



UIN SUSKA RIAU

**KLASIFIKASI EMOSI PADA ULASAN PENGGUNA APLIKASI
J&T EXPRESS DI GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN
MODEL DISTILBERT**

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 merugikan 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:

CANDRA

12250311304



UIN SUSKA RIAU

UIN SUSKA RIAU

FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI

UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SULTAN SYARIF KASIM RIAU

PEKANBARU

2026

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

LEMBAR PERSETUJUAN

KLASIFIKASI EMOSI PADA ULASAN PENGGUNA APLIKASI J&T EXPRESS DI GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN MODEL DISTILBERT

TUGAS AKHIR

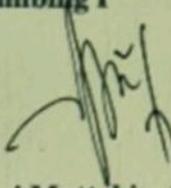
Oleh:

CANDRA

12250311304

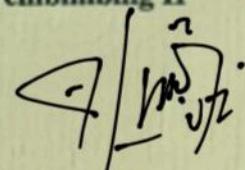
Telah diperiksa dan disetujui sebagai laporan tugas akhir
di Pekanbaru, pada tanggal 22 Januari 2026

Pembimbing I



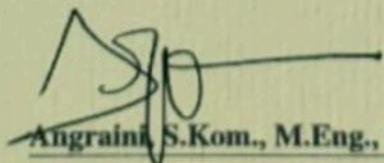
Fitriani Muttakin, S.Kom., M.Cs.
NIP. 198606122020122014

Pembimbing II



Arif Marsal, Lc., MA.
NIP. 197608282009011011

Ketua Program Studi



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

LEMBAR PENGESAHAN

KLASIFIKASI EMOSI PADA ULASAN PENGGUNA APLIKASI J&T EXPRESS DI GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN MODEL DISTILBERT

TUGAS AKHIR

Oleh:

CANDRA

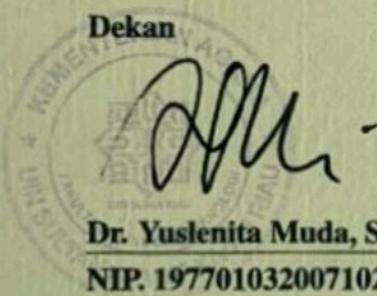
12250311304

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 13 Januari 2026

Pekanbaru, 13 Januari 2026

Mengesahkan,

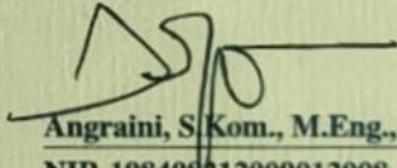
Dekan



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

NIP. 197701032007102001

Ketua Program Studi


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

DEWAN PENGUJI:

Ketua : Anofrizen, S.Kom., M.Kom.

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

Anggota 1 : Arif Marsal, Lc., MA.

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

Anggota 3 : M. Afdal, ST., M.Kom.

Lampiran Surat :
Nomor : Nomor 25/2021
Tanggal : 10 September 2021

SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertandatangan di bawah ini:

Nama : CANDRA
NIM : 12250311304
Tempat/Tgl. Lahir : Bucina Makmur / 06 Juli 2004
Fakultas/Pascasarjana : SAINS DAN TEKNOLOGI
Prodi : SISTEM INFORMASI

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

KLASIFIKASI EMOSI PADA ULASAN PENGGUNA
APLIKASI J&T EXPRESS DI GOOGLE PLAY
STORE MENGGUNAKAN MODEL DISTILBERT

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,
Yang membuat pernyataan



NIM: 12250311304

*pilih salah satu sesuai jenis karya tulis



LEMBAR HAK ATAS KEKAYAAN INTELEKTUAL

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

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

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



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 merugikan 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.

© Hak Cipta Milik UIN Suska Riau

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

LEMBAR PERNYATAAN

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

Pekanbaru, 13 Januari 2026
Yang membuat pernyataan,

CANDRA
NIM. 12250311304

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 merugikan 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 PERSEMPAHAN

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Dengan menyebut nama Allah Yang Maha Pengasih lagi Maha Penyayang

Dengan penuh rasa syukur kepada Allah Subhanahu Wa Ta'ala, Peneliti menjatkan puji dan terima kasih atas segala limpahan rahmat, petunjuk, kekuatan, serta kesehatan yang senantiasa dianugerahkan, sehingga Laporan Tugas Akhir ini dapat diselesaikan dengan lancar. Tanpa izin dan pertolongan-Nya, Peneliti tidak akan mampu melewati seluruh rangkaian proses penyusunan Tugas Akhir ini.

Pada kesempatan ini, Peneliti juga menyampaikan ucapan terima kasih yang tulus kepada kedua orang tua tercinta, ayah dan ibu, atas segala bentuk dukungan, kasih sayang, doa, dan pengorbanan yang tidak pernah terputus. Ucapan terima kasih turut disampaikan kepada seluruh keluarga besar yang selalu memberikan semangat, motivasi, serta kebahagiaan selama masa perkuliahan hingga terselesaikannya Tugas Akhir ini. Segala perhatian dan kebaikan yang diberikan memiliki arti yang sangat mendalam bagi Peneliti.

Peneliti mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Dosen Pembimbing yang telah dengan sabar meluangkan waktu, tenaga, dan pemikiran dalam memberikan bimbingan, arahan, serta ilmu yang bermanfaat. Dukungan dan motivasi yang diberikan menjadi bekal berharga bagi Peneliti dalam menghadapi berbagai tantangan selama proses 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 selesainya Tugas Akhir ini.

Sebagai penutup, Peneliti memberikan apresiasi kepada diri sendiri atas ketekunan, kerja keras, dan konsistensi yang telah dijalani dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini. Berbagai rintangan yang dihadapi menjadi pengalaman berharga untuk terus melangkah maju dan tidak mudah menyerah. Semoga pencapaian ini menjadi langkah awal yang baik dalam meraih cita-cita dan kesuksesan di masa depan. Aamiin.

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.



- 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 merugikan 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.

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT atas segala rahmat, karunia, dan pertolongan-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini dengan judul *“Klasifikasi Emosi pada Ulasan Pengguna Aplikasi J&T Express di Google Play Store Menggunakan Model DistilBERT”* dengan baik. Tugas akhir ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer pada Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau.

Penulis menyadari bahwa penyusunan tugas akhir ini tidak terlepas dari dukungan, bantuan, dan doa dari berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis ingin mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Ibu Prof. Dr. Hj. Leny Nofianti MS., SE., M.Si., Ak., CA., 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 Fitriani Muttakin, S.Kom., M.Cs. , sebagai Dosen Pembimbing I yang telah meluangkan waktu, tenaga, dan pikiran dalam memberikan arahan, masukan, serta bimbingan selama proses penyusunan tugas akhir ini.
5. Bapak Arif Marsal, Lc., MA, sebagai Dosen Pembimbing II yang telah meluangkan waktu, tenaga, dan pikiran dalam memberikan arahan, masukan, serta bimbingan selama proses penyusunan tugas akhir ini.
6. Ibu Elvina, S.Pd., M.Pd., sebagai Pakar Penelitian Tugas Akhir.
7. Ibu Siti Monalisa, ST., M.Kom., sebagai Dosen Penguji I Tugas Akhir yang telah memberikan masukan, kritik, dan saran yang membangun demi kesempurnaan tugas akhir ini.
8. Bapak M. Afdal, ST., M.Kom., sebagai Dosen Penguji II Tugas Akhir yang telah memberikan arahan, saran, dan panduan dalam proses penyelesaian penelitian ini.
9. Bapak Anofrizen, S.Kom., M.Kom., sebagai Ketua Sidang Tugas Akhir yang telah memberikan motivasi, bimbingan, dan nasihat selama proses persidangan.
10. Seluruh dosen Program Studi Sistem Informasi yang telah memberikan ilmu pengetahuan, wawasan, dan pengalaman berharga selama masa perkuliahan.



11. Orang tua Peneliti tercinta, Ayahanda Selamet Pujiyono dan Almh. Kartini, yang tanpa lelah memberikan dukungan, doa yang tak putus, perhatian, serta kasih sayang yang luar biasa.

12. Nenek Kasmini yang senantiasa memberikan doa dan kasih sayang kepada Peneliti.

13. Bibi Lismawati dan Bibi Refniyati yang selalu memberikan dukungan dan semangat selama penyusunan tugas akhir ini.

14. Paman Ikhwan Harahap yang turut memberikan motivasi dan dukungan kepada Peneliti.

Ucapan terima kasih yang tulus juga penulis sampaikan kepada keluarga tercinta. Terutama kepada ibu tercinta yang telah berpulang lebih dahulu (rahimahullah), yang semasa hidupnya selalu memberikan doa, kasih sayang, dan motivasi tanpa henti kepada penulis. Semoga segala kebaikan beliau mendapat balasan terbaik dari Allah SWT.

Kepada ayah tercinta, penulis mengucapkan terima kasih atas segala pengorbanan, kerja keras, nasihat, serta doa yang tidak pernah putus. Terima kasih juga penulis sampaikan kepada nenek, kakek, bibi, dan seluruh keluarga besar yang selalu memberikan dukungan moril, semangat, serta perhatian selama proses perkuliahan hingga penyusunan tugas akhir ini.

Tidak lupa, penulis mengucapkan terima kasih kepada sahabat, teman teman seperjuangan, serta semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu per satu yang telah membantu, baik secara langsung maupun tidak langsung, dalam penyelesaian tugas akhir ini.

Penulis menyadari bahwa tugas akhir ini masih memiliki keterbatasan dan kekurangan. Oleh karena itu, penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun demi perbaikan di masa yang akan datang. Semoga tugas akhir ini dapat memberikan manfaat bagi pengembangan ilmu pengetahuan, khususnya di bidang pengolahan bahasa alami dan klasifikasi emosi berbasis teks.

Pekanbaru, 22 Januari 2026

Penulis,

CANDRA

NIM. 12250311304

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 merugikan 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.

© Hak Cipta milik UIN Suska Riau

State Islam University of Sultan Syarif Kasim Riau

University of Sultan Syarif Kasim Riau



KLASIFIKASI EMOSI PADA ULASAN PENGGUNA APLIKASI J&T EXPRESS DI GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN MODEL DISTILBERT

CANDRA
NIM: 12250311304

Tanggal Sidang: 13 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

Perkembangan platform digital mendorong meningkatnya jumlah ulasan pengguna yang mengandung beragam ekspresi emosi terhadap suatu layanan, sehingga analisis emosi pada ulasan pengguna menjadi penting untuk memahami pengalaman dan persepsi pengguna secara lebih mendalam dibandingkan dengan analisis sentimen konvensional; oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk melakukan klasifikasi emosi pada ulasan pengguna aplikasi J&T Express di Google Play Store menggunakan model DistilBERT, dengan data yang dikumpulkan melalui proses *web scraping* dan selanjutnya melalui tahapan pra-pemrosesan, pelabelan emosi, serta pembagian dataset ke dalam data latih, validasi, dan uji, serta memfokuskan klasifikasi pada empat kategori emosi, yaitu marah, kecewa, cemas, dan senang, di mana model DistilBERT dilatih menggunakan pendekatan *fine-tuning* dengan strategi TS2 untuk menyesuaikan model terhadap karakteristik bahasa Indonesia dan gaya penulisan ulasan yang bersifat informal; hasil evaluasi menunjukkan bahwa model DistilBERT yang telah dilakukan *fine-tuning* menghasilkan performa klasifikasi emosi yang lebih baik dibandingkan dengan model DistilBERT tanpa *fine-tuning*, dan analisis *confusion matrix* mengindikasikan bahwa proses *fine-tuning* berhasil mengurangi bias prediksi terhadap satu kelas dominan serta meningkatkan kemampuan model dalam membedakan setiap kategori emosi, sehingga penelitian ini membuktikan bahwa penerapan *fine-tuning* pada model DistilBERT efektif untuk klasifikasi emosi pada ulasan pengguna aplikasi layanan pengiriman.

Kata kunci: klasifikasi emosi, DistilBERT, fine-tuning, ulasan pengguna, Google Play Store

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



**EMOTION CLASSIFICATION IN USER REVIEWS OF THE J&T
EXPRESS APPLICATION ON THE GOOGLE PLAY STORE
USING THE DISTILBERT MODEL**

© 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 merugikan 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.

CANDRA
NIM: 12250311304

Date of Final Exam: January 06th 2025
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

The development of digital platforms has led to a significant increase in the number of user reviews containing diverse emotional expressions toward a service, making emotion analysis of user reviews essential for understanding user experiences and perceptions more deeply than conventional sentiment analysis; therefore, this study aims to perform emotion classification on user reviews of the J&T Express application on the Google Play Store using the DistilBERT model, with data collected through a *web scraping* process followed by preprocessing, emotion labeling, and dataset splitting into training, validation, and test sets, while focusing on four emotion categories, namely anger, disappointment, anxiety, and happiness, where the DistilBERT model is trained using a *fine-tuning* approach with the TS2 strategy to adapt the model to the characteristics of the Indonesian language and the informal writing style commonly found in reviews; the evaluation results indicate that the fine-tuned DistilBERT model achieves better emotion classification performance than the DistilBERT model without *fine-tuning*, and the *confusion matrix* analysis shows that the *fine-tuning* process successfully reduces prediction bias toward a dominant class and improves the model's ability to distinguish between each emotion category, thereby demonstrating that applying *fine-tuning* to the DistilBERT model is effective for emotion classification in user reviews of delivery service applications.

Keywords: emotion classification, DistilBERT, fine-tuning, user reviews, Google Play Store



DAFTAR ISI

© Hak cipta milik UIN Sultan Syarif Kasim Riau	ii
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
1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah	2
1.3 Batasan Masalah	3
1.4 Tujuan	3
1.5 Manfaat Penelitian	4
1.5.1 Manfaat Teoretis	4
1.5.2 Manfaat Praktis	4
1.6 Sistematika Penulisan	5
DAFTAR SINGKATAN	1
LANDASAN TEORI	6
2.1 Konsep Emosi dan Klasifikasi Emosi	6
2.2 Pentingnya Analisis Emosi dalam Ulasan Digital	9
2.3 Perkembangan Metode Klasifikasi Emosi	10

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 merugikan 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.

