (Farrokhi dkk., 2023).

6. *Tangibility*

Aspek *tangibility* berkaitan dengan kondisi fisik fasilitas kesehatan, seperti kebersihan ruangan, kelengkapan peralatan medis, serta kenyamanan sarana dan prasarana yang tersedia (Farrokhi dkk., 2023).

7. *Safety*

Aspek *safety* mencerminkan tingkat keamanan pasien selama menerima pelayanan, termasuk pencegahan kesalahan medis, kebersihan alat, serta prosedur keselamatan yang diterapkan oleh fasilitas kesehatan (Farrokhi dkk., 2023).

8. *Accessibility*

Aspek *accessibility* berkaitan dengan kemudahan pasien dalam mengakses layanan kesehatan, baik dari segi lokasi, biaya, ketersediaan layanan, maupun kemudahan dalam proses pendaftaran (Farrokhi dkk., 2023).

9. *Environment*

Aspek *environment* mencakup kondisi lingkungan fasilitas kesehatan secara keseluruhan, seperti kenyamanan, ketenangan, dan suasana yang mendukung proses penyembuhan pasien (Farrokhi dkk., 2023).

2.10 Kajian Pendukung Penelitian

Penelitian ini didahului dengan melakukan tinjauan terhadap sejumlah literatur dan penelitian terdahulu yang relevan guna memperkuat kerangka pemikiran serta memetakan perkembangan metodologi di bidang *Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA)*. Berbagai studi tersebut mencakup penerapan beragam algoritma, mulai dari pendekatan pembelajaran mesin tradisional hingga model berbasis transformer yang telah terbukti efektif dalam melakukan ekstraksi aspek dan klasifikasi sentimen pada berbagai domain data. Rincian mengenai fokus penelitian, tahun publikasi, serta temuan kunci dari kajian-kajian yang menjadi rujukan utama dalam penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 2.1 di bawah ini.

Tabel 2.1. Kajian Pendukung Penelitian

Judul	Tahun	Kesimpulan
<i>A Semi-Supervised Approach for Aspect Category Detection and Aspect Term Extraction from Opinionated Text</i>	2023	Menggabungkan <i>semi-supervised</i> (Oracle + LDA/BERTopic) untuk ACD dan ATE. Hasil pada dataset MAMS dan SemEval-2014 menunjukkan performa yang sebanding dengan metode <i>supervised</i> .
<i>Aspect-Based Sentiment Analysis of Healthcare Reviews from Indonesian Hospitals based on Weighted Average Ensemble</i>	2024	Menggunakan CRF untuk ATE (F1 0.95) dan SVM untuk klasifikasi aspek/sentimen. Meski menguji <i>Weighted Average Ensemble</i> , model SVM tunggal dengan optimasi <i>hyperparameter</i> tetap memberikan hasil terbaik.
<i>Optimizing Aspect-Based Sentiment Analysis Using BERT for Comprehensive Analysis of Indonesian Student Feedback</i>	2025	Mengoptimalkan IndoBERT untuk analisis umpan balik mahasiswa. Mencapai akurasi ekstraksi aspek 0.973 dan sentimen 0.979, secara signifikan mengungguli model <i>baseline</i> dan SOTA sebelumnya.

Tabel 2.1 Kajian Pendukung Penelitian (Tabel lanjutan...)

Judul	Tahun	Kesimpulan
<i>Aspect Category Detection via Topic-Attention Network</i>	2019	Mengusulkan <i>Topic-Attention Network</i> (TAN) berbasis Bi-GRU dan fungsi aktivasi <i>squash</i> untuk ACD multi-label. Unggul dalam memfokuskan kata relevan pada dataset SemEval restoran.
<i>A systematic review of aspect-based sentiment analysis: domains, methods, and trends</i>	2024	SLR terhadap 727 studi menunjukkan dominasi domain produk (71%) dan metode <i>supervised</i> (61%). Mengidentifikasi tren pergeseran dari <i>Deep Learning</i> tradisional ke <i>fine-tuning LLM</i> (T5, BART).
<i>Weakly-Supervised Aspect-Based Sentiment Analysis via Joint Aspect-Sentiment Topic Embedding</i>	2020	Mengusulkan JASen, metode <i>weakly-supervised</i> menggunakan <i>joint embedding</i> aspek-sentimen dan CNN. Efektif untuk kondisi minim sumber daya (<i>low-resource</i>) dengan hasil topik yang koheren.
<i>Sentiment Analysis Based on Deep Learning: A Comparative Study</i>	2020	Studi komparatif DNN, CNN, dan RNN. <i>Word embedding</i> terbukti lebih tangguh dibanding TF-IDF. RNN memberikan reliabilitas tertinggi, sementara CNN unggul dalam keseimbangan akurasi dan efisiensi waktu.
<i>Benchmarking Deep Learning Methods for Aspect Level Sentiment Classification</i>	2021	Evaluasi 35 metode DL pada 8 dataset. Menggunakan pendekatan <i>Pareto dominance</i> , menyimpulkan ASGCN sebagai model paling optimal dalam menyeimbangkan akurasi, F1, dan waktu pelatihan.

Tabel 2.1 Kajian Pendukung Penelitian (Tabel lanjutan...)

