

**DETEKSI EMOSI PADA SENTIMEN ULASAN PENGGUNA SHOPEE  
PAYLATER MENGGUNAKAN *EMOTION LEXICON* (EMOLEX) DAN *LONG  
SHORT TERM MEMORY* (LSTM)**

**SKRIPSI**

**BELLA SAVIRA**

**171402144**



**PROGRAM STUDI S1 TEKNOLOGI INFORMASI  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI  
UNIVERSITAS SUMATERA UTARA  
MEDAN  
2024**

DETEKSI EMOSI PADA SENTIMEN ULASAN PENGGUNA SHOPEE  
PAYLATER MENGGUNAKAN *EMOTION LEXICON* (EMOLEX) DAN *LONG  
SHORT TERM MEMORY* (LSTM)

SKRIPSI

Diajukan untuk melengkapi tugas dan memenuhi syarat memperoleh ijazah  
Sarjana Teknologi Informasi

BELLA SAVIRA

171402144



PROGRAM STUDI S1 TEKNOLOGI INFORMASI  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI  
UNIVERSITAS SUMATERA UTARA  
MEDAN  
2024

## PERSETUJUAN

Judul : DETEKSI EMOSI PADA SENTIMEN ULASAN PENGGUNA SHOPEE PAYLATER MENGGUNAKAN EMOTION LEXICON (EMOLEX) DAN LONG SHORT TERM MEMORY (LSTM)

Kategori : SKRIPSI

Nama : BELLA SAVIRA

Nomor Induk Mahasiswa : 171402144

Program Studi : SARJANA (S1) TEKNOLOGI INFORMASI

Fakultas : ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI  
UNIVERSITAS SUMATERA UTARA

Medan, 11 Juli 2024  
Komisi Pembimbing

Pembimbing 2

Niskarto Zendrato S.Kom., M.Kom  
NIP. 198909192018051001

Pembimbing 1

Ade Sarah Huzaifah S.Kom., M.Kom  
NIP. 198506302018032001

Diketahui/disetujui oleh  
Program Studi S1 Teknologi Informasi  
Ketua



Dedy Arifandika, S.Kom.  
NIP. 19890831200912002

## **PERNYATAAN**

DETEKSI EMOSI PADA SENTIMEN ULASAN PENGGUNA SHOPEE  
PAYLATER MENGGUNAKAN EMOTION LEXICON (EMOLEX) DAN LONG  
SHORT TERM MEMORY (LSTM)

## **SKRIPSI**

Saya mengakui bahwa skripsi ini adalah hasil karya saya sendiri, kecuali beberapa kutipan dan ringkasan yang masing – masing telah disebutkan sumbernya.

Medan, 11 Desember 2022

BELLA SAVIRA

171402144

## **UCAPAN TERIMA KASIH**

Dengan menyebut nama Allah Yang Maha Pengasih lagi Maha Penyayang. Segala puji bagi Allah *Subhanahu wa Ta'ala* yang telah memberikan rahmat dan karunia-Nya kepada penulis serta Sholawat dan salam semoga selalu tercurah kepada Nabi Muhammad *Shallallahu 'Alaihi wa Sallam* sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dan memperoleh gelar Sarjana Komputer (S.Kom) pada program studi S1 Teknologi Informasi, Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara.

Terima kasih kepada orang tua penulis Ibu Asmidar dan Ayah Aidil atas dukungan, doa dan nasihat dalam memotivasi penulis untuk menyelesaikan perkuliahan dengan baik. Terima kasih kepada saudara – saudari penulis, Adik, Nenek, Nongah, Cicik, Nanggi dan semuanya yang telah memberikan semangat, motivasi, serta membantu penulis dalam menjalankan perkuliahan hingga dapat menyelesaikan perkuliahan ini dengan baik. Terima kasih kepada diri penulis sendiri yang selalu semangat berjuang melewati segala masalah sampai pada akhirnya dapat berada pada titik ini, selalu ingat untuk bersyukur karena Allah tidak akan membebani hamba-Nya diluar batas kemampuannya. Allah juga selalu memiliki rencana terbaik bahkan sebelum hamba-Nya sempat bertanya dan meminta.