© Hak cipta milik UIN Suska Riau	State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau
Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang	
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber: <ul style="list-style-type: none"> a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah. b. Pengutipan tidak merugikan 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.	
2.4 Preprocessing Data Teks 11	
2.4.1 Data Cleaning	12
2.4.2 Case Folding	12
2.4.3 Removing Special Characters	13
2.4.4 Normalization	13
2.5 DistilBERT	14
2.6 DistilBERT	15
2.6.1 DistilBERT sebagai Pretrained Language Model	16
2.6.2 Arsitektur DistilBERT	16
2.6.3 Alur Kerja DistilBERT dalam Klasifikasi Emosi	17
2.6.4 Fine-Tuning DistilBERT untuk Klasifikasi Emosi	17
2.6.5 Fungsi Aktivasi Softmax	18
2.6.6 Fungsi Loss	18
2.6.7 Proses Optimisasi	19
2.7 Natural Language Processing (NLP) untuk Klasifikasi Emosi	19
2.8 Evaluasi Model Klasifikasi Teks	21
2.8.1 Accuracy	21
2.8.2 Precision	21
2.8.3 Recall	22
2.8.4 F1-score	22
2.8.5 Confusion Matrix	22
2.8.6 Kurva Loss (Training Loss dan Validation Loss)	23
2.8.7 t-SNE untuk Visualisasi Representasi Embedding	23
2.9 Penelitian Terdahulu	24
METODOLOGI PENELITIAN 28	
3.1 Pengumpulan Data	29
3.2 Preprocessing Data	30
3.3 Pelabelan Data	31
3.4 Pembagian Dataset	33
3.5 Tokenisasi	34
3.6 Pemodelan DistilBERT	35
3.7 Evaluasi Model	36
ANALISIS DAN HASIL 38	
4.1 Hasil Pengumpulan Data	38
4.2 Hasil Pra-pemrosesan Data	38

4.2.1	Hasil Data Cleaning	39
4.2.2	Hasil Case Folding	39
4.2.3	Hasil Penghapusan Karakter Spesial	40
4.2.4	Hasil Normalisasi Teks	40
4.3	Hasil Pelabelan Data	41
4.4	Hasil Pembagian Dataset	43
4.5	Tokenisasi dan Pembentukan Input Model	44
4.6	Pelatihan Model DistilBERT	45
4.6.1	Representasi Dataset dalam Format Tensor	46
4.6.2	Konfigurasi Parameter Pelatihan Model	46
4.7	Hasil Evaluasi Model	47
4.7.1	Grafik t-SNE 2D	48
4.7.2	Analisis Kurva Loss	49
4.7.3	Confusion Matrix	50
4.7.3.1	Analisis Kesalahan Klasifikasi Model	51
4.7.3.2	Error Analysis	52
4.7.3.3	Implikasi Bisnis dari Kesalahan Model	52
4.7.3.4	Analisis Kesalahan Klasifikasi Model	53
4.7.3.5	Error Analysis	53
4.7.3.6	Implikasi Bisnis dari Kesalahan Model	53
4.7.4	Analisis Probabilitas Emosi per Ulasan	54
4.8	Hasil dan Pembahasan	56
4.8.1	Analisis Distribusi dan Pola Emosi Pengguna	56
4.8.2	Analisis Representasi Emosi Berdasarkan Visualisasi t-SNE	58
4.8.3	Analisis Kinerja Model DistilBERT	59
4.8.4	Implikasi dan Kontribusi Penelitian	60
PENUTUP		62
5.1	Kesimpulan	62
5.2	Saran	63

DAFTAR GAMBAR

2.1	Roda Emosi Plutchik (Sumber: Mondal).	7
3.1	Metodologi Penelitian	28
4.1	t-SNE 2D	48
4.2	Kurva training loss dan validation loss pada strategi pelatihan TS2 .	49
4.3	confusion matrix fine-tuning vs pretrained	50

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 merugikan 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 TABEL

2.1	Penelitian Terdahulu Terkait Klasifikasi Emosi Berbasis Teks	24
4.1	Hasil Data Cleaning	39
4.2	Contoh Data <i>Before</i> dan <i>After</i> pada Tahap <i>Case Folding</i>	39
4.3	Contoh Data <i>Before</i> dan <i>After</i> pada Tahap Pembersihan Karakter Spesial	40
4.4	Contoh Data <i>Before</i> dan <i>After</i> pada Tahap Normalisasi Teks	41
4.5	Distribusi Data Berdasarkan Label Emosi	41
4.6	Definisi Kategori Emosi dalam Penelitian	42
4.7	Ukuran Dataset Hasil Pembagian Data	43
4.8	Distribusi Emosi pada Data Training	44
4.9	Distribusi Emosi pada Data Validation	44
4.10	Distribusi Emosi pada Data Testing	44
4.11	Contoh Hasil Tokenisasi dan Encoding Teks	45
4.12	Konfigurasi Parameter Pelatihan Model DistilBERT	46
4.13	Hasil Evaluasi Model pada Data Uji	47
4.14	Penjelasan Istilah pada Hasil Evaluasi Model	47
4.15	Visualisasi distribusi probabilitas emosi pada beberapa contoh ulasan	54

**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 merugikan 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

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi yang semakin pesat telah mendorong masyarakat untuk mengekspresikan pendapat, pengalaman, dan perasaannya terhadap berbagai produk maupun layanan secara terbuka melalui platform digital. Kehadiran media sosial, platform e-commerce, serta aplikasi mobile memberikan ruang bagi pengguna untuk menyampaikan penilaian, kritik, dan saran, salah satunya melalui fitur ulasan (review) pada platform seperti Google Play Store. Melalui ulasan tersebut, pengguna tidak hanya memberikan evaluasi terhadap kualitas layanan, tetapi juga mengekspresikan berbagai emosi, seperti rasa senang, cemas, marah, maupun kecewa. Informasi emosional yang terkandung dalam ulasan ini menjadi sangat penting bagi perusahaan untuk mengevaluasi kualitas layanan yang diberikan serta memahami pengalaman pelanggan secara lebih mendalam (Mohammad dan Turney, 2013).

Seiring dengan meningkatnya jumlah ulasan yang dihasilkan oleh pengguna, pendekatan analisis sentimen tradisional menjadi kurang memadai karena umumnya hanya berfokus pada polaritas umum, yaitu positif, negatif, dan netral. Pendekatan tersebut belum mampu merepresentasikan kompleksitas emosi manusia secara komprehensif. Oleh karena itu, diperlukan metode yang lebih presisi, yaitu klasifikasi emosi. Penelitian yang dilakukan oleh Yin, Bond, dan Zhang (2014) menunjukkan bahwa emosi seperti *cemas* dan *marah*, meskipun sama-sama bernuasa negatif, memiliki makna psikologis yang berbeda. Rasa cemas muncul akibat kekhawatiran terhadap suatu kondisi yang tidak pasti, sedangkan rasa marah sering kali berkaitan dengan persepsi ketidakadilan atau pelayanan yang buruk. Pemahaman terhadap perbedaan emosi ini menjadi krusial bagi perusahaan agar dapat memberikan respons yang lebih empatik dan tepat sasaran. Oleh sebab itu, klasifikasi emosi menjadi pendekatan yang lebih relevan dibandingkan sekadar analisis sentimen sederhana (Kaźmierczak, Zajenkowska, Rajchert, Jakubowska, dan Abramuk-Szyszko, 2023).

Analisis emosi (*emotion analysis*) merupakan pengembangan dari analisis sentimen yang bertujuan untuk mengidentifikasi berbagai jenis emosi yang terkandung dalam teks. Jika analisis sentimen hanya menilai sikap secara umum (positif, negatif, atau netral), maka analisis emosi berfokus pada pengenalan keadaan afektif yang lebih spesifik, seperti senang, cemas, marah, atau kecewa. Penelitian-

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 merugikan 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.

penelitian terkini menunjukkan bahwa teks pada media sosial dan platform digital umumnya ditulis dalam bahasa informal, mengandung singkatan, emotikon, serta variasi ejaan, sehingga memerlukan pendekatan yang lebih canggih agar klasifikasi emosi dapat dilakukan secara akurat (Ganie, 2023).

Dalam beberapa tahun terakhir, model berbasis *transformer* semakin banyak digunakan dalam tugas pemrosesan bahasa alami, termasuk analisis emosi, karena kemampuannya dalam memahami konteks kalimat secara dua arah. Model BERT beserta turunannya, seperti DistilBERT, telah menunjukkan performa yang unggul dalam berbagai tugas klasifikasi teks. DistilBERT merupakan versi ringan dari BERT yang memiliki ukuran sekitar 60% lebih kecil, namun tetap mempertahankan hingga 97% performa model aslinya, serta mampu melakukan inferensi sekitar 60% lebih cepat (Sanh, Debut, Chaumond, dan Wolf, 2020). Karakteristik ini menjadikan DistilBERT lebih efisien untuk diterapkan pada sistem yang membutuhkan kecepatan dan efisiensi komputasi.

Berdasarkan perkembangan tersebut, penerapan model ringan seperti DistilBERT menjadi alternatif yang menjanjikan untuk analisis teks berbahasa Indonesia, khususnya pada ulasan pengguna aplikasi seperti J&T Express di Google Play Store. Model ini mampu memproses data secara efisien sekaligus memahami konteks semantik secara lebih mendalam, sehingga hasil klasifikasi emosi menjadi lebih kontekstual dan realistik. Pendekatan klasifikasi emosi berbasis *transformer* ini tidak hanya bermanfaat untuk memahami perasaan pengguna secara lebih komprehensif, tetapi juga dapat mendukung peningkatan kualitas layanan berbasis data, manajemen reputasi, serta pengambilan keputusan strategis dalam industri logistik digital.

Selain memberikan kontribusi praktis, penelitian ini juga memiliki nilai akademik yang penting karena memperluas kajian Natural Language Processing (NLP) berbahasa Indonesia menuju tahap pemahaman afektif yang lebih kompleks. Penerapan model *transformer* yang efisien seperti DistilBERT pada dataset ulasan lokal diharapkan dapat menjadi langkah awal dalam pengembangan sistem klasifikasi emosi yang adaptif terhadap konteks budaya dan linguistik Indonesia.

1.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka rumusan masalah dalam tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana proses penerapan dan fine-tuning model DistilBERT dalam melakukan klasifikasi emosi pada teks ulasan pengguna aplikasi J&T Express

**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 karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

press di Google Play Store?

2. Seberapa baik kinerja model DistilBERT dalam mengklasifikasikan emosi pengguna ke dalam empat kategori emosi, yaitu *marah*, *kecewa*, *cemas*, dan *senang*, berdasarkan metrik evaluasi *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*?
3. Bagaimana pola kesalahan klasifikasi yang dilakukan oleh model DistilBERT serta faktor-faktor linguistik yang memengaruhi kesalahan tersebut berdasarkan analisis *confusion matrix* dan *error analysis*?
4. Bagaimana distribusi dan karakteristik emosi pengguna aplikasi J&T Express berdasarkan hasil klasifikasi emosi menggunakan model DistilBERT?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari ulasan pengguna aplikasi J&T Express yang diperoleh dari Google Play Store pada periode tahun 2024 hingga 2025.
2. Kategori emosi yang diklasifikasikan dibatasi pada empat jenis emosi, yaitu *marah*, *kecewa*, *cemas*, dan *senang*.
3. Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah DistilBERT, dengan dua skenario pelatihan, yaitu model pretrained tanpa penyesuaian parameter dan model yang telah melalui proses *fine-tuning*.
4. Penelitian ini tidak membandingkan DistilBERT dengan model transformer lain seperti BERT, RoBERTa, atau XLNet.
5. Penelitian ini hanya berfokus pada data berbasis teks dan tidak mempertimbangkan modalitas lain seperti gambar, audio, atau video.
6. Evaluasi kinerja model dibatasi pada metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, serta analisis menggunakan *confusion matrix*.

1.4 Tujuan

Tujuan yang ingin dicapai dalam pelaksanaan tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Mengimplementasikan model DistilBERT untuk melakukan klasifikasi emosi pada teks ulasan pengguna aplikasi J&T Express yang diperoleh dari Google Play Store.
2. Mengevaluasi kinerja model DistilBERT dalam mengklasifikasikan emosi pengguna ke dalam empat kategori emosi, yaitu *marah*, *kecewa*, *cemas*, dan *senang*, menggunakan metrik evaluasi standar.

3. Menganalisis distribusi dan karakteristik emosi pengguna untuk memperoleh gambaran mengenai persepsi dan pengalaman pengguna terhadap layanan J&T Express.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dari pelaksanaan tugas akhir ini adalah sebagai berikut.

1.5.1 Manfaat Teoretis

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan kajian *Natural Language Processing* (NLP) berbahasa Indonesia, khususnya pada penerapan model *transformer* ringan seperti DistilBERT untuk tugas klasifikasi emosi pada teks ulasan pengguna. Hasil penelitian ini dapat menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya yang berkaitan dengan analisis emosi, analisis sentimen lanjutan, serta pemodelan bahasa berbasis *deep learning* pada data teks berbahasa Indonesia.

Selain itu, penelitian ini juga memperkaya literatur mengenai efektivitas pendekatan *fine-tuning* pada model pretrained dalam konteks klasifikasi emosi, terutama pada data yang bersifat informal dan kontekstual seperti ulasan pengguna aplikasi. Temuan dalam penelitian ini diharapkan dapat menjadi dasar teoretis bagi pengembangan metode klasifikasi emosi yang lebih adaptif dan representatif terhadap ekspresi bahasa alami.

1.5.2 Manfaat Praktis

Secara praktis, penelitian ini dapat membantu perusahaan jasa ekspedisi seperti J&T Express dalam memahami perasaan dan pengalaman pelanggan secara lebih spesifik, tidak hanya berdasarkan polaritas sentimen (positif atau negatif), tetapi juga berdasarkan jenis emosi yang dirasakan, seperti marah, kecewa, cemas, dan senang. Informasi ini dapat dimanfaatkan sebagai bahan evaluasi untuk meningkatkan kualitas pelayanan, memperbaiki sistem pengiriman, serta menyusun strategi komunikasi yang lebih efektif dan responsif terhadap pelanggan.

Selain itu, pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini dapat dijadikan sebagai acuan dalam pengembangan sistem analisis emosi pada berbagai domain layanan digital lainnya, seperti e-commerce, transportasi, dan layanan publik. Demikian, metode klasifikasi emosi berbasis DistilBERT yang dikaji dalam penelitian ini memiliki potensi untuk diterapkan secara luas dalam konteks analisis opini dan pengalaman pengguna berbasis teks.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan laporan tugas akhir ini disusun untuk memberikan gambaran mengenai alur pembahasan pada setiap bab. Adapun sistematika penulisan dalam laporan tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

BAB 1. PENDAHULUAN

BAB 1 pada tugas akhir ini berisi tentang pendahuluan yang meliputi latar belakang masalah, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, serta sistematika penulisan.

BAB 2. LANDASAN TEORI

BAB 2 membahas tinjauan pustaka dan landasan teori yang berkaitan dengan penelitian. Bab ini mencakup konsep dasar pemrosesan bahasa alami (*Natural Language Processing*), analisis emosi pada teks, model DistilBERT, teknik *knowledge distillation*, serta penelitian-penelitian terdahulu yang relevan sebagai acuan dalam penelitian ini.

BAB 3. METODOLOGI PENELITIAN

BAB 3 menjelaskan metodologi penelitian yang digunakan. Pembahasan meliputi pengumpulan data ulasan, proses pra-pemrosesan teks, pelabelan dan validasi data, pembagian data latih dan data uji, proses tokenisasi dan encoding, perancangan model, serta metode pelatihan dan evaluasi model.

BAB 4. ANALISA DAN PERANCANGAN

BAB 4 membahas hasil implementasi dan pengujian model DistilBERT. Bab ini mencakup proses pelatihan model, mekanisme distilasi pengetahuan, hasil evaluasi kinerja model menggunakan metrik yang digunakan, serta analisis hasil pengujian berdasarkan data penelitian.

BAB 5. IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

BAB 5 merupakan bab penutup yang berisi kesimpulan dari hasil penelitian yang telah dilakukan serta saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

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

- Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin 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 merugikan 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 2

LANDASAN TEORI

Bab ini membahas teori-teori yang menjadi dasar dalam penelitian ini, meliputi konsep klasifikasi emosi, pentingnya analisis emosi di era digital, metode NLP, serta model *DistilBERT* yang digunakan dalam pemrosesan teks.

2.1 Konsep Emosi dan Klasifikasi Emosi

Emosi merupakan respons afektif manusia yang muncul sebagai reaksi terhadap suatu kejadian atau situasi tertentu, dan sering kali tercermin melalui ekspresi linguistik dalam bentuk teks digital, seperti ulasan pengguna aplikasi dan layanan (Plutchik, 1980; Semeraro, Vilella, dan Ruffo, 2021; Ekman dkk., 1992; Maruf dkk., 2024). Dalam konteks komunikasi berbasis teks, emosi tidak selalu dinyatakan secara eksplisit, melainkan sering tersirat melalui pilihan kata, struktur kalimat, serta konteks keseluruhan (Hofmann, Troiano, Sassenberg, dan Klinger, 2020; Maruf dkk., 2024; Bostan dan Klinger, 2018). Oleh karena itu, pemahaman terhadap emosi dalam teks menjadi aspek penting dalam menganalisis persepsi dan pengalaman pengguna (Nandwani dan Verma, 2021).

Klasifikasi emosi dalam teks bertujuan untuk mengidentifikasi kategori perasaan yang terekspresi sehingga dapat memetakan pengalaman subjektif pengguna secara lebih spesifik dibandingkan analisis sentimen sederhana yang hanya membedakan polaritas positif, negatif, atau netral (Mohammad dan Turney, 2013; Motger, Oriol, Tiessler, Franch, dan Marco, n.d.; Nandwani dan Verma, 2021). Pendekatan ini memungkinkan sistem untuk memahami nuansa emosional yang lebih halus, misalnya membedakan antara kemarahan, kekecewaan, dan kecemasan, yang meskipun sama-sama bernuansa negatif, memiliki makna psikologis dan implikasi praktis yang berbeda (Plutchik, 1980; Hofmann dkk., 2020).

Dalam konteks ulasan pengguna aplikasi, perbedaan jenis emosi tersebut menjadi krusial karena setiap emosi merepresentasikan pengalaman dan ekspektasi pengguna yang berbeda terhadap layanan (Motger dkk., n.d.; Oprea, 2025). Sebagai contoh, emosi marah sering kali menunjukkan ketidakpuasan yang bersifat akut terhadap suatu aspek layanan, sedangkan emosi cemas lebih berkaitan dengan ketidakpastian atau kekhawatiran terhadap proses yang sedang berlangsung (Hofmann dkk., 2020; Maruf dkk., 2024). Oleh karena itu, klasifikasi emosi yang lebih granular menjadi lebih relevan dibandingkan sekadar analisis sentimen biner (Motger dkk., n.d.; Nandwani dan Verma, 2021).