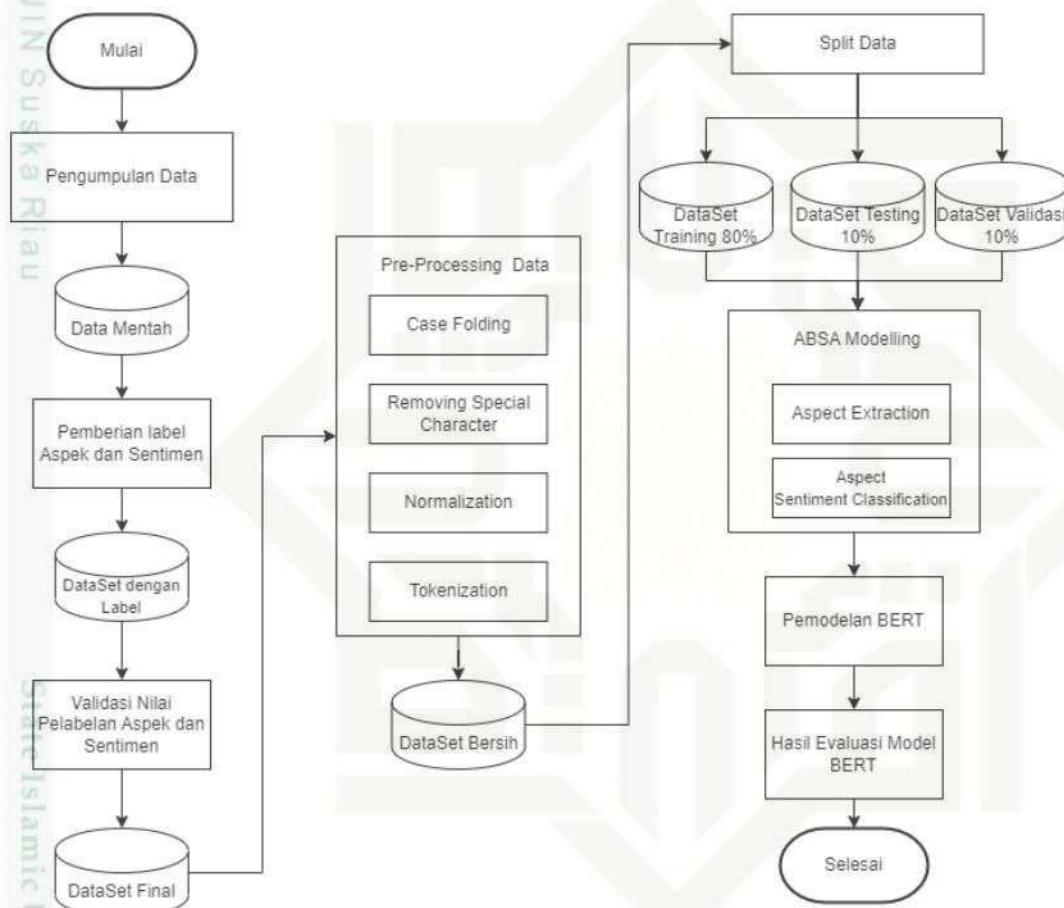
Judul	Tahun	Kesimpulan
<i>Fine-Tuning BERT Based Approach for Multi-Class Sentiment Analysis on Twitter Emotion Data</i>	2022	Mengusulkan <i>Modified BERT</i> (MBERT) dengan tahap <i>preprocessing</i> khusus untuk menangani jargon Twitter. <i>Fine-tuning</i> meningkatkan akurasi hingga 24,92% dibandingkan model BERT dasar.
<i>An Analysis of Sentiment: Methods, Applications, and Challenges</i>	2023	Evaluasi teknik ML, leksikon, dan hibrida. SVM mencapai akurasi tertinggi (94,05%), sementara <i>Decision Tree</i> unggul pada presisi. Menyoroti tantangan sarkasme dan deteksi ulasan palsu.
<i>Multi Aspect Sentiment Classification of Arabic Tourism Reviews Using BERT and Classical Machine Learning</i>	2025	Membandingkan transformer (AraBERT, QARiB) dengan metode klasik. AraBERT mencapai F1-score 0,97, membuktikan keunggulan arsitektur <i>multi-head</i> dalam menangani kompleksitas dialek bahasa Arab.

Tabel 2.1 di atas merangkum sejumlah kajian terdahulu yang menjadi landasan teoritis dan komparatif dalam pengembangan penelitian ini. Berbagai studi tersebut memperlihatkan evolusi teknik dalam *Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA)*, mulai dari penggunaan *Topic-Attention Network (TAN)* berbasis *Bi-GRU*, pendekatan *semi-supervised* menggunakan *BERTopic*, hingga optimasi model bahasa seperti *IndoBERT* untuk data berbahasa Indonesia. Melalui ringkasan kesimpulan tersebut, terlihat adanya tren peningkatan akurasi melalui optimasi model berbasis transformer dan metode hibrida, yang sekaligus memberikan justifikasi bagi pemilihan metodologi dalam penelitian ini guna mencapai performa ekstraksi aspek dan klasifikasi sentimen yang lebih optimal.

BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini menguraikan kerangka kerja metodologis yang akan digunakan dalam penelitian ini. Pembahasan mencakup pendekatan penelitian yang dipilih, perangkat lunak dan alat pendukung, sumber dan metode pengumpulan data, serta prosedur penelitian yang sistematis mulai dari pengumpulan data hingga evaluasi model.