Terima kasih juga kepada seluruh pihak yang terlibat dan membantu penulis selama masa perkuliahan hingga penyusunan skripsi ini, yaitu:

1. Bapak Dr. Mulyanto Amin, S.Sos, M.Si., selaku Rektor Universitas Sumatera Utara.
2. Ibu Dr. Maya Silvi Lidya selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara.
3. Bapak Dedy Arisandi ST., M.Kom., selaku Ketua Program Studi S1 Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara.

4. Ibu Ade Sarah Huzaifah, S.Kom., M.Kom., selaku Dosen Pembimbing I dan Bapak Niskarto Zendrato, S.Kom., M.Kom., selaku Dosen Pembimbing II yang telah membimbing penulis dengan sangat baik. Terima kasih atas segala waktu, masukan serta motivasi yang telah ibu dan bapak berikan kepada penulis.
5. Dosen penguji I dan Dosen penguji II yang telah memberikan saran dan masukan kepada penulis.
6. Seluruh Dosen Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara atas segala ilmu yang diberikan kepada penulis.
7. Pegawai dan staff Fasilkom-TI yang telah membantu segala urusan administrasi selama masa perkuliahan.
8. Teman – teman Kom C 2017 Eka Khairani, Bagus, Aflah, Aida, Eka Wulandari, Majidah, Oca, Pia, Annisa, Ninis, Pratty, Nia, Nita, Fifi, Murni, Daisy, Caca, Yuni, Okky, Adil, Ari, Arya, Ariel, Agus, Farhan, Hari, Miftah, Rogate, Rio, Taufiq, Nando, Arsil, Rizky, Yuan, Zakkarias yang telah bersama – sama belajar dari awal perkuliahan hingga mampu menyelesaikan perkuliahan ini dengan baik.

Semoga kita semua selalu dalam lindungan Allah *Subhanahu wa Ta'ala, Aamiin Ya Rabbal Alamin.*

Medan, 11 Desember 2022

Penulis

## ABSTRAK

Ulasan pengguna merupakan infomasi nyata yang dapat menjadi gambaran bagi pengguna baru sebelum menggunakan suatu layanan. Namun membaca ulasan yang banyak dapat memakan waktu yang lama dan ulasan yang dibaca dapat menjadi bias. Shopee Paylater merupakan salah satu metode pembayaran di aplikasi Shopee, Shopee PayLater digunakan untuk membeli barang dengan sistem bayar nanti atau dicicil sesuai dengan keinginan pengguna saat melakukan transaksi. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui emosi pada sentimen ulasan pengguna Shopee PayLater dengan menggunakan *Emotion Lexicon* dan *Long Short Term Memory*. Sentimen dibagi menjadi *positive*, *negative* dan *neutral*. Penelitian ini memperluas sentimen ke dalam 8 emosi dasar *anger*, *anticipation*, *disgust*, *fear*, *joy*, *sadness*, *surprise* dan *trust* berdasarkan *Emotion Lexicon*. Tahap pra – proses pada penelitian ini terdiri dari *cleaning*, *case folding*, *normalization*, *stopword removal*, *stemming*. Hasil penelitian ini, pengujian menggunakan data *testing* pada model *Long Short Term Memory* mendapatkan akurasi 0.88 dengan *batch size* 32, *unit* 8, *epochs* 22. Pada *sentiment positive*, emosi *joy* merupakan emosi yang paling tinggi 27.79%, diikuti oleh *trust* 27.52%, *anticipation* 23.16%, *surprise* 11.72%, *fear* 5.18%, *sadness* 2.72%, *anger* 1.36%, *disgust* 0.54%. Pada *sentiment negative*, *fear* merupakan emosi yang paling tinggi 23.63%, diikuti oleh *sadness* 21.98%, *anger* 14.84%, *trust* 10.99%, *disgust* 9.34%, *surprise* 8.24%, *anticipation* 6.87%, *joy* 4.12%. Pada *sentiment neutral*, *trust* merupakan emosi yang paling tinggi 23.71%, diikuti oleh *sadness* 14.95%, *anticipation* 13.92%, *joy* 11.86%, *fear* 11.34%, *anger* 9.79%, *surprise* 8.76%, *disgust* 5.67%.