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 merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

Menurut Plutchik, emosi dasar merupakan komponen psikologis yang bersifat evolusioner dan berfungsi membantu individu dalam merespons tantangan lingkungan demi meningkatkan peluang bertahan hidup (Plutchik, 1980; Ekman dkk., 1992). Emosi-emosi ini memiliki struktur yang dapat dijelaskan melalui hubungan antar emosi dalam bentuk visualisasi yang dikenal sebagai roda emosi (Plutchik, 1980; Semeraro dkk., 2021; Nandwani dan Verma, 2021). Model ini mengorganisasikan emosi dalam dimensi bipolar serta variasi intensitas, sehingga memungkinkan analisis hubungan antar emosi secara sistematis (Semeraro dkk., 2021; Maruf dkk., 2024).

Dalam model roda emosi Plutchik, terdapat delapan emosi dasar yang berpasangan secara bipolar, misalnya kebahagiaan berlawanan dengan kesedihan (Plutchik, 1980; Semeraro dkk., 2021). Emosi-emosi dasar tersebut dapat berinteraksi dan membentuk emosi sekunder atau turunan lainnya (Plutchik, 1980; Semeraro dkk., 2021; Nandwani dan Verma, 2021). Struktur ini menunjukkan bahwa emosi bukanlah kategori yang berdiri sendiri, melainkan saling berkaitan secara semantik (Bostan dan Klinger, 2018; Maruf dkk., 2024).



Gambar 2.1. Roda Emosi Plutchik (Sumber: Mondal).

Gambar 2.1 menunjukkan roda emosi Plutchik yang terdiri dari delapan emosi dasar, yaitu kebahagiaan (*joy*), kepercayaan (*trust*), ketakutan (*fear*), keterkejutan (*surprise*), kesedihan (*sadness*), jijik (*disgust*), kemarahan (*anger*), dan anti-

sipasi (*anticipation*) (Plutchik, 1980). Roda emosi ini menggambarkan hubungan bipolar antar emosi serta variasi intensitas emosi yang divisualisasikan melalui perubahan warna dan jarak dari pusat roda (Plutchik, 1980; Semeraro dkk., 2021).

Meskipun roda emosi Plutchik menyajikan struktur hubungan antar emosi dalam bentuk pasangan bipolar dan kedekatan semantik, model ini bersifat konseptual dan tidak dimaksudkan sebagai batasan kaku dalam pemilihan label emosi untuk tugas klasifikasi otomatis (Bostan dan Klinger, 2018; Maruf dkk., 2024). Dalam praktik pemrosesan bahasa alami, pemilihan kategori emosi umumnya disesuaikan dengan karakteristik data, tujuan penelitian, serta konteks domain (Bostan dan Klinger, 2018; Motger dkk., n.d.), bukan semata-mata berdasarkan posisi emosi pada satu sumbu tertentu dalam model teoretis.

Selain itu, emosi dalam ekspresi manusia sering kali bersifat kompleks dan tidak selalu dapat direduksi menjadi satu kategori tunggal (Russell, 1980; Hofmann dkk., 2020). Pemakaian emosi ke dalam struktur yang terlalu kaku berpotensi menghilangkan nuansa emosional yang terkandung dalam teks (Maruf dkk., 2024; Nandwani dan Verma, 2021). Oleh karena itu, pemilihan subset emosi yang tidak berada dalam satu garis bipolar pada roda Plutchik tetap dianggap valid secara konseptual, selama dapat dipertanggungjawabkan secara teoritis dan empiris (Bostan dan Klinger, 2018).

Dalam penelitian ini, dipilih empat kategori emosi utama, yaitu **senang**, **kecewa**, **cemas**, dan **marah**, sebagai representasi dari spektrum emosi dasar Plutchik dalam konteks ulasan pengguna layanan digital (Motger dkk., n.d.; Oprea, 2025). Keempat emosi ini dipilih karena paling sering muncul dalam ekspresi pengalaman pengguna serta memiliki implikasi praktis yang signifikan terhadap evaluasi kualitas layanan (Nandwani dan Verma, 2021; Maruf dkk., 2024).

Secara konseptual, emosi *senang* merepresentasikan dimensi *joy*, sedangkan *marah* berkaitan dengan dimensi *anger* (Plutchik, 1980). Emosi *cemas* dapat diaisasikan dengan spektrum *fear*, sementara *kecewa* merupakan bentuk emosi kompleks yang berada di antara *sadness* dan *anger* (Plutchik, 1980; Russell, 1980). Dengan demikian, pemilihan keempat kategori ini tetap mencerminkan spektrum emosi dasar dalam model Plutchik, meskipun tidak seluruhnya berada dalam satu garis bipolar yang sama (Bostan dan Klinger, 2018; Motger dkk., n.d.).

Pemilihan empat kategori emosi utama ini didasarkan pada beberapa pertimbangan sebagai berikut:

1. fokus penelitian diarahkan pada emosi yang paling sering muncul dalam konteks ulasan pengguna layanan digital berdasarkan literatur sebelumnya

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 merugikan 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.

- 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 merugikan 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.

- (Semeraro dkk., 2021; Motger dkk., n.d.; Oprea, 2025);
2. penggunaan subset emosi bertujuan untuk mengurangi kompleksitas klasifikasi serta meminimalkan ketidakseimbangan distribusi kelas yang dapat menurunkan stabilitas pembelajaran model (Bostan dan Klinger, 2018; Maruf dkk., 2024); dan
 3. keempat emosi terpilih tersebut mewakili spektrum emosi positif dan negatif yang paling relevan dalam evaluasi pengalaman pengguna aplikasi (Plutchik, 1980; Semeraro dkk., 2021; Nandwani dan Verma, 2021).

Dengan pendekatan ini, klasifikasi emosi yang dilakukan dalam penelitian ini tidak hanya berlandaskan kerangka teoretis, tetapi juga disesuaikan dengan konteks empiris data, sehingga lebih relevan secara praktis dalam memahami persepsi pengguna terhadap layanan J&T Express secara lebih mendalam (Motger dkk., n.d.; Maruf dkk., 2024).

2.2 Pentingnya Analisis Emosi dalam Ulasan Digital

Ulasan pada platform digital seperti *Google Play Store* mengandung berbagai ekspresi opini dan emosi yang merefleksikan pengalaman pengguna terhadap suatu layanan (Nandwani dan Verma, 2021; Motger dkk., n.d.; Oprea, 2025). Informasi ini tidak hanya merepresentasikan tingkat kepuasan pengguna, tetapi juga menggambarkan kondisi emosional yang lebih spesifik, seperti rasa marah, kecewa, cemas, atau senang (Chutia dan Baruah, 2024; Davoodi, Mezei, dan Heikkilä, 2025). Oleh karena itu, analisis emosi menjadi pendekatan yang lebih komprehensif dibandingkan survei tradisional, karena mampu menangkap respons afektif pengguna secara langsung dan alami (Nandwani dan Verma, 2021).

Berbeda dengan analisis sentimen yang umumnya hanya mengklasifikasikan opini ke dalam kategori positif, negatif, atau netral (Jim dkk., 2024), analisis emosi memungkinkan pemahaman yang lebih mendalam terhadap nuansa perasaan pengguna (Chutia dan Baruah, 2024; Davoodi dkk., 2025). Pendekatan ini penting karena emosi-emosi negatif tidak selalu memiliki makna yang sama (Chutia dan Baruah, 2024). Sebagai contoh, rasa marah sering kali menunjukkan ketidakpuasan akut terhadap layanan, sedangkan rasa cemas lebih berkaitan dengan ketidakpastian atau kekhawatiran terhadap proses yang sedang berlangsung (Jim dkk., 2024). Perbedaan ini memiliki implikasi yang berbeda dalam pengambilan keputusan bisnis (Oprea, 2025).

Penelitian oleh Motger et al. (2025) menunjukkan bahwa emosi negatif seperti cemas dan marah sering berkaitan dengan rasa tidak aman, ketidakadi-

lan, atau kegagalan layanan, sedangkan emosi senang mencerminkan kepuasan dan kepercayaan pengguna (Motger dkk., n.d.; Oprea, 2025). Dalam konteks layanan logistik seperti J&T Express, klasifikasi emosi dari ulasan pelanggan memungkinkan perusahaan untuk memantau persepsi publik secara *real-time*, mengidentifikasi sumber permasalahan layanan, serta menyusun strategi perbaikan yang lebih tepat sasaran (Motger dkk., n.d.; Oprea, 2025).

Dengan demikian, analisis emosi tidak hanya berfungsi sebagai alat evaluasi kepuasan pengguna, tetapi juga sebagai dasar pengambilan keputusan strategis yang berorientasi pada pengalaman pelanggan (Nandwani dan Verma, 2021; Jim dkk., 2024). Hal ini menjadikan klasifikasi emosi sebagai pendekatan yang relevan dan penting dalam penelitian ini, terutama dalam memahami dinamika persepsi pengguna terhadap layanan berbasis digital (Motger dkk., n.d.; Davoodi dkk., 2025).

2.3 Perkembangan Metode Klasifikasi Emosi

Metode klasifikasi emosi dalam teks mengalami perkembangan yang signifikan seiring dengan kemajuan teknik pemrosesan bahasa alami dan pembelajaran mesin (Nandwani dan Verma, 2021; Das, Sharif, Hoque, dan Sarker, 2021; Hasan, Rundensteiner, dan Agu, 2022). Perkembangan ini tidak hanya berfokus pada peningkatan akurasi, tetapi juga pada kemampuan model dalam memahami konteks linguistik yang kompleks, yang sangat penting dalam mengenali ekspresi emosi secara tepat (Nandwani dan Verma, 2021).

Pendekatan awal dalam klasifikasi emosi umumnya berbasis leksikon, yaitu dengan memanfaatkan daftar kata yang telah diberi label emosi sebelumnya (Mohammad dan Turney, 2013; Rasool dkk., 2025). Salah satu leksikon yang banyak digunakan adalah NRC Emotion Lexicon, yang memetakan kata ke dalam kategori emosi tertentu (Mohammad dan Turney, 2013). Meskipun metode ini relatif sederhana dan mudah diimplementasikan, pendekatan berbasis leksikon memiliki keterbatasan dalam memahami konteks kalimat, ironi, serta relasi semantik antar kata (Rasool dkk., 2025). Akibatnya, performa metode ini cenderung menurun pada teks yang bersifat kompleks dan kontekstual, seperti ulasan pengguna di platform digital.

Selanjutnya, metode klasifikasi emosi berkembang ke arah pembelajaran mesin klasik, seperti Naïve Bayes, Support Vector Machine (SVM), dan Random Forest (Das dkk., 2021; Nandwani dan Verma, 2021). Metode ini menggunakan fitur linguistik seperti *bag-of-words* atau *TF-IDF* untuk merepresentasikan teks dalam bentuk numerik (Nandwani dan Verma, 2021). Meskipun mampu

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 merugikan 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.

meningkatkan akurasi dibandingkan pendekatan leksikon, metode ini masih memiliki keterbatasan dalam menangkap urutan kata dan makna kontekstual, sehingga kurang optimal dalam mengenali emosi yang tersirat secara implisit.

Perkembangan berikutnya ditandai dengan penggunaan metode *deep learning*, seperti Convolutional Neural Network (CNN) dan Long Short-Term Memory (LSTM), yang mampu mempelajari representasi fitur secara otomatis dari data teks (Hasan dkk., 2022; Nandwani dan Verma, 2021). Model-model ini lebih efektif dalam menangkap pola urutan kata dan hubungan jangka panjang dalam kalimat. Namun, model berbasis RNN masih memiliki keterbatasan dalam pemrosesan paralel dan efisiensi komputasi, sehingga kurang optimal untuk data berskala besar dan sistem yang membutuhkan respons cepat (Hasan dkk., 2022).

Pendekatan terkini dalam klasifikasi emosi didominasi oleh arsitektur *Transformer*, yang menggunakan mekanisme *self-attention* untuk memodelkan hubungan antar kata secara global dalam suatu teks (Vaswani dkk., 2017; Das dkk., 2021). Model berbasis Transformer seperti BERT telah menjadi standar mutakhir dalam berbagai tugas pemrosesan bahasa alami, termasuk klasifikasi emosi (Devlin, Chang, Lee, dan Toutanova, 2019; Algifari dan Nugroho, 2023), karena kemampuannya dalam memahami konteks secara menyeluruh.

Meskipun BERT menunjukkan performa yang sangat baik, ukuran model dan kompleksitas komputasinya relatif besar (Devlin dkk., 2019). Hal ini menjadi kendala dalam implementasi sistem yang membutuhkan efisiensi dan waktu respons yang cepat. Oleh karena itu, dikembangkan berbagai varian yang lebih ringan, salah satunya adalah DistilBERT. DistilBERT merupakan hasil penerapan teknik *knowledge distillation* yang mampu mempertahankan sekitar 95% performa BERT dengan ukuran model yang lebih kecil serta kecepatan inferensi yang lebih tinggi, yakni sekitar 60% lebih cepat dibandingkan BERT (Sanh dkk., 2020).

Dalam konteks penelitian ini, karakteristik ulasan pengguna yang bersifat singkat, informal, dan kontekstual memerlukan model yang mampu memahami makna secara holistik tanpa mengorbankan efisiensi komputasi (Algifari dan Nugroho, 2023). Oleh karena itu, DistilBERT dipilih sebagai pendekatan utama karena mampu menyeimbangkan antara akurasi klasifikasi emosi dan kebutuhan implementasi sistem berbasis web secara *real-time* (Sanh dkk., 2020).

2.4 Preprocessing Data Teks

Preprocessing data merupakan salah satu tahapan fundamental dalam pengolahan data teks pada bidang *Natural Language Processing* (NLP) (Manning dan

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 merugikan 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.

Schütze, 1999; Jurafsky & Martin, 2025; Feldman dan Sanger, 2019). Data teks mungkin umumnya bersifat tidak terstruktur, mengandung noise, serta memiliki variasi penulisan yang tinggi, sehingga tidak dapat langsung digunakan sebagai masukan pada model pembelajaran mesin (Manning dan Schütze, 1999; Aggarwal, 2018). Oleh karena itu, preprocessing data diperlukan untuk meningkatkan kualitas data dengan cara membersihkan, menyeragamkan, dan menyederhanakan representasi teks sebelum dilakukan proses analisis lebih lanjut (Feldman dan Sanger, 2019; Uysal dan Gunal, 2014).

Menurut Aggarwal (2018), kualitas preprocessing data sangat berpengaruh terhadap performa model klasifikasi teks. Tahapan preprocessing yang baik dapat membantu model dalam mengenali pola linguistik secara lebih efektif serta mengurangi kesalahan yang disebabkan oleh elemen teks yang tidak relevan (Kotsiantis, Kanellopoulos, dan Pintelas, 2007; Han, Kamber, dan Pei, 2012). Secara umum, preprocessing data teks mencakup beberapa tahap utama, antara lain data cleaning, case folding, penghapusan karakter khusus, dan normalisasi teks (Uysal dan Gunal, 2014; Feldman dan Sanger, 2019).

2.4.1 Data Cleaning

Data cleaning merupakan tahap awal dalam preprocessing data teks yang bertujuan untuk menghilangkan data yang tidak valid atau tidak relevan (Han dkk., 2012; Kotsiantis dkk., 2007). Tahap ini meliputi penghapusan data duplikat, teks kosong, serta entri yang tidak mengandung informasi linguistik yang bermakna (Feldman dan Sanger, 2019). Selain itu, pada data yang diperoleh melalui proses *scraping*, sering ditemukan karakter aneh, potongan HTML, atau simbol yang tidak membentuk kalimat utuh, sehingga perlu dibersihkan sebelum digunakan lebih lanjut (Uysal dan Gunal, 2014).

Proses data cleaning bertujuan untuk memastikan bahwa dataset yang digunakan hanya terdiri dari teks yang representatif dan relevan dengan tujuan penelitian (Han dkk., 2012). Dengan demikian, risiko terjadinya bias atau kesalahan analisis akibat data yang tidak layak dapat diminimalkan (Kotsiantis dkk., 2007; Feldman dan Sanger, 2019).

2.4.2 Case Folding

Case folding merupakan proses mengubah seluruh huruf dalam teks menjadi satu bentuk standar, umumnya huruf kecil (*lowercase*) (Jurafsky & Martin, 2025; Manning dan Schütze, 1999). Menurut Jurafsky & Martin (2025), perbedaan penggunaan huruf kapital dalam teks tidak selalu merepresentasikan perbedaan makna

semantik, sehingga perlu diseragamkan untuk mengurangi variasi token yang tidak perlu.