Gambar 3.1. Metodologi Penelitian

3.1 Pengumpulan Data (*Data Collection*)

Sebagaimana Gambar 3.1 tahap awal penelitian ini difokuskan pada pengumpulan data ulasan dari sembilan Rumah Sakit Umum (RSU) di Pekanbaru melalui platform Google Maps. Pemilihan Google Maps dilakukan karena platform ini merupakan media populer yang paling sering digunakan masyarakat secara sukarela untuk memberikan opini terkait kualitas pelayanan kesehatan (Widagdo,

Qodri, Saputro, dkk., 2023), selain itu platform ini juga memiliki volume yang besar dan alamai, serta ulasan yang tersedia bersifat spontan dan kontekstual yang relevan untuk evaluasi suatu kebijakan (Zaid, Alharbi, dan Samra, 2025). Fokus pada Rumah Sakit Umum (RSU) didasarkan pada argumen ilmiah bahwa fasilitas kesehatan publik memiliki kewajiban untuk terus berinovasi guna memenuhi standar kualitas pelayanan masyarakat dan menjaga konsistensi domain layanan (domain consistency) dalam proses analisis sentimen (Widagdo dkk., 2023). Penentuan jumlah rumah sakit tidak didasarkan pada jumlah institusi semata, melainkan pada kecukupan dan representativitas data teks yang dihasilkan. Dalam konteks analisis sentimen berbasis aspek, unit analisis utama adalah ulasan, bukan jumlah objek penelitian. Selama data teks yang diperoleh telah mencukupi untuk membentuk distribusi aspek dan sentimen yang stabil, penambahan institusi tidak selalu memberikan peningkatan kualitas analisis secara signifikan.

3.2 Pemberian Label Aspek dan Sentimen

Pada tahapan ini, dilakukan proses anotasi atau pelabelan terhadap data ulasan yang telah dikumpulkan untuk menentukan kategori aspek dan polaritas sentimennya. Penentuan aspek dalam penelitian ini dilakukan melalui pendekatan deuktif dengan mengadopsi kerangka kerja Primary Health Care Quality Assessment Tool. Pemilihan instrumen ini didasarkan pada pendekatannya yang komprehensif dalam mengukur dimensi kualitas layanan kesehatan dari sudut pandang pengalaman pasien. Untuk setiap aspek yang teridentifikasi dalam sebuah ulasan, dilakukan pemberian label sentimen yang dibatasi pada tiga kategori polaritas, yaitu positif, negatif, dan netral. Proses pelabelan ini dilakukan secara manual guna membangun korpus data yang akan digunakan sebagai masukan bagi model.

3.3 Validasi Nilai Pelabelan Aspek dan Sentimen

Setelah tahap pelabelan mandiri selesai dilakukan, langkah selanjutnya adalah melakukan validasi terhadap seluruh label aspek dan sentimen tersebut. Tahap ini krusial untuk memastikan bahwa data yang digunakan memiliki tingkat keandalan, akurasi, dan konsistensi yang tinggi sehingga model yang dilatih tidak mempelajari pola dari label yang ambigu atau tidak tepat. Proses validasi ini melibatkan pihak pakar (*expert validation*) di bidang kebahasaan untuk meninjau kembali setiap ulasan dan label yang telah ditetapkan. Dalam penelitian ini, validasi dilakukan oleh pakar bahasa Indonesia yang memastikan bahwa label dalam teks ulasan telah dipetakan dengan benar ke dalam kategori aspek dan polaritas sentimen yang relevan. Hasil dari proses ini adalah sebuah DataSet Final yang telah terval-

idasi dan siap digunakan untuk melatih arsitektur model BERT dalam mendeteksi aspek dan mengklasifikasikan sentimen secara otomatis. Dengan adanya validasi pakar, penelitian ini mengadopsi metodologi Supervised Learning yang murni, di mana kemampuan cerdas model diarahkan untuk meniru standar penilaian pakar manusia secara sistematis.

3.4 Pra-pemrosesan Data (*Data Preprocessing*)

Pra-pemrosesan data adalah tahapan krusial untuk membersihkan dan mempersiapkan data ulasan mentah agar dapat diolah secara efektif oleh model BERT. Proses ini bertujuan untuk menghilangkan noise atau informasi yang tidak relevan, menyeragamkan format teks, dan mengubah data menjadi struktur yang sesuai untuk analisis. Tanpa pra-pemrosesan yang baik, kualitas dan akurasi model analisis sentimen dapat menurun secara signifikan karena data yang tidak konsisten dan kotor. Tahapan ini mencakup beberapa teknik seperti case folding, penghapusan karakter spesial, normalisasi, dan tokenisasi.

3.4.1 Case Folding

Case folding adalah proses mengubah seluruh huruf dalam teks ulasan menjadi format seragam, biasanya menjadi huruf kecil (*lowercase*). Tujuannya adalah untuk memastikan konsistensi, sehingga kata yang sama namun dengan kapitalisasi berbeda (misalnya, "Dokter", "dokter", dan "DOKTER") dianggap sebagai satu kata yang sama oleh model. Langkah ini sangat penting untuk mengurangi dimensi data dan mencegah model salah menginterpretasikan kata yang sama sebagai entitas yang berbeda, yang pada akhirnya meningkatkan efisiensi dan akurasi analisis.

3.4.2 Removing Special Character

Pada tahap ini, semua karakter yang bukan merupakan huruf atau angka (seperti tanda baca, simbol, emoji, dan karakter spesial lainnya) akan dihapus dari teks ulasan. Penghapusan ini dilakukan karena karakter-karakter tersebut umumnya tidak memberikan makna semantik yang signifikan untuk analisis sentimen dan dapat dianggap sebagai noise oleh model. Dengan membersihkan teks dari karakter spesial, data menjadi lebih bersih dan model dapat lebih fokus pada kata-kata yang mengandung sentimen dan makna inti dari ulasan.