Kata kunci: Analisis Sentimen, *Emotion Lexicon*, *EmoLex*, *Long Short Term Memory*, Shopee PayLater.

***EMOTION DETECTION ON SHOPEE PAYLATER USER REVIEW  
SENTIMENTS USING EMOTION LEXICON (EMOLEX) AND LONG SHORT  
TERM MEMORY (LSTM)***

***ABSTRACT***

*User reviews are real feedback that can give new users an insight before they use a service. However, reading a lot of reviews can take a long time and the reviews you read can be biased. Shopee PayLater is one of the payment methods available on the Shopee app, allowing users to purchase items with a "buy now, pay later" system or installments according to their preferences during the transaction. This study aims to determine the emotions in user sentiment reviews of Shopee PayLater using Emotion Lexicon and Long Short Term Memory (LSTM). Sentiments are categorized into positive, negative, and neutral. The study further breaks down these sentiments into eight basic emotions: anger, anticipation, disgust, fear, joy, sadness, surprise, and trust, based on the Emotion Lexicon. The pre-processing stage in this study includes cleaning, case folding, normalization, stopword removal, and stemming. The results of this study show that the LSTM model testing achieved an accuracy of 0.88 with a batch size of 32, 8 units, and 22 epochs. In positive sentiment, the emotion joy was the highest 27.79%, followed by trust 27.52%, anticipation 23.16%, surprise 11.72%, fear 5.18%, sadness 2.72%, anger 1.36%, disgust 0.54%. In negative sentiment, the highest emotion was fear 23.63%, followed by sadness 21.98%, anger 14.84%, trust 10.99%, disgust 9.34%, surprise 8.24%, anticipation 6.87%, joy 4.12%. In neutral sentiment, trust was the highest emotion 23.71%, followed by sadness 14.95%, anticipation 13.92%, joy 11.86%, fear 11.34%, anger 9.79%, surprise 8.76%, disgust 5.67%.*

*Keywords:* Sentiment Analysis, Emotion Lexicon, EmoLex, Long Short Term Memory, Shopee PayLater.

## DAFTAR ISI

PERSETUJUAN .....	ii
PERNYATAAN .....	iii
UCAPAN TERIMA KASIH.....	iv
ABSTRAK .....	vi
<i>ABSTRACT</i> .....	vii
DAFTAR ISI .....	viii
DAFTAR TABEL.....	x
DAFTAR GAMBAR .....	xii
BAB 1	
PENDAHULUAN .....	1
1.1. Latar Belakang .....	1
1.2. Rumusan Masalah .....	2
1.3. Batasan Masalah.....	3
1.4. Tujuan Penelitian.....	3
1.5. Manfaat Penelitian.....	3
1.6. Metodologi Penelitian .....	4
1.7. Sistematika Penulisan.....	4
BAB 2	
LANDASAN TEORI.....	6
2.1. <i>Text Processing</i> .....	6
2.2. Analisis Sentimen.....	6
2.3. <i>NRC Emotion Lexicon</i> .....	7
2.4. <i>Recurrent Neural Network (RNN)</i> .....	8
2.5. <i>Long Short Term Memory (LSTM)</i> .....	9
2.6. Penelitian Terdahulu .....	11
2.7. Perbedaan Penelitian .....	15
BAB 3	
ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM .....	16
3.1. Dataset.....	16