Tahap ini bertujuan untuk memastikan bahwa kata dengan bentuk yang sama tetapi berbeda kapitalisasi, seperti “Senang” dan “senang”, diperlakukan sebagai satu token yang sama (Feldman dan Sanger, 2019). Dengan demikian, ukuran kosakata dapat dikurangi dan proses pembelajaran model menjadi lebih efisien (Manning dan Schütze, 1999; Aggarwal, 2018).

2.4.3 Removing Special Characters

Removing special characters merupakan tahap preprocessing yang bertujuan untuk menghapus karakter non-alfabet seperti tanda baca, angka, simbol, serta karakter khusus lainnya yang tidak memberikan kontribusi signifikan terhadap makna teks (Uysal dan Gunal, 2014; Feldman dan Sanger, 2019). Keberadaan karakter-karakter tersebut dapat menimbulkan noise dan mengganggu proses tokenisasi serta representasi fitur teks (Aggarwal, 2018).

Pada konteks data media sosial, karakter khusus dan simbol sering muncul akibat gaya penulisan informal pengguna (Sitaram, Hedayatnia, dan Balakrishnan, 2019). Oleh karena itu, penghapusan karakter khusus dilakukan untuk menyederhanakan struktur teks dan mempertahankan hanya kata-kata yang relevan untuk analisis emosi (Baldwin dan Kim, 2015).

2.4.4 Normalization

Normalization merupakan proses untuk mengubah kata tidak baku, singkatan, atau bentuk slang menjadi kata baku sesuai dengan kaidah bahasa (Sitaram dkk., 2019; Baldwin dan Kim, 2015). Tahap ini sangat penting terutama pada data yang berasal dari media sosial, di mana penggunaan bahasa informal, singkatan, dan variasi ejaan sangat dominan (Feldman dan Sanger, 2019).

Menurut Baldwin dan Kim (2015), normalisasi teks membantu mengurangi variasi kata yang memiliki makna sama, sehingga model pembelajaran mesin dapat mengenali pola linguistik dengan lebih baik. Contoh proses normalisasi antara lain mengubah kata “gk” menjadi “tidak” atau “dr” menjadi “dari”. Dengan normalisasi, representasi teks menjadi lebih konsisten dan mudah dipelajari oleh model (Sitaram dkk., 2019; Aggarwal, 2018).

Secara keseluruhan, tahapan preprocessing data teks berperan penting dalam meningkatkan kualitas dataset dan mendukung kinerja model klasifikasi emosi (Feldman dan Sanger, 2019; Han dkk., 2012). Dataset yang telah melalui preprocessing yang baik akan menghasilkan representasi teks yang lebih bersih, konsisten,

dan informatif, sehingga mampu meningkatkan akurasi serta kemampuan generalisasi model pembelajaran mesin (Kotsiantis dkk., 2007; Aggarwal, 2018).

2.5 DistilBERT

DistilBERT merupakan varian ringan dari model BERT yang dikembangkan melalui pendekatan *knowledge distillation*, dengan tujuan untuk mempertahankan sebagian besar kemampuan representasi bahasa BERT namun dengan ukuran model yang lebih kecil dan waktu inferensi yang lebih cepat (Sanh dkk., 2020; Gou, Yu, dan Maybank, 2021; Hinton, Vinyals, dan Dean, 2015). Dalam pendekatan ini, model berukuran besar (teacher) digunakan untuk melatih model yang lebih kecil (student) dengan cara mentransfer pengetahuan yang telah dipelajari (Hinton dkk., 2015). Melalui proses ini, DistilBERT mampu mempertahankan sekitar 95–97% performa BERT meskipun jumlah parameteranya sekitar 40% lebih sedikit (Sanh dkk., 2020).

Dalam konteks penelitian ini, pemilihan DistilBERT didasarkan pada dua pertimbangan utama. Pertama, ulasan pengguna aplikasi J&T Express umumnya ditulis dalam gaya bahasa informal, singkat, dan sering kali mengandung makna implisit. Oleh karena itu, diperlukan model yang mampu memahami konteks secara menyeluruh, bukan hanya berdasarkan kemunculan kata kunci tertentu. DistilBERT menggunakan mekanisme *self-attention* yang memungkinkan model mempelajari hubungan antar kata dalam suatu kalimat secara kontekstual, sehingga lebih efektif dalam menangkap nuansa emosional yang tersirat.

Kedua, sistem yang dikembangkan dalam penelitian ini dirancang untuk diimplementasikan dalam bentuk aplikasi berbasis web. Oleh karena itu, efisiensi komputasi menjadi faktor penting. Dibandingkan dengan BERT, DistilBERT memiliki waktu inferensi yang lebih cepat dan konsumsi memori yang lebih rendah, sehingga lebih sesuai untuk sistem yang membutuhkan respons *real-time* tanpa mengeborbankan performa klasifikasi secara signifikan.

Berbeda dengan BERT yang memiliki 12 lapisan encoder, DistilBERT hanya menggunakan 6 lapisan encoder. Meskipun jumlah lapisannya lebih sedikit, DistilBERT tetap mempertahankan arsitektur dasar Transformer, termasuk mekanisme *multi-head self-attention* dan *feed-forward network*. Dengan demikian, model ini tetap mampu mempelajari representasi semantik yang kaya dari suatu teks.

Dalam penelitian ini, DistilBERT tidak dilatih dari awal menggunakan skema *teacher-student training*, melainkan digunakan dalam bentuk model *pre-*

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 merugikan 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.

trained yang kemudian dilakukan proses *fine-tuning* menggunakan dataset ulasan berbahasa Indonesia. Fine-tuning bertujuan untuk menyesuaikan parameter model agar mampu mengenali pola emosi yang spesifik sesuai dengan karakteristik data penelitian.

2.6 DistilBERT

DistilBERT merupakan varian ringan dari model BERT yang dikembangkan melalui pendekatan *knowledge distillation*, dengan tujuan untuk mempertahankan sebagian besar kemampuan representasi bahasa BERT namun dengan ukuran model yang lebih kecil dan waktu inferensi yang lebih cepat (Sanh dkk., 2020; Gou dkk., 2021; Hinton dkk., 2015). Dalam pendekatan ini, model berukuran besar (teacher) digunakan untuk melatih model yang lebih kecil (student) dengan cara mentransfer pengetahuan yang telah dipelajari (Hinton dkk., 2015). Melalui proses ini, DistilBERT mampu mempertahankan sekitar 95–97% performa BERT meskipun jumlah parameteranya sekitar 40% lebih sedikit (Sanh dkk., 2020).

Dalam konteks penelitian ini, pemilihan DistilBERT didasarkan pada dua pertimbangan utama. Pertama, ulasan pengguna aplikasi J&T Express umumnya ditulis dalam gaya bahasa informal, singkat, dan sering kali mengandung makna implisit. Oleh karena itu, diperlukan model yang mampu memahami konteks secara menyeluruh, bukan hanya berdasarkan kemunculan kata kunci tertentu. DistilBERT menggunakan mekanisme *self-attention* yang memungkinkan model mempelajari hubungan antar kata dalam suatu kalimat secara kontekstual, sehingga lebih efektif dalam menangkap nuansa emosional yang tersirat (Vaswani dkk., 2017; Devlin dkk., 2019; Li, Chan, Peko, dan Sundaram, 2023).

Kedua, sistem yang dikembangkan dalam penelitian ini dirancang untuk diimplementasikan dalam bentuk aplikasi berbasis web. Oleh karena itu, efisiensi komputasi menjadi faktor penting. Dibandingkan dengan BERT, DistilBERT memiliki waktu inferensi yang lebih cepat dan konsumsi memori yang lebih rendah, sehingga lebih sesuai untuk sistem yang membutuhkan respons *real-time* tanpa mengorbankan performa klasifikasi secara signifikan (Sanh dkk., 2020; Jiao dkk., 2020).

Berbeda dengan BERT yang memiliki 12 lapisan encoder, DistilBERT hanya menggunakan 6 lapisan encoder. Meskipun jumlah lapisannya lebih sedikit, DistilBERT tetap mempertahankan arsitektur dasar Transformer, termasuk mekanisme *multi-head self-attention* dan *feed-forward network* (Vaswani dkk., 2017). Dengan demikian, model ini tetap mampu mempelajari representasi semantik yang kaya dari suatu teks (Devlin dkk., 2019).

Dalam penelitian ini, DistilBERT tidak dilatih dari awal menggunakan skema *teacher–student training*, melainkan digunakan dalam bentuk model *pre-trained* yang kemudian dilakukan proses *fine-tuning* menggunakan dataset ulasan berbahasa Indonesia. Fine-tuning bertujuan untuk menyesuaikan parameter model agar mampu mengenali pola emosi yang spesifik sesuai dengan karakteristik data penelitian (Howard dan Ruder, 2018; Acheampong, Chen, dan Nunoo-Mensah, 2020).

2.6.1 DistilBERT sebagai Pretrained Language Model

DistilBERT merupakan salah satu contoh *pretrained language model*, yaitu model bahasa yang telah dilatih sebelumnya menggunakan korpus teks berskala besar untuk mempelajari struktur umum bahasa, seperti sintaksis, semantik, dan hubungan kontekstual antar kata (Devlin dkk., 2019; Peters dkk., 2018). Pendekatan ini termasuk dalam paradigma *transfer learning*, di mana pengetahuan yang diperoleh dari proses pelatihan awal dapat dimanfaatkan kembali untuk tugas yang lebih spesifik (Howard dan Ruder, 2018).

Pada tahap pretraining, DistilBERT dilatih untuk memahami pola bahasa secara umum tanpa diarahkan pada tugas tertentu, seperti klasifikasi emosi. Proses ini memungkinkan model membangun representasi kata dan kalimat yang bersifat kontekstual, sehingga makna suatu kata dapat berubah sesuai dengan konteks penggunaannya dalam kalimat (Vaswani dkk., 2017; Devlin dkk., 2019).

Keunggulan utama dari pretrained model adalah kemampuannya untuk mengurangi kebutuhan data latih dalam jumlah besar pada tugas spesifik. Dengan memanfaatkan model yang telah memiliki pemahaman dasar mengenai bahasa, proses pelatihan dapat difokuskan pada penyesuaian terhadap karakteristik domain tertentu (Howard dan Ruder, 2018; Peters dkk., 2018).

DistilBERT merupakan hasil dari proses *knowledge distillation* dari model BERT, yang bertujuan untuk menghasilkan model yang lebih ringan dan lebih cepat tanpa mengorbankan performa secara signifikan (Sanh dkk., 2020; Gou dkk., 2021). Dengan jumlah parameter yang lebih sedikit, DistilBERT menjadi lebih efisien untuk digunakan pada aplikasi berbasis web atau sistem yang memerlukan waktu inferensi yang cepat (Jiao dkk., 2020).

2.6.2 Arsitektur DistilBERT

DistilBERT mempertahankan komponen inti dari arsitektur BERT, yaitu Transformer encoder, namun dengan beberapa penyederhanaan. Model ini menggunakan enam lapisan encoder dibandingkan dua belas lapisan pada BERT (Sanh

dkk., 2020). Selain itu, beberapa komponen tambahan seperti *token-type embedding* dan *pooler* dihilangkan untuk mengurangi kompleksitas model.

Setiap token dalam teks direpresentasikan dalam bentuk vektor numerik melalui *token embedding*. Selain itu, DistilBERT juga menggunakan *positional encoding* untuk mempertahankan informasi urutan kata dalam kalimat (Vaswani dkk., 2017). Informasi urutan ini penting dalam klasifikasi emosi, karena perubahan struktur kalimat dapat mengubah makna emosional suatu pernyataan, terutama pada kalimat negasi, ironi, atau ekspresi tidak langsung (Acheampong dkk., 2020).

Mekanisme *self-attention* memungkinkan model untuk memberikan bobot perhatian yang berbeda pada setiap token dalam suatu kalimat. Dengan demikian, kata atau frasa yang memiliki muatan emosional yang lebih kuat dapat diberikan perhatian yang lebih besar oleh model (Vaswani dkk., 2017). Hal ini sangat relevan dalam konteks klasifikasi emosi, karena emosi sering kali diekspresikan secara implisit dan bergantung pada konteks keseluruhan kalimat, bukan hanya pada satu kata tertentu (Liu dan Ren, 2019).

2.6.3 Alur Kerja DistilBERT dalam Klasifikasi Emosi

Secara umum, alur kerja DistilBERT dalam tugas klasifikasi emosi dapat dijelaskan sebagai berikut. Teks ulasan yang telah melalui tahap prapemrosesan akan diubah menjadi token menggunakan tokenizer DistilBERT. Token-token tersebut kemudian dikonversi menjadi *input IDs* dan *attention mask* sebagai masukan ke dalam model.

Selanjutnya, input tersebut diproses oleh encoder DistilBERT melalui beberapa lapisan Transformer yang terdiri dari mekanisme *self-attention* dan *feed-forward network* (Vaswani dkk., 2017). Melalui proses ini, model menghasilkan representasi kontekstual untuk setiap token (Devlin dkk., 2019).

Token khusus [CLS] digunakan sebagai representasi global dari keseluruhan kalimat. Hal ini dimungkinkan karena mekanisme *self-attention* memungkinkan token ini mengakumulasi informasi dari seluruh token dalam kalimat (Devlin dkk., 2019). Representasi vektor dari token [CLS] kemudian digunakan sebagai masukan ke lapisan klasifikasi untuk menentukan kategori emosi.

2.6.4 Fine-Tuning DistilBERT untuk Klasifikasi Emosi

Fine-tuning merupakan proses penyesuaian parameter model pretrained terhadap tugas spesifik menggunakan dataset baru. Berbeda dengan pelatihan dari awal (*training from scratch*), fine-tuning memanfaatkan bobot awal hasil pretraining sebagai titik awal pembelajaran, sehingga model tidak perlu mempelajari ulang

struktur dasar bahasa (Devlin dkk., 2019; Howard dan Ruder, 2018).

Dalam konteks klasifikasi emosi, fine-tuning memungkinkan DistilBERT untuk mengadaptasi representasi linguistik umum menjadi representasi yang lebih sensitif terhadap ekspresi emosional (Acheampong dkk., 2020; Mohammad dan Turney, 2013). Model tidak hanya mengenali makna kata secara literal, tetapi juga memahami konteks emosional yang muncul dalam kalimat.

Proses fine-tuning melibatkan pembaruan seluruh atau sebagian parameter model berdasarkan data berlabel. Dengan demikian, model dapat mempelajari ciri-ciri khusus yang membedakan satu emosi dengan emosi lainnya (Sanh dkk., 2020). Hal ini sangat penting karena ekspresi emosi dalam teks sering kali bersifat implisit, kontekstual, dan tidak selalu ditandai oleh kata-kata emosional yang eksplisit (Minaee, Azimi, dan Abdolrashidi, 2019).

Pendekatan fine-tuning juga memungkinkan model untuk beradaptasi terhadap variasi bahasa, seperti penggunaan bahasa informal, singkatan, dan gaya penulisan khas pengguna aplikasi (Acheampong dkk., 2020). Oleh karena itu, fine-tuning menjadi langkah krusial dalam penerapan pretrained model pada tugas klasifikasi emosi berbasis teks.

2.6.5 Fungsi Aktivasi Softmax

Fungsi *softmax* digunakan untuk mengubah keluaran model berupa nilai logit menjadi distribusi probabilitas pada setiap kelas emosi (Goodfellow, Bengio, dan Courville, 2016). Probabilitas tertinggi menunjukkan kelas emosi yang diprediksi oleh model.

$$p_i = \frac{\exp(z_i)}{\sum_{j=1}^K \exp(z_j)} \quad (2.1)$$

dengan z_i merupakan nilai logit untuk kelas ke- i , dan K adalah jumlah kelas emosi.

Dalam implementasinya, fungsi softmax tidak dihitung secara manual, melainkan terintegrasi dalam lapisan klasifikasi yang disediakan oleh pustaka Hugging Face.

2.6.6 Fungsi Loss

Pada proses fine-tuning, fungsi loss yang digunakan adalah *categorical cross-entropy loss*. Fungsi ini mengukur perbedaan antara distribusi probabilitas hasil prediksi model dan label sebenarnya (Goodfellow dkk., 2016).

- 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 merugikan 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.

$$\mathcal{L} = - \sum_{i=1}^K y_i \log(p_i) \quad (2.2)$$

Dalam implementasinya, fungsi loss ini dihitung menggunakan modul `CrossEntropyLoss` pada PyTorch.

2.6.7 Proses Optimisasi

Proses pelatihan dilakukan menggunakan algoritma optimisasi berbasis gradien, yaitu AdamW. Optimizer ini dipilih karena stabil dalam melatih model Transformer serta mampu mengurangi risiko *overfitting* melalui mekanisme *weight decay* (Loshchilov dan Hutter, 2019).