3.4.3 Normalization

Normalisasi adalah proses standardisasi kata-kata dalam teks ulasan ke dalam bentuk bakunya. Ini mencakup perbaikan kesalahan ketik (typo), pengubahan kata-kata gaul atau singkatan menjadi bentuk formal (contohnya, "yg" menjadi

”yang”, ”rs” menjadi ”rumah sakit”, atau ”dokterny” menjadi ”dokternya”), dan penggantian kata-kata tidak baku lainnya. Tujuan dari normalisasi adalah untuk mengurangi variasi kata yang memiliki makna sama, sehingga membantu model mengenali pola sentimen dengan lebih konsisten dan akurat di seluruh dataset.

3.4.4 Tokenizer

Tokenizer atau tokenisasi adalah proses memecah rangkaian teks (kalimat atau paragraf) menjadi unit-unit yang lebih kecil yang disebut token. Dalam konteks model BERT, proses ini tidak hanya memisahkan kalimat menjadi kata-kata, tetapi juga dapat memecah kata menjadi unit sub-kata (*sub-word*) berdasarkan kosakata yang telah dilatih sebelumnya. Tokenisasi adalah langkah fundamental sebelum data dimasukkan ke dalam model, karena mengubah teks mentah menjadi format numerik (*ID token*) yang dapat dipahami dan diproses oleh arsitektur *transformer* pada BERT.

3.5 Pembagian Data

Setelah melalui tahap pra-pemrosesan, data yang telah bersih selanjutnya dibagi ke dalam beberapa subset untuk keperluan pelatihan dan evaluasi model. Pembagian data dilakukan untuk memastikan bahwa model dapat dilatih secara optimal dan dievaluasi secara objektif menggunakan data yang tidak pernah dilihat sebelumnya. Dataset dibagi menjadi data latih (*training set*) dan data uji (*testing set*) dengan proporsi tertentu. Data latih digunakan untuk melatih parameter model, sedangkan data uji digunakan untuk mengukur kemampuan generalisasi model terhadap data baru. Pembagian data dilakukan secara terkontrol agar distribusi label aspek dan sentimen tetap seimbang, sehingga hasil evaluasi dapat mencerminkan kinerja model secara akurat.

3.6 Pemodelan *Aspect-Based Sentiment Analysis*

Tahap pemodelan merupakan inti dari penelitian ini, di mana dilakukan pembangunan sistem *Aspect-Based Sentiment Analysis* menggunakan arsitektur BERT. Model yang digunakan adalah IndoBERT, yaitu model BERT yang telah dilatih sebelumnya menggunakan korpus Bahasa Indonesia dalam skala besar. Penggunaan IndoBERT dipilih karena kemampuannya dalam memahami konteks linguistik Bahasa Indonesia, termasuk variasi bahasa formal dan informal yang sering muncul dalam ulasan daring. Pemodelan ABSA dalam penelitian ini dilakukan menggunakan pendekatan dua tahap, yaitu deteksi aspek dan klasifikasi sentimen berbasis aspek.

Pada tahap deteksi aspek, model bertugas untuk mengidentifikasi aspek-aspek layanan kesehatan yang dibahas dalam setiap ulasan. Aspek yang digunakan telah ditentukan sebelumnya berdasarkan kajian literatur dan disesuaikan dengan konteks layanan kesehatan publik. Model deteksi aspek dirancang sebagai model klasifikasi *multi-label*, karena satu ulasan dapat mengandung lebih dari satu aspek sekaligus. IndoBERT digunakan sebagai encoder untuk mengekstraksi representasi kontekstual dari teks ulasan. Representasi ini kemudian diproses oleh lapisan klasifikasi untuk menentukan keberadaan masing-masing aspek dalam ulasan. Proses pelatihan dilakukan menggunakan data latih yang telah dianotasi dengan label aspek.

3.6.2 Klasifikasi Sentimen Berbasis Aspek (*Sentiment Classification*)

Setelah aspek berhasil diidentifikasi, tahap selanjutnya adalah klasifikasi sentimen untuk setiap aspek yang terdeteksi. Pada tahap ini, model bertugas untuk menentukan polaritas sentimen, yaitu positif, negatif, atau netral, terhadap masing-masing aspek. Klasifikasi sentimen dilakukan dengan mempertimbangkan konteks teks yang relevan dengan aspek tertentu. Model klasifikasi sentimen berbasis aspek dibangun menggunakan arsitektur IndoBERT yang telah disesuaikan untuk menangani multi-aspek. Model ini dilatih menggunakan data latih yang telah diberi label sentimen pada setiap aspek, sehingga mampu mempelajari hubungan kontekstual antara aspek dan ekspresi opini dalam ulasan.

3.7 Evaluasi Model BERT

Tahap terakhir adalah mengevaluasi kinerja model yang telah dilatih menggunakan test set. Evaluasi ini bertujuan untuk mengukur sejauh mana model dapat melakukan klasifikasi aspek dan sentimen secara akurat dan andal. Pengukuran kinerja akan menggunakan metrik evaluasi standar dalam tugas klasifikasi:

- *Accuracy*: Mengukur persentase prediksi yang benar dari keseluruhan prediksi.
 - *Precision*: Mengukur tingkat keakuratan dari prediksi positif yang dibuat oleh model.
 - *Recall*: Mengukur kemampuan model untuk menemukan semua sampel positif yang relevan.

- *F1-Score*: Rata-rata harmonik dari *precision* dan *recall*, memberikan gambaran performa yang seimbang terutama jika distribusi kelas tidak seimbang.

Selain metrik-metrik tersebut, akan digunakan juga *Confusion Matrix* sebagai alat visual untuk menganalisis kesalahan yang dibuat oleh model secara lebih mendalam, seperti melihat kelas mana yang paling sering salah diklasifikasikan. Hasil evaluasi ini akan menjadi dasar untuk menjawab pertanyaan penelitian mengenai performa dan kemampuan model BERT dalam menganalisis sentimen pada layanan kesehatan rumah sakit di Pekanbaru.