Pada setiap iterasi pelatihan, nilai loss dihitung, kemudian gradien diperoleh melalui proses *backpropagation*. Selanjutnya, bobot model diperbarui oleh optimizer untuk meminimalkan nilai loss tersebut. Seluruh parameter DistilBERT diperbarui selama proses fine-tuning agar model dapat beradaptasi dengan karakteristik bahasa dan gaya penulisan pada data ulasan pengguna.

Melalui proses ini, DistilBERT diharapkan mampu mempelajari pola linguistik dan emosional secara lebih spesifik, sehingga menghasilkan performa klasifikasi emosi yang lebih akurat dibandingkan model pretrained tanpa fine-tuning. Implementasi teknis dari proses ini dijelaskan secara lebih rinci pada Bab III.

2.7 Natural Language Processing (NLP) untuk Klasifikasi Emosi

Natural Language Processing (NLP) merupakan bidang dalam kecerdasan buatan yang berfokus pada pemrosesan, analisis, dan pemahaman bahasa alami manusia oleh komputer (Jurafsky & Martin, 2025; Manning dan Schütze, 1999). NLP menggabungkan konsep dari linguistik, ilmu komputer, dan pembelajaran mesin untuk memungkinkan sistem memahami makna, struktur, serta konteks dari bahasa manusia (Aggarwal, 2018). Dalam penelitian ini, NLP digunakan sebagai kerangka kerja utama untuk mengolah ulasan pengguna aplikasi J&T Express yang ditulis dalam bahasa Indonesia informal, yang sering kali mengandung singkatan, variasi ejaan, ekspresi emosional implisit, serta struktur kalimat yang tidak baku.

Karakteristik tersebut menyebabkan pendekatan berbasis aturan sederhana atau pencocokan kata kunci menjadi kurang efektif dalam mengenali emosi secara akurat (Mohammad dan Turney, 2013; Feldman dan Sanger, 2019). Oleh karena itu, diperlukan pendekatan NLP yang mampu memahami konteks semantik kalimat secara utuh agar emosi yang terkandung dalam ulasan dapat diidentifikasi secara lebih tepat (Bostan dan Klinger, 2018; Acheampong dkk., 2020).

Dalam tugas klasifikasi emosi, NLP berperan sebagai penghubung antara data teks mentah dan model pembelajaran mesin. Proses ini bertujuan untuk mengubah teks tidak terstruktur menjadi representasi numerik yang dapat diproses oleh model (Aggarwal, 2018). Secara umum, tahapan NLP yang diterapkan dalam penelitian ini meliputi:

1. **Pra-pemrosesan teks**, yaitu tahap awal yang bertujuan untuk mengurangi noise pada ulasan pengguna yang umumnya ditulis dalam gaya informal. Tahapan ini mencakup *case folding*, penghapusan karakter khusus, normalisasi kata tidak baku, serta tokenisasi (Jurafsky & Martin, 2025; Uysal dan Gunal, 2014). Proses ini penting karena variasi penulisan seperti singkatan, typo, dan simbol dapat mengganggu proses pembelajaran model jika tidak ditangani dengan baik (Feldman dan Sanger, 2019; Baldwin dan Kim, 2015).
2. **Representasi teks**, yaitu proses mengubah token menjadi vektor numerik agar dapat diproses oleh model pembelajaran mesin. Representasi ini berfungsi untuk menangkap makna semantik dan hubungan antar kata dalam bentuk yang dapat dipahami oleh algoritma (Mikolov, Sutskever, Chen, Corrado, dan Dean, 2013). Dalam penelitian ini, representasi teks dilakukan menggunakan tokenizer DistilBERT yang menghasilkan *input IDs* dan *attention mask*. Pendekatan ini memungkinkan model untuk mempertahankan informasi kontekstual antar kata dalam satu kalimat (Sanh dkk., 2020; Devlin dkk., 2019).
3. **Pemodelan dan klasifikasi**, yaitu tahap pembelajaran di mana model dilatih untuk mengenali pola emosi dalam teks. Pada tahap ini dilakukan proses *fine-tuning* DistilBERT menggunakan data ulasan berbahasa Indonesia agar model dapat menyesuaikan diri dengan karakteristik linguistik lokal dan gaya bahasa pengguna (Acheampong dkk., 2020; Minaee dkk., 2019). Melalui rangkaian tahapan tersebut, NLP memungkinkan sistem untuk memahami nuansa linguistik yang terkandung dalam ulasan pengguna, termasuk ekspresi emosi yang bersifat implisit dan kontekstual (Bostan dan Klinger, 2018). Dengan mengombinasikan pendekatan NLP dan model berbasis Transformer seperti DistilBERT, sistem yang dibangun dalam penelitian ini diharapkan mampu menghasilkan klasifikasi emosi yang lebih akurat, kontekstual, dan relevan dengan kondisi nyata pengguna aplikasi (Devlin dkk., 2019; Sanh dkk., 2020).

2.8 Evaluasi Model Klasifikasi Teks

Evaluasi model merupakan tahap penting dalam penelitian pembelajaran mesin karena bertujuan untuk mengukur sejauh mana model mampu melakukan prediksi secara akurat dan konsisten terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya (Aggarwal, 2018; Goodfellow dkk., 2016). Dalam konteks klasifikasi emosi, evaluasi tidak hanya digunakan untuk menilai tingkat ketepatan prediksi, tetapi juga untuk memahami karakteristik kesalahan model, khususnya pada kelas emosi yang memiliki kemiripan semantik (Minaee dkk., 2019).

Pada penelitian ini, model DistilBERT digunakan untuk mengklasifikasikan teks ulasan ke dalam empat kategori emosi, yaitu marah, kecewa, cemas, dan senang. Keempat kelas ini memiliki karakteristik linguistik yang saling tumpang tindih, sehingga evaluasi model perlu dilakukan secara komprehensif agar kinerja model dapat dianalisis secara lebih objektif (Bostan dan Klinger, 2018). Oleh karena itu, penelitian ini tidak hanya menggunakan satu metrik evaluasi, melainkan kombinasi beberapa metrik, yaitu accuracy, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix (Jurafsky & Martin, 2025; Han dkk., 2012).

2.8.1 Accuracy

Accuracy merupakan metrik evaluasi yang mengukur proporsi prediksi yang benar terhadap keseluruhan data uji (Han dkk., 2012; Aggarwal, 2018). Metrik ini memberikan gambaran umum mengenai kemampuan model dalam mengklasifikasikan emosi secara keseluruhan.

Dalam penelitian ini, accuracy digunakan sebagai indikator awal untuk menilai performa global model DistilBERT. Namun, karena distribusi data emosi tidak selalu seimbang, penggunaan accuracy saja tidak cukup untuk merepresentasikan kinerja model secara adil (Kotsiantis dkk., 2007; Japkowicz, 2002). Model dapat memperoleh nilai accuracy yang tinggi dengan hanya memprediksi kelas mayoritas, tanpa benar-benar memahami pola emosi pada kelas minoritas (He dan Garcia, 2009). Oleh sebab itu, accuracy perlu dikombinasikan dengan metrik lain.

2.8.2 Precision

Precision mengukur tingkat ketepatan model dalam memprediksi suatu kelas tertentu, yaitu perbandingan antara jumlah prediksi yang benar dengan seluruh prediksi yang diberikan pada kelas tersebut (Uysal dan Gunal, 2014; Powers, 2011). Metrik ini sangat penting ketika kesalahan berupa *false positive* memiliki dampak yang signifikan (Sokolova dan Lapalme, 2009).

Dalam konteks penelitian ini, precision digunakan untuk mengukur seberapa

apa tepat model dalam mengidentifikasi emosi tertentu tanpa salah mengklasifikasikannya sebagai emosi lain. Misalnya, precision yang tinggi pada kelas marah menunjukkan bahwa model jarang mengklasifikasikan emosi lain sebagai marah secara keliru. Hal ini penting agar hasil analisis tidak memberikan interpretasi emosional yang salah terhadap ulasan pengguna (Minaee dkk., 2019).

2.8.3 Recall

Recall merupakan metrik yang mengukur kemampuan model dalam mengetahui seluruh data yang benar dari suatu kelas tertentu (Aggarwal, 2018; Powers, 2011). Metrik ini menunjukkan seberapa banyak data relevan yang berhasil ditentukan oleh model.

Dalam penelitian ini, recall digunakan untuk memastikan bahwa model tidak mengabaikan ekspresi emosi tertentu, khususnya emosi negatif seperti marah, kecewa, dan cemas (Bostan dan Klinger, 2018). Recall yang rendah pada kelas-kelas tersebut dapat menyebabkan sistem gagal mendeteksi keluhan pengguna yang penting untuk evaluasi layanan. Oleh karena itu, recall menjadi metrik krusial dalam menilai sensitivitas model terhadap masing-masing kategori emosi (He dan Garcia, 2009).

2.8.4 F1-score

F1-score merupakan metrik evaluasi yang menggabungkan precision dan recall dalam satu nilai harmonik (Jurafsky & Martin, 2025; Sokolova dan Lapalme, 2009). Metrik ini banyak digunakan dalam klasifikasi teks karena mampu memberikan ukuran performa yang lebih seimbang, terutama pada dataset dengan distribusi kelas yang tidak seimbang (Powers, 2011).

Dalam penelitian ini, F1-score digunakan sebagai metrik utama untuk menilai kinerja model DistilBERT, karena metrik ini mempertimbangkan kesalahan berupa *false positive* dan *false negative* secara bersamaan. Dengan demikian, F1-score memberikan gambaran yang lebih adil mengenai kemampuan model dalam mengenali masing-masing emosi (Minaee dkk., 2019).

2.8.5 Confusion Matrix

Confusion matrix merupakan alat evaluasi yang menyajikan distribusi hasil prediksi model terhadap label sebenarnya dalam bentuk matriks (Han dkk., 2012; Aggarwal, 2018). Matriks ini memungkinkan analisis yang lebih mendalam terhadap jenis kesalahan yang dilakukan oleh model (Powers, 2011).

Dalam klasifikasi emosi, confusion matrix sangat berguna untuk mengiden-

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 merugikan 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.

tifikasi kelas emosi yang sering tertukar akibat kemiripan makna semantik, seperti antara emosi kecewa dan cemas (Bostan dan Klinger, 2018). Analisis confusion matrix membantu peneliti memahami pola kesalahan model serta menjadi dasar dalam melakukan perbaikan, baik pada tahap pra-pemrosesan, pelabelan data, maupun penyempurnaan parameter model (Minaee dkk., 2019).

Secara keseluruhan, penggunaan kombinasi metrik accuracy, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix memberikan evaluasi performa model yang lebih komprehensif (Sokolova dan Lapalme, 2009). Pendekatan ini tidak hanya menunjukkan seberapa baik model bekerja, tetapi juga membantu dalam memahami karakteristik kesalahan, sensitivitas terhadap masing-masing kelas emosi, serta potensi pengembangan model di masa mendatang (He dan Garcia, 2009).

2.8.6 Kurva Loss (Training Loss dan Validation Loss)

Kurva loss merupakan salah satu alat penting dalam mengevaluasi proses pelatihan model pembelajaran mesin. Loss menggambarkan seberapa besar kesalahan prediksi model terhadap label sebenarnya. Semakin kecil nilai loss, semakin baik kinerja model dalam memetakan input ke output yang sesuai (Goodfellow dkk., 2016; Chollet, 2018).

Dalam proses pelatihan, umumnya digunakan dua jenis loss, yaitu *training loss* dan *validation loss*. Training loss dihitung berdasarkan data latih dan digunakan untuk memperbarui bobot model, sedangkan validation loss dihitung menggunakan data validasi untuk mengukur kemampuan generalisasi model terhadap data yang tidak dilihat selama pelatihan (Chollet, 2018).

Perbandingan antara training loss dan validation loss dapat digunakan untuk mengidentifikasi kondisi *overfitting* dan *underfitting* (Goodfellow dkk., 2016). Jika training loss terus menurun tetapi validation loss meningkat, maka model mengalami *overfitting*, yaitu terlalu menyesuaikan diri terhadap data latih dan kehilangan kemampuan generalisasi. Sebaliknya, jika kedua nilai loss tetap tinggi, model dapat dikatakan mengalami *underfitting* (Chollet, 2018).

Dalam penelitian ini, kurva training loss dan validation loss digunakan untuk menganalisis stabilitas proses fine-tuning DistilBERT serta untuk memastikan bahwa model tidak mengalami *overfitting* secara signifikan selama proses pelatihan.

2.8.7 t-SNE untuk Visualisasi Representasi Embedding

t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding (t-SNE) merupakan metode reduksi dimensi non-linear yang digunakan untuk memvisualisasikan data berdimensi tinggi ke dalam ruang berdimensi rendah, umumnya dua atau tiga dimensi

(van der Maaten dan Hinton, 2008). Metode ini banyak digunakan dalam bidang pemrosesan bahasa alami untuk memvisualisasikan representasi embedding yang dihasilkan oleh model berbasis neural network (Minaee dkk., 2019).

t-SNE bekerja dengan memetakan data berdimensi tinggi ke ruang berdimensi rendah dengan cara mempertahankan kedekatan lokal antar titik data. Artinya, data yang memiliki representasi serupa di ruang berdimensi tinggi akan ditempatkan berdekatan dalam visualisasi dua dimensi (van der Maaten dan Hinton, 2008). Hal ini menjadikan t-SNE sangat cocok untuk mengeksplorasi struktur klaster dan hubungan semantik antar data.

Dalam konteks klasifikasi emosi, t-SNE digunakan untuk memvisualisasikan representasi embedding yang dihasilkan oleh model DistilBERT. Visualisasi ini bertujuan untuk mengamati apakah data dengan label emosi yang sama membentuk klaster tertentu serta untuk menganalisis potensi tumpang tindih antar kelas emosi (Bostan dan Klinger, 2018).

Perlu ditekankan bahwa t-SNE bukan merupakan metrik evaluasi kuantitatif seperti accuracy atau F1-score, melainkan alat bantu analisis visual. Oleh karena itu, hasil t-SNE digunakan sebagai pendukung interpretasi terhadap kinerja model, bukan sebagai ukuran performa utama (Minaee dkk., 2019).

2.9 Penelitian Terdahulu

Penelitian mengenai klasifikasi emosi berbasis model transformer telah banyak dilakukan, baik pada bahasa Inggris maupun bahasa Indonesia. Penelitian-penelitian tersebut menjadi acuan penting untuk memahami efektivitas model seperti DistilBERT dalam mengenali emosi pada teks digital.

Tabel 2.1. Penelitian Terdahulu Terkait Klasifikasi Emosi Berbasis Teks

No	Authors & Year	Title	Model / Method
1	Nabiilah (2025)	Effectiveness Analysis of RoBERTa, DistilRoBERTa and DistilBERT in Emotion Classification Task on Social Media Text Data	RoBERTa, DistilBERT
2	William Chowanda (2024)	Emotion Recognition Indonesian Language from Twitter Using IndoBERT and Bi-LSTM	IndoBERT, Bi-LSTM

- 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 merugikan 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.

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 merugikan 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.

No	Authors & Year	Title	Model / Method
3	Minaee dkk. (2019)	Emotion Recognition in Text Based on XLNet, BiGRU, and Attention	XLNet, BiGRU, Attention
4	Jabreel (2019)	A Deep Learning-Based Approach for Multi-Label Emotion Classification in Tweets	CNN, BiLSTM
5	Basbeth dan Fudholi (2024)	Klasifikasi Emosi Pada Data Text Bahasa Indonesia Menggunakan Algoritma BERT, RoBERTa, dan DistilBERT	
6	Ahanin, Ismail, Singh, Singh, dan Al-ashmori (2023)	Hybrid Feature Extraction for Multi-Label Emotion Classification in English Text Messages	BERT-based Hybrid Model
7	Labib, Elagamy, dan Saleh (2025)	EmoBERTa-X: Advanced Emotion Classifier with Multi-Head Attention and DES for Multilabel Emotion Classification	RoBERTa, Multi-Head Attention
8	Kumar dan Khan (2025)	A Hybrid Social Text-Based Transformer with Adapter for Mental Health Emotion Classification	RoBERTa, Adapter
9	Oprea (2025)	Extracting Emotions from Customer Reviews Using Text Mining, Large Language Models and Fine-Tuning Strategies	DistilBERT, LLMs
10	Liu dan Ren (2019)	Emotion Classification Using a CNN-LSTM-Based Model for Smooth Emotional Synchronization of the Humanoid Robot REN-XIN	CNN, LSTM

No	Authors & Year	Title	Model / Method
11	Ashraf, Khan, Butt, dan Chang (2022)	Multi-Label Emotion Classification of Urdu Tweets	BERT-based Models
12	Shi dkk. (2023)	Emotion Classification for Short Texts: An Improved Multi-Label Method	Deep Learning
13	Brynielsson, Johansson, Jansson, dan Westling (2014)	Emotion Classification of Social Media Posts for Estimating People's Reactions to Alert Messages During Crises	Machine Learning
14	Gupta, Srinivasan, Gupta, dan Srinivasan (2020)	Constructing a Heterogeneous Training Dataset for Emotion Classification	ML, DL Models

Berdasarkan Tabel 2.1, dapat diamati bahwa sebagian besar penelitian terdahulu menggunakan pendekatan *deep learning* dan *transformer-based models* untuk tugas klasifikasi emosi. Model seperti BERT, RoBERTa, dan DistilBERT terbukti mampu meningkatkan performa dibandingkan metode berbasis fitur manual dan pembelajaran mesin klasik.

Namun, terdapat beberapa keterbatasan dalam penelitian-penelitian sebelumnya. Pertama, sebagian besar penelitian berfokus pada data media sosial seperti Twitter atau teks umum berbahasa Inggris, sedangkan penelitian yang secara khusus mengkaji ulasan aplikasi logistik berbahasa Indonesia masih relatif terbatas. Padahal, karakteristik bahasa dalam ulasan aplikasi cenderung lebih informal, singkat, dan mengandung ekspresi implisit yang menantang proses klasifikasi emosi.

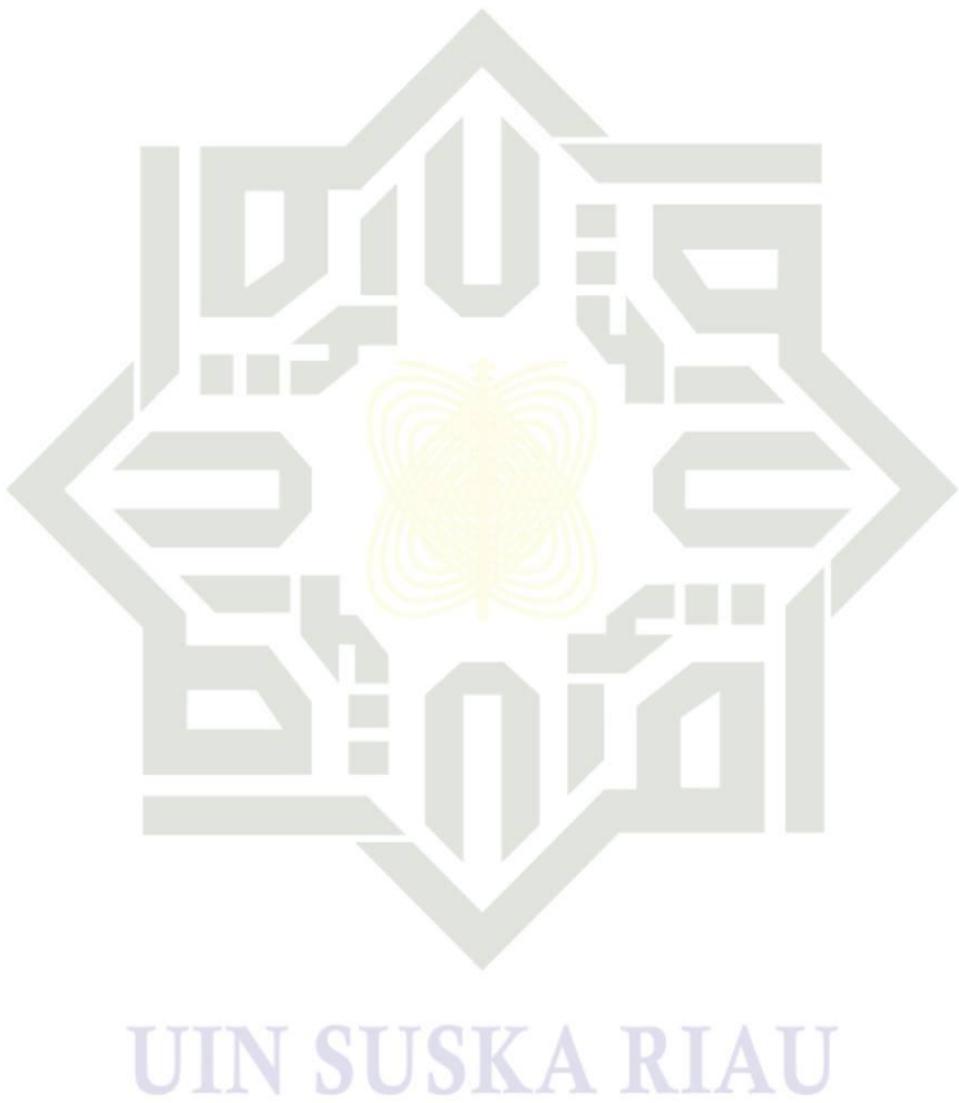
Kedua, sebagian penelitian lebih menitikberatkan pada peningkatan akurasi model tanpa mengaitkannya dengan konteks penggunaan nyata, seperti analisis pengalaman pengguna dan implikasi praktis bagi perusahaan. Hal ini menyebabkan hasil penelitian sulit untuk langsung diimplementasikan sebagai dasar pengambilan keputusan berbasis data.

Ketiga, beberapa penelitian menggunakan model berukuran besar seperti BERT dan RoBERTa yang memiliki kompleksitas komputasi tinggi. Pendekatan ini kurang ideal untuk sistem berbasis web atau aplikasi yang membutuhkan waktu respons cepat dan efisiensi sumber daya.

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 merugikan 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.

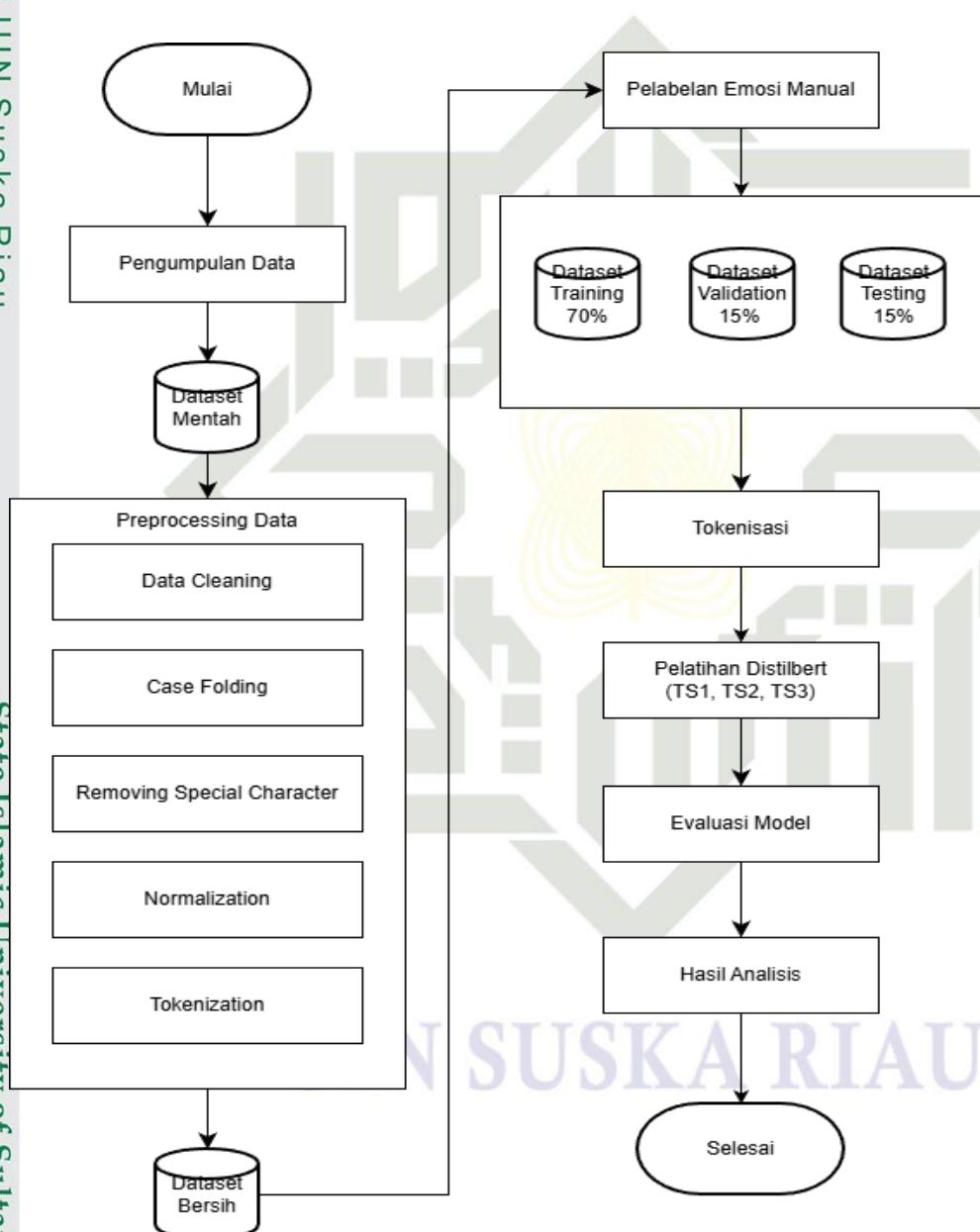
Berdasarkan celah tersebut, penelitian ini memfokuskan pada klasifikasi emosi ulasan pengguna aplikasi J&T Express berbahasa Indonesia dengan menggunakan DistilBERT sebagai model utama. DistilBERT dipilih karena mampu menyeimbangkan antara performa klasifikasi dan efisiensi komputasi, sehingga lebih sesuai untuk sistem analisis emosi berbasis web secara *real-time*. Selain itu, penelitian ini tidak hanya mengevaluasi performa model secara kuantitatif, tetapi juga menganalisis pola emosi pengguna sebagai dasar pemahaman pengalaman pelanggan.



BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini menjelaskan tahapan-tahapan penelitian yang dilakukan untuk mengklasifikasikan emosi pada ulasan pengguna menggunakan model DistilBERT. Proses penelitian ini dilakukan secara sistematis agar model dapat mengenali dan mengelompokkan emosi dengan baik. Alur keseluruhan penelitian ditunjukkan pada Gambar 3.1 berikut.



Gambar 3.1. Metodologi Penelitian

3.1 Pengumpulan Data

Tahap awal dalam penelitian ini adalah pengumpulan data berupa ulasan pengguna aplikasi. Data diperoleh dari platform *Google Play Store*, khususnya dari ulasan pengguna aplikasi *J&T Express*. Pemilihan Google Play Store sebagai sumber data didasarkan pada pertimbangan bahwa platform ini menyediakan ulasan yang merepresentasikan pengalaman langsung pengguna terhadap layanan secara terbuka, beragam, dan dalam jumlah besar, sehingga relevan untuk dianalisis dalam konteks klasifikasi emosi.

Pengumpulan data dilakukan secara otomatis menggunakan pendekatan *programmatic data extraction* melalui library pihak ketiga, yaitu *google-play-scrapers*. Library ini memanfaatkan endpoint internal Google Play Store untuk mengambil data ulasan secara terstruktur tanpa memerlukan interaksi manual dengan halaman web. Pendekatan ini termasuk dalam kategori *web scraping berbasis API*, karena proses pengambilan data dilakukan secara otomatis dari platform publik melalui antarmuka pemrograman.

Implementasi pengambilan data dilakukan menggunakan bahasa pemrograman *Python*. Pendekatan ini memungkinkan pengambilan data dalam jumlah besar secara sistematis dan efisien. Seluruh proses pengambilan data dilakukan hanya pada konten yang bersifat publik dan tidak melibatkan informasi pribadi pengguna, sehingga tetap berada dalam koridor etika penelitian.

Data yang dikumpulkan meliputi teks ulasan pengguna sebagai data utama, serta atribut pendukung seperti nilai rating dan tanggal unggah ulasan. Atribut pendukung tersebut tidak digunakan sebagai fitur dalam proses pemodelan, namun dimanfaatkan untuk keperluan analisis deskriptif dan penyaringan data. Seluruh data hasil pengumpulan disimpan dalam format *Comma-Separated Values* (CSV) untuk memudahkan proses pengolahan pada tahap selanjutnya.

Untuk menjaga kualitas data, dilakukan proses penyaringan awal yang meliputi penghapusan ulasan duplikat, ulasan kosong, serta ulasan yang tidak relevan dengan konteks layanan, seperti komentar yang tidak berkaitan dengan fungsi aplikasi atau layanan pengiriman. Selain itu, hanya ulasan berbahasa Indonesia yang dipertahankan agar sesuai dengan tujuan penelitian. Proses ini bertujuan untuk memastikan bahwa data yang digunakan benar-benar merepresentasikan ekspresi emosi pengguna secara valid dan konsisten.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

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

- Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

3.2 Preprocessing Data

Data teks yang telah dikumpulkan tidak dapat langsung digunakan dalam proses pelatihan model pembelajaran mesin karena masih mengandung berbagai elemen yang tidak terstruktur, tidak konsisten, serta berpotensi menimbulkan *noise*. Oleh karena itu, diperlukan tahap *preprocessing* untuk membersihkan, menyeragamkan, dan meningkatkan kualitas data sebelum digunakan pada tahap pelabelan emosi dan pelatihan model.

Tahap *preprocessing* bertujuan untuk menghilangkan elemen yang tidak relevan, menyeragamkan representasi teks, serta meminimalkan variasi kata yang tidak perlu agar model dapat mempelajari pola bahasa secara lebih efektif. Selain itu, *preprocessing* juga berfungsi untuk menyesuaikan format data dengan kebutuhan model berbasis *transformer*. Adapun langkah-langkah *preprocessing* yang diterapkan dalam penelitian ini dijelaskan sebagai berikut.

1. Data Cleaning

Tahap awal *preprocessing* adalah *data cleaning*, yang bertujuan untuk membersihkan dataset dari data yang tidak valid atau tidak relevan. Pada tahap ini dilakukan penghapusan data duplikat, teks kosong, serta entri yang tidak membentuk kalimat utuh. Selain itu, karakter acak, simbol berlebihan, dan artefak hasil proses *scraping* yang tidak memiliki makna linguistik juga dihilangkan.

Proses ini dilakukan untuk memastikan bahwa dataset hanya berisi teks ulasan yang bermakna dan layak digunakan dalam proses analisis lebih lanjut, sehingga model tidak mempelajari pola yang tidak representatif.

2. Case Folding

Tahap *case folding* dilakukan dengan mengubah seluruh huruf pada teks ulasan menjadi huruf kecil (*lowercase*). Langkah ini bertujuan untuk menghindari perbedaan representasi kata yang disebabkan oleh penggunaan huruf kapital, seperti perbedaan antara kata “Senang” dan “senang”, yang secara semantik memiliki makna yang sama.

Dengan diterapkannya *case folding*, variasi kata yang tidak perlu akibat perbedaan huruf besar dan kecil dapat dikurangi, sehingga representasi teks menjadi lebih konsisten dan lebih mudah diproses oleh model klasifikasi emosi.

3. Penghapusan Karakter Spesial

Tahap ini bertujuan untuk menghilangkan elemen-elemen teks yang tidak relevan terhadap proses pemodelan. Karakter yang dihapus meliputi tanda

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 merugikan 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.

baca, angka, simbol, serta karakter khusus lainnya yang tidak membentuk kata. Penghapusan ini dilakukan untuk mengurangi *noise* pada data teks serta menyederhanakan struktur kalimat.

Emoji tidak digunakan dalam penelitian ini karena fokus analisis diarahkan pada ekspresi emosi yang terkandung dalam bentuk kata dan frasa, sehingga makna emosional diekstraksi dari konteks linguistik, bukan dari simbol visual.

4. Normalisasi

Normalisasi dilakukan untuk mengubah kata tidak baku, singkatan, atau bentuk bahasa informal menjadi bentuk baku sesuai dengan kaidah Bahasa Indonesia. Sebagai contoh, kata “gk” dinormalisasi menjadi “tidak”, dan “dr” menjadi “dari”. Tahap ini penting karena data ulasan pengguna umumnya ditulis dalam gaya bahasa informal.

Proses normalisasi bertujuan untuk mengurangi variasi kata yang memiliki makna sama namun ditulis dalam bentuk berbeda. Dengan berkurangnya variasi tersebut, model dapat mempelajari pola bahasa secara lebih konsisten dan efektif.