BAB 5

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa pendekatan Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) berbasis model BERT berhasil diterapkan secara efektif untuk menganalisis ulasan layanan kesehatan publik. Penelitian ini tidak hanya mampu mengidentifikasi polaritas sentimen secara umum, tetapi juga berhasil memetakan sentimen tersebut ke dalam sepuluh aspek layanan kesehatan yang spesifik, yaitu accessibility, accuracy, consultation, efficiency, environment, interactions, safety, tangibility, dan timeliness. Pendekatan ini memberikan kedalaman analisis yang lebih tinggi dibandingkan metode analisis sentimen konvensional, karena mampu menangkap dimensi layanan yang menjadi fokus perhatian masyarakat secara lebih rinci.

Hasil pemodelan menunjukkan bahwa arsitektur BERT yang digunakan memiliki kinerja yang sangat baik dalam dua tahapan utama ABSA, yaitu deteksi aspek dan klasifikasi sentimen berbasis aspek. Evaluasi kuantitatif melalui classification report, confusion matrix, dan F1-score macro memperlihatkan bahwa sebagian besar aspek memperoleh performa tinggi, khususnya aspek safety, consultation, dan timeliness yang mencatatkan nilai F1-score mendekati sempurna. Aspek dengan volume data besar seperti interactions dan timeliness juga menunjukkan stabilitas performa yang konsisten, yang mengindikasikan kemampuan generalisasi model terhadap variasi bahasa ulasan yang kompleks. Meskipun demikian, aspek accuracy dan non-aspek masih menunjukkan performa relatif lebih rendah, terutama akibat keterbatasan jumlah data dan ketidakseimbangan kelas sentimen netral.

Dari sisi analisis substantif, hasil penelitian mengungkap bahwa sentimen positif mendominasi ulasan layanan kesehatan publik, yang mencerminkan tingkat kepuasan masyarakat yang relatif tinggi. Aspek interactions dan timeliness muncul sebagai aspek paling dominan, baik dari segi frekuensi kemunculan maupun kontribusinya terhadap pembentukan persepsi publik. Namun, keberadaan sentimen negatif pada aspek-aspek tersebut menegaskan bahwa permasalahan seperti waktu tunggu pelayanan dan kualitas interaksi tenaga kesehatan masih menjadi isu penting. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya membuktikan efektivitas model BERT secara teknis, tetapi juga menghasilkan wawasan praktis yang relevan bagi evaluasi dan peningkatan kualitas layanan kesehatan publik.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil dan temuan penelitian ini, terdapat beberapa saran yang dapat dijadikan acuan untuk penelitian selanjutnya. Pertama, penelitian di masa depan disarankan untuk menggunakan dataset dengan distribusi kelas sentimen yang lebih seimbang, khususnya pada kelas sentimen netral. Ketidakseimbangan data terbukti memengaruhi performa model pada beberapa aspek, sehingga penambahan data atau penerapan teknik penanganan imbalanced data seperti data augmentation atau focal loss berpotensi meningkatkan akurasi dan keadilan model dalam menge-nali seluruh kelas sentimen.

Kedua, dari sisi metodologis, penelitian selanjutnya dapat mengembangkan pendekatan end-to-end joint learning, di mana proses deteksi aspek dan klasifikasi sentimen dilakukan secara simultan dalam satu arsitektur terpadu. Selain itu, studi komparatif dengan model transformer lain seperti RoBERTa, ALBERT, atau varian IndoBERT terbaru dapat dilakukan untuk memperoleh gambaran performa yang lebih komprehensif. Penggunaan teknik interpretabilitas model juga dapat diper-timbangkan untuk memahami lebih dalam bagaimana model mengambil keputusan terhadap teks ulasan.

Ketiga, dari sisi implementasi praktis, hasil penelitian ini diharapkan dapat dimanfaatkan oleh pengelola layanan kesehatan publik sebagai alat evaluasi berbasis data. Informasi mengenai aspek layanan yang sering mendapatkan sentimen negatif, khususnya timeliness dan interactions, dapat dijadikan dasar dalam perumusan kebijakan dan strategi peningkatan mutu pelayanan. Dengan menerapkan analisis sentimen berbasis aspek secara berkelanjutan, institusi layanan kesehatan dapat lebih responsif terhadap kebutuhan dan keluhan masyarakat, sehingga kuali-tas pelayanan publik dapat ditingkatkan secara berkelanjutan dan terukur.



DAFTAR PUSTAKA

- Abed, S., Brandstetter, L., dan Hergan, K. (2025). Correlating patient symptoms and ct morphology in ai-detected incidental pulmonary embolisms. *Diagnostics*, 15(13), 1639.
- Aftab, W., Siddiqui, F. J., Tasic, H., Perveen, S., Siddiqi, S., dan Bhutta, Z. A. (2020). Implementation of health and health-related sustainable development goals: progress, challenges and opportunities—a systematic literature review. *BMJ global health*, 5(8).
- Ahmad, W., Khan, H. U., Alarfaj, F. K., dan Alreshoodi, M. (2025). Aspect-base sentiment analysis: A comprehensive review and open research challenges. *IEEE Access*.
- Akram, A., dan Sabir, A. (2023). Fine-tuning bert for aspect extraction in multi-domain absa. *Informatica*, 47(9).
- Alammar, M., El Hindi, K., dan Al-Khalifa, H. (2025). English-arabic hybrid semantic text chunking based on fine-tuning bert. *Computation*, 13(6), 151.
- Anggraini, L. D., Purnamasari, E. D., dan Melinda, M. (2021). Evaluasi implementasi audit internal berbasis iso 9001: 2008 untuk meningkatkan manajemen mutu pada rumah sakit. *Mega Aktiva: Jurnal Ekonomi dan Manajemen*, 10(1), 39–47.
- Aslam, B., Asghar, R., Muzammil, S., Shafique, M., Siddique, A. B., Khurshid, M., ... others (2024). Amr and sustainable development goals: at a crossroads. *Globalization and Health*, 20(1), 73.
- Cammel, S. A., De Vos, M. S., van Soest, D., Hettne, K. M., Boer, F., Steyerberg, E. W., dan Boosman, H. (2020). How to automatically turn patient experience free-text responses into actionable insights: a natural language programming (nlp) approach. *BMC medical informatics and decision making*, 20, 97.
- Chotchoungchatchai, S., Marshall, A. I., Witthayapipopsakul, W., Panichkriangkrai, W., Patcharanarumol, W., dan Tangcharoensathien, V. (2020). Primary health care and sustainable development goals. *Bulletin of the World Health Organization*, 98(11), 792.
- Chow, J. C., dan Li, K. (2025). Large language models in medical chatbots: opportunities, challenges, and the need to address ai risks. *Information*, 16(7), 549.
- Dang, N. C., Moreno-García, M. N., dan De la Prieta, F. (2020). Sentiment analysis based on deep learning: A comparative study. *Electronics*, 9(3), 483.

- Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., dan Toutanova, K. (2019). Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. Dalam *Proceedings of the 2019 conference of the north american chapter of the association for computational linguistics: human language technologies, volume 1 (long and short papers)* (hal. 4171–4186).
- Erdoğan, D., Kayakuş, M., Çelik Çaylak, P., Ekşili, N., Moiceanu, G., Kabas, O., dan Ichimov, M. A. M. (2025). Developing a deep learning-based sentiment analysis system of hotel customer reviews for sustainable tourism. *Sustainability*, 17(13), 5756.
- Farrokhi, P., Zarei, E., Bagherzadeh, R., Irannejad, B., dan Hashjin, A. A. (2023). Development and validation of primary health care quality assessment tool. *BMC Health Services Research*, 23(1), 1156.
- Fonseca, L. M., Domingues, J. P., dan Dima, A. M. (2020). Mapping the sustainable development goals relationships. *Sustainability*, 12(8). Retrieved from <https://www.mdpi.com/2071-1050/12/8/3359> doi: 10.3390/su12083359
- Han, H., Wang, S., Qiao, B., Dang, L., Zou, X., Xue, H., dan Wang, Y. (2025). Aspect-based sentiment analysis through graph convolutional networks and joint task learning. *Information*, 16(3), 201.
- Haryadi, J. A., Setiawan, A., dan Maengkom, M. R. (2024). Studi literatur terhadap peran dan manfaat audit operasional terhadap efektivitas pelayanan kesehatan di rumah sakit. *EKOMA: Jurnal Ekonomi, Manajemen, Akuntansi*, 4(1), 553–563.
- Hong, C., dan He, Q. (2025). Integrating financial knowledge for explainable stock market sentiment analysis via query-guided attention. *Applied Sciences*, 15(12), 6893.
- Ilieva, I., Terziyska, M., dan Dimitrova, T. (2025). From words to ratings: Machine learning and nlp for wine reviews. *Beverages*, 11(3), 80.
- Iswarei, N. M. S., Afriliana, N., Dharma, E. M., dan Yuniari, N. P. W. (2024). Enhancing aspect-based sentiment analysis in visitor review using semantic similarity. *Journal of Applied Data Sciences*, 5(2), 724–735.
- Khanbhai, M., Anyadi, P., Symons, J., Flott, K., Darzi, A., dan Mayer, E. (2021). Applying natural language processing and machine learning techniques to patient experience feedback: a systematic review. *BMJ Health & Care Informatics*, 28(1), e100262.
- Kowalski, R., Esteve, M., dan Jankin Mikhaylov, S. (2020). Improving public



- services by mining citizen feedback: An application of natural language processing. *Public administration*, 98(4), 1011–1026.
- Kumar, D., Gupta, A., Gupta, V. K., dan Gupta, A. (2023). Aspect-based sentiment analysis using machine learning and deep learning approaches. *International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication*, 11(5s), 118–138.
- Laskari, N. K., dan Sanampudi, S. K. (2016). Aspect based sentiment analysis survey. *IOSR Journal of Computer Engineering (IOSR-JCE)*, 18(2), 24–28.
- Li, X., Zhang, K., dan Han, D. (2025). Duality-driven aspect sentiment triplet extraction with ILM and iterative reinforcement. *Symmetry*, 17(5), 642.
- Liao, S.-w., Wang, C.-S., Yeh, C.-C., dan Lin, J.-W. (2025). Aspect-based sentiment analysis with enhanced opinion tree parsing and parameter-efficient fine-tuning for edge AI. *Electronics (2079-9292)*, 14(4).
- Lu, B., Shirai, K., dan Kertkeidkachorn, N. (2025). Aspect-enhanced prompting method for unsupervised domain adaptation in aspect-based sentiment analysis. *Information*, 16(5), 411.
- Maitama, J. Z., Idris, N., Abdi, A., Shuib, L., dan Fauzi, R. (2020). A systematic review on implicit and explicit aspect extraction in sentiment analysis. *IEEE Access*, 8, 194166–194191.
- Musa, A., Adam, F. M., Ibrahim, U., dan Zandam, A. Y. (2025). Haubert: A transformer model for aspect-based sentiment analysis of Hausa-language movie reviews. *Engineering Proceedings*, 87(1), 43.
- Narayanaswamy, G. (2021). *Exploiting bert and roberta to improve performance for aspect based sentiment analysis gagan reddy narayanaswamy*.
- Nawab, K., Ramsey, G., dan Schreiber, R. (2020). Natural language processing to extract meaningful information from patient experience feedback. *Applied Clinical Informatics*, 11(02), 242–252.
- Paul, R., Pandit, A., dan Bhardwaj, R. (2022). Transforming healthcare through sentiment analysis: Tool for patient satisfaction. *Journal of Algebraic Statistics*, 13(3).
- Phukon, P., Potikas, P., dan Potika, K. (2025). Detecting fake reviews using aspect-based sentiment analysis and graph convolutional networks. *Applied Sciences (2076-3417)*, 15(7).
- Pramistita, D., dan Mesra, R. (2024). Indeks kepuasan masyarakat terhadap pelayanan rumah sakit umum daerah kh daud arif kuala tungkal kuala tungkal. *Jurnal Pendidikan Ilmu Pengetahuan Sosial (JELAS)*, 1(2), 89–98.