5. Tidak Dilakukannya Stemming dan Stopword Removal

Tahap stemming dan penghapusan stopword tidak diterapkan dalam penelitian ini. Hal ini disebabkan karena DistilBERT menggunakan mekanisme tokenisasi berbasis subword, sehingga variasi bentuk kata tetap dapat direpresentasikan secara efektif tanpa perlu reduksi bentuk kata secara eksplisit. Selain itu, kata-kata fungsional yang umumnya dianggap sebagai stopword tetap dipertahankan karena dalam konteks model berbasis *transformer*, kata-kata tersebut berperan dalam membentuk konteks kalimat secara keseluruhan. Penghapusan kata-kata tersebut berpotensi menghilangkan informasi kontekstual yang penting bagi proses klasifikasi emosi.

Setelah seluruh tahapan *preprocessing* diterapkan, dataset yang dihasilkan digunakan sebagai masukan pada tahap pelabelan emosi serta proses pelatihan dan evaluasi model klasifikasi emosi. Tahapan ini dirancang untuk meningkatkan kualitas data masukan sehingga sesuai untuk digunakan dalam proses pemodelan berbasis *transformer*.

3. Pelabelan Data

Pelabelan data merupakan tahapan penting dalam penelitian ini karena berfungsi untuk menentukan *ground truth* yang akan digunakan dalam proses pelati-

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 merugikan 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.

han dan evaluasi model klasifikasi emosi. Pelabelan dilakukan untuk memastikan bahwa setiap ulasan pengguna diklasifikasikan sesuai dengan makna emosional yang terkandung dalam konteks kalimat secara utuh, bukan hanya berdasarkan kemunculan kata kunci tertentu. Tahapan ini juga menegaskan bahwa penelitian ini menggunakan pendekatan *supervised learning*, di mana kualitas label sangat menentukan performa model.

Pelabelan emosi pada penelitian ini dilakukan menggunakan pendekatan *manual annotation*. Pada pendekatan ini, setiap ulasan dibaca dan dianalisis secara menyeluruh oleh peneliti untuk menentukan emosi dominan yang diekspresikan oleh pengguna. Penentuan label mempertimbangkan konteks kalimat, struktur bahasa, intensitas ekspresi, serta makna implisit yang muncul dalam ulasan. Pendekatan ini dipilih karena data ulasan pengguna pada platform digital umumnya menggunakan bahasa informal, singkatan, dan gaya ekspresi yang tidak selalu dapat diinterpretasikan secara literal.

Untuk meningkatkan reliabilitas label, proses pelabelan dilakukan dalam dua tahap. Tahap pertama adalah pelabelan awal yang dilakukan oleh peneliti terhadap seluruh data ulasan yang telah melalui proses *preprocessing*. Tahap kedua adalah validasi hasil pelabelan oleh seorang pakar di bidang bahasa dan analisis teks. Keterlibatan pakar bertujuan untuk memastikan konsistensi interpretasi emosi serta meminimalkan unsur subjektivitas yang mungkin muncul dalam proses pelabelan manual.

Validasi oleh pakar difokuskan pada ulasan yang mengandung ambiguitas emosi, ironi, atau lebih dari satu ekspresi perasaan dalam satu kalimat. Apabila terdapat perbedaan pendapat antara peneliti dan pakar, maka dilakukan diskusi untuk mencapai kesepakatan berdasarkan konteks linguistik dan maksud utama pesan yang disampaikan oleh pengguna. Pendekatan ini digunakan untuk menjaga konsistensi label dalam dataset.

Dalam kasus ulasan yang mengandung lebih dari satu emosi, pelabelan dilakukan dengan memilih emosi yang paling dominan berdasarkan konteks keseluruhan kalimat dan tujuan utama pesan yang disampaikan oleh pengguna. Pendekatan ini digunakan untuk menjaga konsistensi pelabelan serta menghindari pemberian lebih dari satu label pada satu data, sehingga dataset yang dihasilkan sesuai dengan skema klasifikasi emosi tunggal (*single-label classification*) yang digunakan dalam penelitian ini.

Pendekatan pelabelan berbasis pakar dipilih karena emosi dalam teks bersifat subjektif dan sangat bergantung pada konteks bahasa. Metode pelabelan otoma-

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 merugikan 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.

tis atau berbasis aturan cenderung mengandalkan kemunculan kata tertentu tanpa memahami makna kontekstual secara mendalam, sehingga berpotensi gagal dalam menangkap emosi yang bersifat implisit, sarkastik, atau ambigu. Oleh karena itu, pelabelan manual yang divalidasi oleh pakar dianggap lebih sesuai untuk membangun dataset pelatihan yang berkualitas dalam penelitian ini.

3.4 Pembagian Dataset

Untuk memastikan proses pelatihan dan evaluasi model berjalan secara optimal, dataset yang telah melalui tahap *preprocessing* dan pelabelan dibagi menjadi tiga bagian, yaitu data latih (*training set*), data validasi (*validation set*), dan data uji (*testing set*). Pembagian dataset dilakukan secara proporsional dengan rasio sebagai berikut:

- 70% data latih,
- 15% data validasi,
- 15% data uji.

Rasio ini dipilih untuk memberikan porsi data yang cukup besar pada tahap pelatihan, sekaligus menyediakan data yang memadai untuk validasi dan pengujian. Pembagian ini memungkinkan model mempelajari pola bahasa secara efektif, sementara performa dapat dievaluasi secara objektif pada data yang tidak pernah dilihat sebelumnya.

Pembagian dataset dilakukan secara acak menggunakan fungsi *train_test_split* dari pustaka *scikit-learn*. Untuk menjaga proporsi kelas emosi pada setiap subset, proses pembagian dilakukan secara *stratified*, sehingga distribusi label pada data latih, validasi, dan uji tetap seimbang. Pendekatan ini penting untuk mencegah bias pelatihan akibat ketidakseimbangan kelas.

Data latih digunakan untuk melatih model dalam mempelajari pola bahasa dan emosi pada teks. Data validasi digunakan untuk memantau kinerja model selama proses pelatihan serta membantu dalam penyesuaian hiperparameter guna mencegah terjadinya *overfitting*. Data uji digunakan untuk mengukur performa akhir model terhadap data yang benar-benar baru.

Pembagian dataset dilakukan sebelum tahap tokenisasi dan proses pembentukan representasi numerik untuk mencegah terjadinya kebocoran data (*data leakage*). Dengan demikian, proses tokenisasi dan encoding dilakukan secara terpisah pada data latih, data validasi, dan data uji dengan menggunakan tokenizer yang

sama. Pendekatan ini memastikan bahwa evaluasi model mencerminkan kemampuan generalisasi yang sesungguhnya.

3.5 Tokenisasi

Tokenisasi merupakan tahap lanjutan setelah proses *preprocessing* yang bertujuan untuk mengubah data teks menjadi representasi numerik yang dapat diproses oleh model pembelajaran mesin. Model berbasis *transformer*, termasuk DistilBERT, tidak dapat memproses teks mentah secara langsung sehingga memerlukan input dalam bentuk indeks numerik.

Pada penelitian ini, proses tokenisasi dilakukan menggunakan tokenizer bawaan DistilBERT yang menerapkan metode *subword tokenization*. Tokenizer ini berbasis *WordPiece*, yaitu metode yang memecah kata menjadi unit-unit sub-kata (*subword*). Pendekatan ini memungkinkan model untuk menangani kata yang tidak terdapat secara eksplisit dalam kosakata (*out-of-vocabulary*) serta lebih robust terhadap variasi ejaan dan bahasa informal yang umum ditemukan pada ulasan pengguna.

Selain proses pemecahan token, setiap teks diberi perlakuan *padding* dan *truncation* hingga panjang maksimum tertentu. *Padding* digunakan untuk menambahkan token khusus [PAD] pada teks yang lebih pendek dari panjang maksimum, sedangkan *truncation* digunakan untuk memotong teks yang melebihi batas tersebut. Langkah ini dilakukan untuk memastikan seluruh data memiliki panjang input yang seragam, sehingga dapat diproses secara efisien dalam bentuk batch.

Tokenizer juga secara otomatis menambahkan token khusus seperti [CLS] pada awal teks dan [SEP] pada akhir teks. Token [CLS] digunakan sebagai representasi global kalimat, yang selanjutnya dimanfaatkan pada tahap klasifikasi emosi.

Hasil dari proses tokenisasi berupa *input IDs* dan *attention mask*. *Input IDs* merepresentasikan indeks numerik dari setiap token, sedangkan *attention mask* digunakan untuk membedakan token asli dan token hasil *padding*. Kedua komponen ini selanjutnya digunakan sebagai masukan pada tahap pelatihan dan evaluasi model klasifikasi emosi.

Proses tokenisasi dilakukan setelah pembagian dataset untuk mencegah terjadinya kebocoran data (*data leakage*). Dengan demikian, data latih, data validasi, dan data uji masing-masing ditokenisasi secara terpisah menggunakan tokenizer yang sama.

3.6 Pemodelan DistilBERT

Pemodelan pada penelitian ini dilakukan menggunakan arsitektur DistilBERT sebagai model utama untuk melakukan klasifikasi emosi pada teks ulasan pengguna. DistilBERT digunakan sebagai *encoder* untuk mengekstraksi representasi kontekstual dari setiap teks ulasan yang telah melalui tahap *preprocessing* dan tokenisasi.

Implementasi model dilakukan menggunakan pustaka *HuggingFace Transformers* berbasis *PyTorch*. Model DistilBERT yang digunakan merupakan model *pretrained* yang kemudian dilakukan proses *fine-tuning* pada dataset penelitian ini. Seluruh parameter model diperbarui selama proses pelatihan agar dapat menyesuaikan representasi bahasa dengan karakteristik ulasan pengguna.

Secara umum, alur pemodelan dimulai dari teks ulasan yang telah diproses, kemudian dikonversi menjadi representasi numerik berupa *input IDs* dan *attention mask* menggunakan tokenizer bawaan DistilBERT. *Input IDs* merepresentasikan indeks token dalam kosakata model, sedangkan *attention mask* digunakan untuk menandai token yang relevan selama proses komputasi.

Representasi numerik ini kemudian dimasukkan ke dalam encoder DistilBERT untuk menghasilkan vektor representasi kontekstual. Dari keluaran encoder tersebut, digunakan representasi token khusus [CLS] sebagai representasi global dari satu kalimat. Vektor ini selanjutnya diteruskan ke *classification head* berupa lapisan linear yang berfungsi untuk memetakan representasi tersebut ke dalam empat kelas emosi, yaitu marah, kecewa, cemas, dan senang.

Output dari lapisan linear kemudian diproses menggunakan fungsi aktivasi *softmax* untuk menghasilkan distribusi probabilitas pada setiap kelas emosi. Kelas dengan nilai probabilitas tertinggi dipilih sebagai hasil prediksi emosi dari suatu ulasan.

Model DistilBERT pada penelitian ini dirancang untuk skema klasifikasi emosi tunggal (*single-label classification*), di mana setiap ulasan diasumsikan memiliki satu emosi dominan. Oleh karena itu, fungsi *loss* yang digunakan dalam proses pelatihan adalah *cross-entropy loss*, yang umum digunakan pada tugas klasifikasi multi-kelas.

Proses optimisasi dilakukan menggunakan algoritma AdamW, yang dirancang khusus untuk model berbasis *transformer*. Optimizer ini dipilih karena mampu memberikan konvergensi yang stabil serta mengurangi risiko *overfitting* melalui mekanisme *weight decay*.

Penelitian ini hanya menggunakan satu model klasifikasi, yaitu DistilBERT,

tanpa melakukan perbandingan dengan model *transformer* lainnya. Keputusan ini diambil karena fokus utama penelitian bukan pada perbandingan performa antar model, melainkan pada analisis efektivitas penerapan model *transformer* ringan dalam konteks klasifikasi emosi ulasan pengguna berbahasa Indonesia. Pendekatan ini juga bertujuan untuk menilai kelayakan DistilBERT sebagai solusi yang menyebangkan antara akurasi dan efisiensi komputasi pada sistem berbasis web.

3.7 Evaluasi Model

Tahap evaluasi model bertujuan untuk menilai kemampuan model dalam mengenali dan mengklasifikasikan emosi secara akurat berdasarkan data uji yang telah disiapkan. Evaluasi ini dilakukan untuk mengetahui sejauh mana model DistilBERT mampu mempelajari pola emosi dari data teks serta mengukur kualitas prediksi yang dihasilkan pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Dalam penelitian ini, digunakan beberapa metrik evaluasi utama, yaitu *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *confusion matrix*. Penggunaan lebih dari satu metrik bertujuan untuk memperoleh gambaran performa model secara lebih komprehensif, terutama karena distribusi kelas emosi berpotensi tidak seimbang.

Accuracy digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan prediksi model secara keseluruhan, yaitu perbandingan antara jumlah prediksi yang benar dengan total data uji. Meskipun metrik ini memberikan gambaran umum mengenai performa model, accuracy saja tidak cukup untuk merepresentasikan kinerja model secara adil pada kondisi distribusi kelas yang tidak seimbang. Oleh karena itu, metrik tambahan seperti *precision*, *recall*, dan *F1-score* turut digunakan.

Precision mengukur tingkat ketepatan model dalam memprediksi suatu kelas emosi tertentu, yaitu seberapa banyak prediksi yang benar dari seluruh prediksi yang diberikan pada kelas tersebut. Sementara itu, *recall* mengukur kemampuan model dalam menemukan seluruh data yang benar pada masing-masing kelas emosi. Nilai *recall* yang tinggi menunjukkan bahwa model mampu mengenali sebagian besar data yang seharusnya termasuk dalam kelas emosi tertentu.

F1-score digunakan sebagai ukuran keseimbangan antara *precision* dan *recall*. Metrik ini sangat penting pada permasalahan klasifikasi emosi karena memperbaik kesalahan dalam bentuk *false positive* dan *false negative*. Dalam penelitian ini, nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* dihitung menggunakan pendekatan *macro-average* untuk memberikan bobot yang sama pada setiap kelas emosi.

Selain metrik numerik, evaluasi model juga dilakukan menggunakan *confusion matrix*. *Confusion matrix* memberikan representasi visual mengenai distribusi

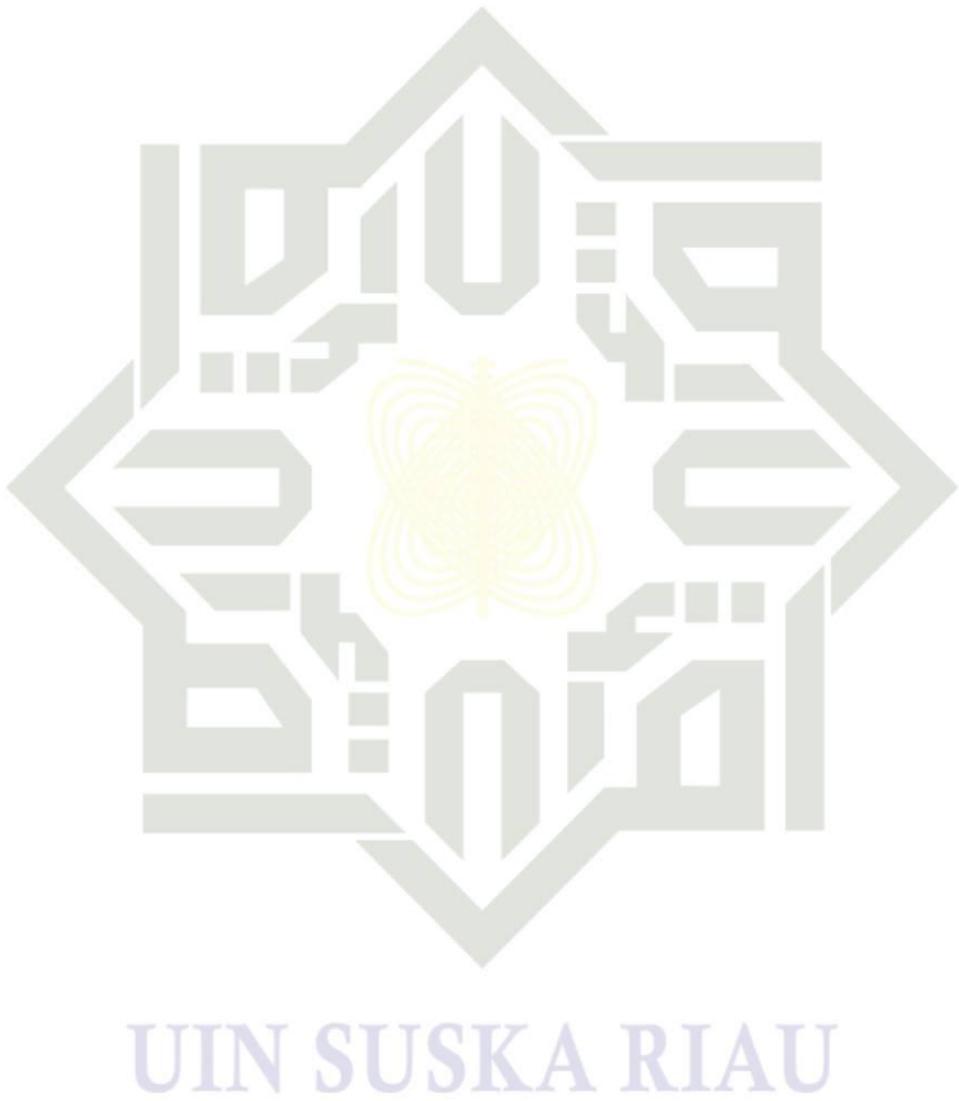
Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

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

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

hasil prediksi model terhadap label sebenarnya. Melalui matriks ini, dapat dianalisis jenis kesalahan yang sering terjadi, misalnya ketika model salah mengklasifikasikan emosi yang memiliki kemiripan semantik seperti “cemas” dan “kecewa”. Analisis ini membantu dalam memahami kelemahan model serta karakteristik data yang sulit dibedakan.

Seluruh proses evaluasi dilakukan menggunakan pustaka *scikit-learn*. Hasil evaluasi ini selanjutnya dianalisis secara kuantitatif dan kualitatif untuk menilai kemampuan generalisasi model DistilBERT terhadap data uji.





- 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 merugikan 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 5

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian mengenai klasifikasi emosi pada ulasan pengguna aplikasi J&T Express menggunakan model DistilBERT, maka dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut.

1. Model DistilBERT berhasil diimplementasikan untuk melakukan klasifikasi emosi pada teks ulasan pengguna aplikasi J&T Express yang diperoleh dari Google Play Store. Proses implementasi meliputi tahapan pengumpulan data, pra-pemrosesan teks, pelabelan emosi, tokenisasi, serta pelatihan model menggunakan pendekatan fine-tuning. Hasil implementasi menunjukkan bahwa DistilBERT mampu menangkap konteks semantik dari teks ulasan yang bersifat singkat, informal, dan beragam secara linguistik.
2. Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan metrik accuracy, precision, recall, dan F1-score, model DistilBERT yang telah melalui proses fine-tuning menunjukkan kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan emosi pengguna ke dalam empat kategori, yaitu marah, kecewa, cemas, dan senang. Perbandingan antara model pretrained dan model fine-tuned menunjukkan bahwa proses fine-tuning mampu meningkatkan performa model serta mengurangi bias prediksi terhadap kelas tertentu. Hal ini membuktikan bahwa DistilBERT efektif digunakan untuk tugas klasifikasi emosi pada teks berbahasa Indonesia.
3. Analisis distribusi dan karakteristik emosi pengguna menunjukkan bahwa emosi negatif, khususnya cemas dan kecewa, lebih dominan dibandingkan emosi lainnya. Hal ini mengindikasikan bahwa banyak pengguna mengalami kekhawatiran dan ketidakpuasan terhadap layanan J&T Express. Sementara itu, emosi marah mencerminkan respons emosional yang lebih intens terhadap permasalahan tertentu, dan emosi senang merepresentasikan pengalaman positif pengguna. Temuan ini menunjukkan bahwa analisis emosi mampu memberikan gambaran yang lebih mendalam mengenai persepsi dan pengalaman pengguna dibandingkan analisis sentimen sederhana.

5.2 Saran

© Hak Cipta milik UIN Suska Riau berikut.

Berdasarkan hasil penelitian dan keterbatasan yang ditemukan, terdapat beberapa saran yang dapat dijadikan acuan untuk penelitian selanjutnya, yaitu sebagai berikut.

1. Penelitian selanjutnya disarankan untuk menerapkan pendekatan *multi-label emotion classification*, sehingga satu ulasan dapat memiliki lebih dari satu label emosi. Pendekatan ini dinilai lebih representatif terhadap kondisi emosional pengguna yang bersifat kompleks dan saling tumpang tindih.
2. Disarankan untuk menggunakan dataset dengan jumlah data yang lebih besar dan lebih beragam, baik dari segi periode waktu maupun sumber ulasan, guna meningkatkan kemampuan generalisasi model dalam mengklasifikasikan emosi pada berbagai konteks.
3. Penelitian selanjutnya dapat melakukan perbandingan performa antara DistilBERT dengan model transformer lain, seperti IndoBERT atau RoBERTa, untuk memperoleh gambaran yang lebih komprehensif mengenai kelebihan dan kekurangan masing-masing model dalam tugas klasifikasi emosi berbahasa Indonesia.
4. Disarankan untuk melakukan eksplorasi lebih lanjut terhadap strategi *fine-tuning*, termasuk penyesuaian parameter pelatihan dan penggunaan arsitektur yang lebih spesifik untuk bahasa Indonesia, guna meningkatkan kinerja model dalam memahami karakteristik linguistik secara lebih mendalam.

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 merugikan 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 PUSTAKA

- 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 merugikan 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.

- Acheampong, F. A., Chen, W., dan Nunoo-Mensah, H. (2020). Text-based emotion detection: Advances, challenges, and opportunities. *Engineering Reports*. Retrieved from <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/eng2.12189> doi: 10.1002/eng2.12189
- Aggarwal, C. C. (2018). *Machine learning for text*. Springer.
- Ahanin, Z., Ismail, M. A., Singh, N., Singh, S., dan Al-ashmori, A. (2023). Hybrid Feature Extraction for Multi-Label Emotion Classification in English Text Messages.
- Algifari, M., dan Nugroho, E. D. (2023). Emotion classification of indonesian tweets using bert embedding. *Journal of Applied Informatics and Computing*.
- Ashraf, N., Khan, L., Butt, S., dan Chang, H.-t. (2022). Multi-label emotion classification of Urdu tweets. , 1–25. doi: 10.7717/peerj-cs.896
- Baldwin, T., dan Kim, Y.-B. (2015). Multiword expressions. *Handbook of Natural Language Processing*.
- Basbeth, F., dan Fudholi, D. H. (2024). Klasifikasi Emosi Pada Data Text Bahasa Indonesia Menggunakan Algoritma BERT, RoBERTa, dan Distil-BERT. , 8(April), 1160–1170. doi: 10.30865/mib.v8i2.7472
- Bostan, L.-a.-m., dan Klinger, R. (2018). An Analysis of Annotated Corpora for Emotion Classification in Text. , 2104–2119.
- Brynielsson, J., Johansson, F., Jonsson, C., dan Westling, A. (2014). Emotion classification of social media posts for estimating people 's reactions to communicated alert messages during crises. , 1–11.
- Chollet, F. (2018). *Deep learning with python*. Manning.
- Chautia, T., dan Baruah, N. (2024). A review on emotion detection by using deep learning techniques. *Artificial Intelligence Review*. (Full-text PDF available — Springer)
- Das, A., Sharif, O., Hoque, M. M., dan Sarker, I. H. (2021). Emotion classification in a resource constrained language using transformer-based approach. *arXiv preprint*.
- Davoodi, L., Mezei, J., dan Heikkilä, M. (2025). Aspect-based sentiment classification of user reviews to understand customer satisfaction of e-commerce platforms. *Electronic Commerce Research*. (Full-text PDF available — Springer)
- Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., dan Toutanova, K. (2019). BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *NAACL HLT*

- 2019 - 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies - Proceedings of the Conference, 1(M1m), 4171–4186.
- Ekman, P., Francisco, S., Lazarus, R., Levenson, R., Oster, H., dan Rosenberg, E. (1992). An Argument for Basic Emotions. , 6.
- Feldman, R., dan Sanger, J. (2019). *The text mining handbook*. Cambridge University Press.
- Ganie, A. G. (2023). Presence of informal language, such as emoticons, hashtags, and slang, impact the performance of sentiment analysis models on social media text? *arXiv preprint arXiv:2301.12303*.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., dan Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press.
- Gou, J., Yu, B., dan Maybank, S. J. (2021). Knowledge distillation: A survey. *International Journal of Computer Vision*.
- Gupta, A., Srinivasan, S. M., Gupta, A., dan Srinivasan, S. M. (2020). ScienceDirect ScienceDirect Constructing a Heterogeneous Training Dataset for Emotion Classification Constructing a Heterogeneous Training Dataset for Emotion Classification. *Procedia Computer Science*, 168(2019), 73–79. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.02.259> doi: 10.1016/j.procs.2020.02.259
- Han, J., Kamber, M., dan Pei, J. (2012). *Data mining: Concepts and techniques* (3rd ed.). Morgan Kaufmann.
- Hasan, M., Rundensteiner, E., dan Agu, E. (2022). Deepemotex: Classifying emotion in text messages using deep transfer learning. *arXiv preprint*.
- He, H., dan Garcia, E. A. (2009). Learning from imbalanced data. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 21(9), 1263–1284.
- Hinton, G., Vinyals, O., dan Dean, J. (2015). Distilling the knowledge in a neural network. *arXiv preprint*.
- Hofmann, J., Troiano, E., Sassenberg, K., dan Klinger, R. (2020). Appraisal Theories for Emotion Classification in Text. , 125–138.
- Howard, J., dan Ruder, S. (2018). Universal language model fine-tuning for text classification. *ACL*.
- Jabreel, M. (2019). applied sciences A Deep Learning-Based Approach for Multi-Label Emotion Classification in Tweets.
doi: 10.3390/app9061123
- Japkowicz, N. (2002). The class imbalance problem: Significance and strategies. *Proceedings of the 2000 International Conference on Artificial Intelligence*



- (ICAI).
- Jia, X., dkk. (2020). Tinybert: Distilling bert for natural language understanding. *EMNLP*.
- Jim, J., dkk. (2024). Recent advancements and challenges of nlp-based sentiment analysis. *ScienceDirect Review*. (Survey/Review — Elsevier)
- Jurafsky & Martin. (2025). *An Introduction to Natural Language Processing, Computational Linguistics, and Speech Recognition with Language Models*. Retrieved from <https://web.stanford.edu/~simon/jurafsky/slp3/ed3book.pdf>
- Kaźmierczak, I., Zajenkowska, A., Rajchert, J., Jakubowska, A., dan Abramiuk-Szyszko, A. (2023). The Role of Anger Expression in Unmet Expectations and Depressive Symptoms. *Depression Research and Treatment*, 2023. doi: 10.1155/2023/8842805
- Kotsiantis, S. B., Kanellopoulos, D., dan Pintelas, P. (2007). Data preprocessing for supervised learning. *International Journal of Computer Science*, 1(2), 111–117.
- Kumar, M., dan Khan, L. (2025). RAMHA : A Hybrid Social Text-Based Transformer with Adapter for Mental Health Emotion Classification. (Icd), 1–26.
- Labib, F. H., Elagamy, M., dan Saleh, S. N. (2025). EmoBERTa-X : Advanced Emotion Classifier with Multi-Head Attention and DES for Multilabel Emotion Classification.
- Li, Y., Chan, J., Peko, G., dan Sundaram, D. (2023). Mixed emotion extraction analysis and visualisation of social media text. *Data and Knowledge Engineering*, 148, 102220. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.datak.2023.102220> doi: 10.1016/j.datak.2023.102220
- Liu, N., dan Ren, F. (2019). Emotion classification using a CNN *LSTM-based model for smooth emotional synchronization of the humanoid robot REN*–, 1 – 19.
- Loshchilov, I., dan Hutter, F. (2019). Decoupled weight decay regularization. *ICLR*.
- Manning, C. D., dan Schütze, H. (1999). *Foundations of statistical natural language processing*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Maruf, A. A. L., Khanam, F., Haque, M., Masud, Z., Mridha, F., dan Aung, Z. (2024). Challenges and Opportunities of Text-based Emotion Detection : A Survey. *IEEE Access*, PP, 1. doi: 10.1109/ACCESS.2024.3356357
- Mikolov, T., Sutskever, I., Chen, K., Corrado, G., dan Dean, J. (2013). Distributed representations of words and phrases and their compositionality. *Advances in*



- Neural Information Processing Systems (NeurIPS).*
- Minaee, S., Azimi, E., dan Abdolrashidi, A. (2019). Deep-Sentiment: Sentiment Analysis Using Ensemble of CNN and Bi-LSTM Models. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1904.04206>
- Mohammad, S. M., dan Turney, P. D. (2013). Crowdsourcing a word-emotion association lexicon. *Computational Intelligence*, 29(3), 436–465. doi: 10.1111/j.1467-8640.2012.00460.x
- Mötger, Q., Oriol, M., Tiessler, M., Franch, X., dan Marco, J. (n.d.). What About Emotions ? Guiding Fine-Grained Emotion Extraction from Mobile App Reviews.
- Nabiilah, G. Z. (2025). Effectiveness Analysis of RoBERTa and DistilBERT in Emotion Classification Task on Social Media Text Data. , 7(1), 45–50. doi: 10.21512/emacsjournal.v6
- Nandwani, P., dan Verma, R. (2021). A review on sentiment analysis and emotion detection from text. *Social Network Analysis and Mining*, 11(1), 1–19. Retrieved from <https://doi.org/10.1007/s13278-021-00776-6> doi: 10.1007/s13278-021-00776-6
- Oprea, S.-v. (2025). Extracting Emotions from Customer Reviews Using Text Mining , Large Language Models and Fine-Tuning Strategies. , 1–24.
- Peters, M., dkk. (2018). Deep contextualized word representations. *NAACL*.
- Plutchik, R. (1980). *Emotion: A psychoevolutionary synthesis*. New York: Harper & Row. (PDF: <https://forum.quantifiedself.com/uploads/short-url/36NZwTBILK48AmprX11kCrCrzsq.pdf>)
- Powers, D. M. W. (2011). Evaluation: From precision, recall and f-measure to roc, informedness, markedness & correlation. *Journal of Machine Learning Technologies*, 2(1), 37–63.
- Rasool, A., dkk. (2025). nbert: Harnessing nlp for emotion recognition in text. *Information*.
- Russell, J. A. (1980). A Circumplex Model of Affect. , 39(6).
- Sanh, V., Debut, L., Chaumond, J., dan Wolf, T. (2020). DistilBERT, a distilled version of BERT: smaller, faster, cheaper and lighter. , 2–6. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1910.01108>
- Semeraro, A., Vilella, S., dan Ruffo, G. (2021). Pyplutchik: Visualising and comparing emotion-annotated corpora. *arXiv*. (PDF: <https://arxiv.org/pdf/2105.04295.pdf>)
- Shi, T., Zhou, G., Liu, M., Yin, Z., Yin, L., dan Zheng, W. (2023). Emotion



- classification for short texts: an improved multi-label method. , 1–9. doi: 10.1057/s41599-023-01816-6
- Sitaram, S., Hedayatnia, B., dan Balakrishnan, A. (2019). Normalizing noisy text for nlp applications. Dalam *Proceedings of the workshop on noisy user-generated text*.
- Sokolova, M., dan Lapalme, G. (2009). A systematic analysis of performance measures for classification tasks. *Information Processing & Management*, 45(4), 427–437.
- Uysal, A. K., dan Gunal, S. (2014). The impact of preprocessing on text classification. *Information Processing and Management*, 50(1), 104–112. doi: 10.1016/j.ipm.2013.08.006
- van der Maaten, L., dan Hinton, G. (2008). Visualizing data using t-sne. *Journal of Machine Learning Research*.
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., ... Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30, 5998–6008. Retrieved from <https://arxiv.org/pdf/1706.03762.pdf>
- William, S., dan Chowanda, A. (2024). Emotion recognition indonesian language from twitter using indobert and bi-lstm. , 1–15.
- Yin, D., Bond, S. D., dan Zhang, H. (2014). RESEARCH ARTICLE ANXIOUS OR ANGRY? EFFECTS OF DISCRETE. , 539–560.

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 merugikan 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 RIWAYAT HIDUP



© H

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 merugikan 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.

Candra lahir di Siak Buana Makmur pada tanggal 6 Juli 2004. Peneliti merupakan putra dari pasangan Selamet Pujiyono dan Kartini. Pendidikan dasar ditempuh di SD Negeri 12 Kinali. Setelah itu, peneliti melanjutkan pendidikan ke SMP Negeri 02 Kinali dan kemudian meneruskan pendidikan menengah atas di SMA Negeri 1 Kinali hingga menyelesaikan pendidikan 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. Penyusunan Tugas Akhir ini dilakukan sebagai salah satu syarat untuk menyelesaikan Pendidikan Tinggi serta memperoleh gelar Sarjana Komputer (S.Kom). Peneliti berharap Tugas Akhir ini dapat memberikan manfaat serta kontribusi positif bagi pihak yang membutuhkan.