- Setiawan, E. I., Ferry, F., Santoso, J., Sumpeno, S., Purnomo, M. H., dkk. (2020). Bidirectional gru for targeted aspect-based sentiment analysis based on character-enhanced token-embedding and multi-level attention. *International Journal of Intelligent Engineering & Systems*, 13(5).
- Shah, A. M., Yan, X., Shah, S. A. A., dkk. (2021). Tracking patients healthcare experiences during the covid-19 outbreak: Topic modeling and sentiment analysis of doctor reviews. *Journal of Engineering Research*, 9(3), 219–239.
- Sharma, H. D., dan Goyal, P. (2023). An analysis of sentiment: methods, applications, and challenges. *Engineering Proceedings*, 59(1), 68.
- Sun, C., Huang, L., dan Qiu, X. (2019). Utilizing bert for aspect-based sentiment analysis via constructing auxiliary sentence. *arXiv preprint arXiv:1903.09588*.
- Wankhade, M., Rao, A. C. S., dan Kulkarni, C. (2022). A survey on sentiment analysis methods, applications, and challenges. *Artificial Intelligence Review*, 55(7), 5731–5780.
- Wei, Z., Hu, Y., Chen, Y., dan Wang, T. (2025). Optimized design of cultural space in wuhan metro: Analysis and reflection based on multi-source data. *Buildings*, 15(13), 2201.
- Widagdo, A. S., Qodri, K. N., Saputro, F. E. N., dkk. (2023). Analisis sentimen terhadap pelayanan kesehatan berdasarkan ulasan google maps menggunakan bert. *JURNAL FASILKOM*, 13(02), 326–333.
- Zaid, S., Alharbi, A. H., dan Samra, H. (2025). Multi-aspect sentiment classification of arabic tourism reviews using bert and classical machine learning. *Data*, 10(11), 168.

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
b. Pengutipan tidak mengikuti kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

LAMPIRAN A

DATA PENELITIAN

Tabel A.1. Data Penelitian

No.	Rumah Sakit	Review
1.	RS Prima Pekanbaru	saya di rs prima ambil tindakan operasi sc eracs dan mantap nya disini eracs bisa bpjs pertama sempat ragu karena ualasan di googlemaps nya sangat lah yaa tapi saya yang mengelami sendiri disini pelayanan nya top sekali semua ramah ruangan nya dari loby sampai kamar rawat inap semua nya wangiii wc dikamar inap nya gede dan bersih karena cs nya selalu mondir mandir buat ngecek mungkin pas saya disni semua staff di rumah sakit ini mempebaiki membenahi semua cara pelayanan dan cara kerja nya smpat baca wc kotor pegawai marah selama saya nginap disini hari belum ada saya dapat sedikitpun prilaku yang tidak mengejekkan semuanya baguss semoga tetap di pertahankan ya dan semoga rating google maps nya semakin membaik lagi karena tidak seburuk di rating google maps nya
2.	RS Prima Pekanbaru	terima kasih buat semua perawat ruangan bluebles atas pelayanan yang diberikan dan khusus buat dari irawan candra

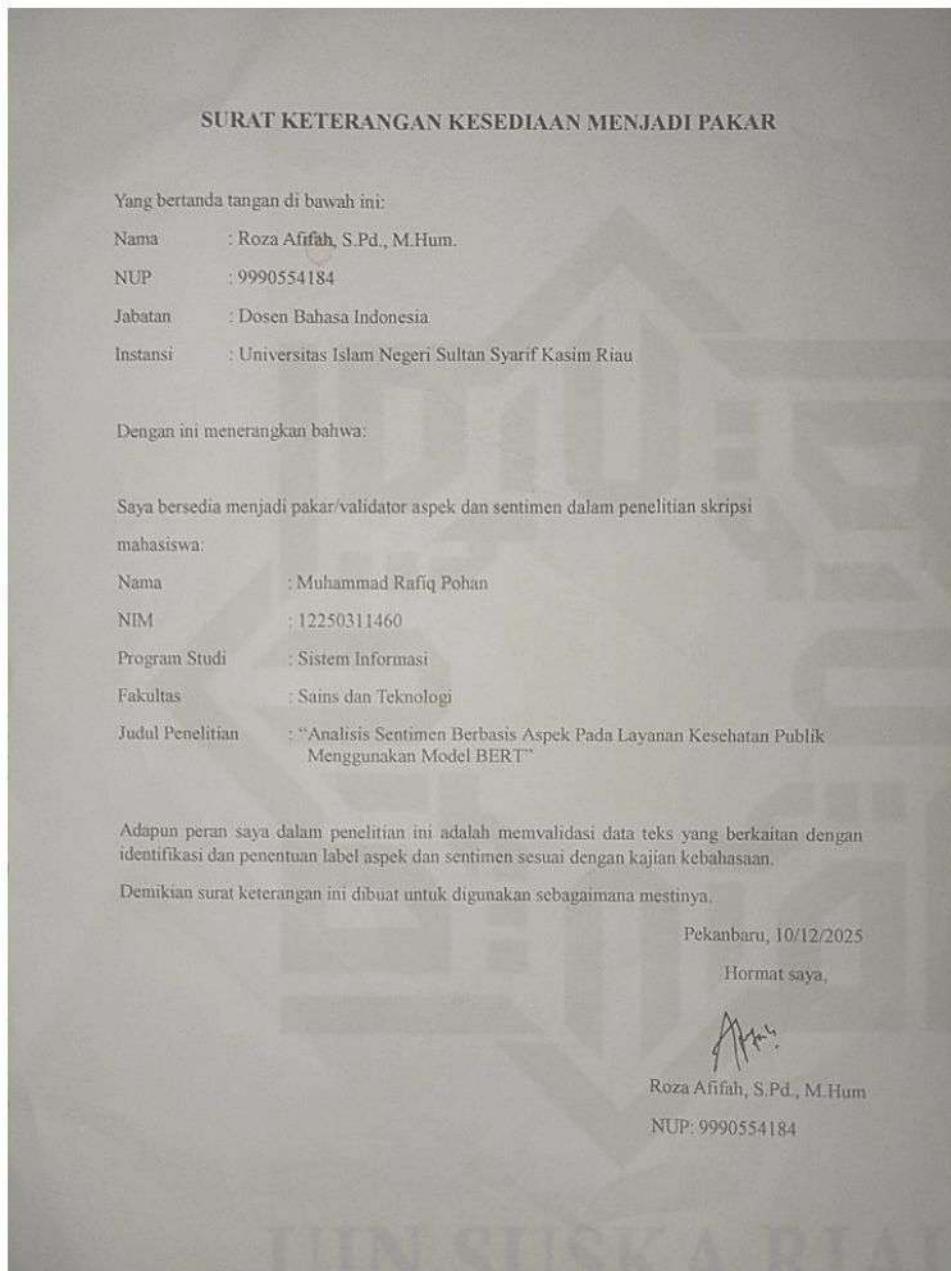
Tabel A.1 Data Penelitian (Tabel lanjutan...)

No.	Rumah Sakit	Review
3.	RS Prima Pekanbaru	waktu di igd pelayanan tidak bagus sama sekali anak saya sudah kesakitan nangis karena tangan nya patah tapi tidak dikasih penanganan awal seperti dikasih anti nyeri dulu dari dokter igd nya saat di tanya ke perawat nya tidak ada instruksi dari dokter harus nya di igd di tangani dulu emergency nya sampai suara anak saya habis karena nangis kesakitan datang jam wib ke igd baru masuk kamar jam tidak ada penjelasan kenapa lama masuk kamar cukup sekali ini saja dan saat kontrol saja datang kesini
4.	RS Prima Pekanbaru	maksih dari dody dan suster lina atas pelayanannya yang terbaik sehat selalu ya semuanya
5.
9538.	RS Aulia Hospital	pelayanan sangat sangat ramah
9539.	RS Aulia Hospital	bagus bgttt pelayanan nya
9540.	RS Aulia Hospital	antri dari daftar jkn tensi dari spesialis dari jam sampai malam obat kurang ac tidak dingin parkir sempit
9541.	RS Aulia Hospital	pelayanannya sangat memuaskanpetugas di ruang vip sangat ramah dan baik hati
9542.	RS Aulia Hospital	rumah sakit terbaik dibanding apotek klinik dan lainlain pelayanan cepat tapi agak mahal tapi worth it untuk kesehatan kamu

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber.
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak mengikuti kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

LAMPIRAN B

SURAT VALIDASI PAKAR



Gambar B.1. Surat Validasi Pakar



1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak mengikuti kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

DAFTAR RIWAYAT HIDUP

Muhammad Rafiq Pohan lahir di Bengkalis pada tanggal 18 September 2003. Peneliti merupakan putra dari pasangan Ali Umar Pohan dan Raja Sri Dewi Arya Sari. Pendidikan Dasar ditempuh di SD Negeri 017 Siak Hulu dari tahun 2010 hingga tahun 2016. Setelah itu, Peneliti melanjutkan ke SMP Negeri 34 Pekanbaru serta menyelesaikan pendidikan pada tahun 2019. Pendidikan Menengah Kejuruan dilanjutkan di

SMK Negeri 2 Pekanbaru dengan program keahlian Teknik Geomatika dari tahun 2019 hingga selesai pada tahun 2022. Pada tahun yang sama, Peneliti melanjutkan Pendidikan Tinggi di Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau (UIN Suska Riau) pada Fakultas Sains dan Teknologi Program Studi Sistem Informasi. Selama menempuh pendidikan, Peneliti aktif dalam organisasi Puzzle Research Data and Technology (PREDATECH). Penyusunan Tugas Akhir ini dilakukan sebagai salah satu kewajiban untuk menyelesaikan Pendidikan Tinggi serta memperoleh gelar Sarjana Komputer (S.Kom.). Peneliti berharap Tugas Akhir ini dapat memberikan manfaat dan kontribusi positif bagi pihak yang membutuhkan.