3.2. Arsitektur Umum.....	17
3.3. <i>Pre-processing</i> .....	18
3.3.1. <i>Cleaning</i> .....	19
3.3.2. <i>Case Folding</i> .....	20
3.3.3. <i>Normalization</i> .....	20
3.3.4. <i>Stopword Removal</i> .....	22
3.3.5. <i>Stemming</i> .....	23
3.4. <i>Labelling Sentiment Emotion Lexicon</i> (EmoLex) .....	24
3.5. <i>Word Embedding</i> .....	25
3.6. <i>Long Short Term Memory</i> (LSTM) .....	26
3.7. Deteksi Emosi Menggunakan <i>Emotion Lexicon</i> (EmoLex) .....	32
3.8. Perancangan Sistem.....	33
3.8.1. Perancangan Tampilan Beranda.....	33
3.8.2. Perancangan Tampilan Proses <i>Training</i> .....	34
3.8.3. Perancangan Tampilan Proses <i>Testing</i> .....	35
BAB 4	
IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM .....	38
4.1. Implementasi Sistem .....	38
4.1.1. Spesifikasi Perangkat Lunak dan Perangkat Keras.....	38
4.1.2. Implementasi Peracangan Antarmuka .....	38
4.2. Pelatihan Model.....	50
4.3. Pegujian Model .....	54
4.3.1. Emotion Lexicon (EmoLex) .....	56
4.4. Evaluasi Model.....	70
4.4.1. Analisis Hasil Prediksi Model .....	72
BAB 5	
KESIMPULAN DAN SARAN.....	78
5.1. Kesimpulan.....	78
5.2. Saran.....	78
DAFTAR PUSTAKA .....	79

## DAFTAR TABEL

Tabel 2.1.	Contoh Sentimen EmoLex .....	7
Tabel 2.2.	Contoh Emosi EmoLex .....	8
Tabel 2.3.	Penelitian Terdahulu .....	13
Tabel 2.3.	Penelitian Terdahulu Lanjutan .....	14
Tabel 3.1.	Pembagian Data <i>Training, Validation, Testing</i> .....	16
Tabel 3.2.	Contoh Data Ulasan .....	17
Tabel 3.3.	Contoh <i>Cleaning</i> .....	19
Tabel 3.4.	Contoh <i>Case Folding</i> .....	20
Tabel 3.5.	Contoh <i>Normalization</i> .....	21
Tabel 3.6.	Contoh <i>Stopword removal</i> .....	23
Tabel 3.7.	Contoh <i>Stemming</i> .....	24
Tabel 3.8.	Contoh Data Hasil <i>Labelling</i> .....	24
Tabel 4.1.	Contoh Hasil Deteksi Emosi Berdasarkan <i>Sentiment Positive</i> .....	44
Tabel 4.1.	Contoh Hasil Deteksi Emosi Berdasarkan <i>Sentiment Positive</i> Lanjutan .....	45
Tabel 4.2.	Contoh Hasil Deteksi Emosi Berdasarkan <i>Sentiment Negative</i> .....	46
Tabel 4.3.	Contoh Hasil Deteksi Emosi Berdasarkan <i>Sentiment Neutral</i> .....	48
Tabel 4.4.	Pelatihan Model <i>8 Unit, 32 Batch Size, 22 Epochs</i> .....	52
Tabel 4.5.	Contoh Hasil Pengujian Data <i>Testing</i> .....	54
Tabel 4.5.	Contoh Hasil Pengujian Data <i>Testing</i> Lanjutan .....	55
Tabel 4.6.	Contoh Hasil Deteksi Emosi .....	56
Tabel 4.6.	Contoh Hasil Deteksi Emosi Lanjutan .....	57
Tabel 4.6.	Contoh Hasil Deteksi Emosi Lanjutan .....	58
Tabel 4.6.	Contoh Hasil Deteksi Emosi Lanjutan .....	59
Tabel 4.6.	Contoh Hasil Deteksi Emosi Lanjutan .....	60
Tabel 4.6.	Contoh Hasil Deteksi Emosi Lanjutan .....	61
Tabel 4.6.	Contoh Hasil Deteksi Emosi Lanjutan .....	62
Tabel 4.6.	Contoh Hasil Deteksi Emosi Lanjutan .....	63

Tabel 4.6.	Contoh Hasil Deteksi Emosi Lanjutan .....	64
Tabel 4.6.	Contoh Hasil Deteksi Emosi Lanjutan .....	65
Tabel 4.6.	Contoh Hasil Deteksi Emosi Lanjutan .....	66
Tabel 4.6.	Contoh Hasil Deteksi Emosi Lanjutan .....	67
Tabel 4.6.	Contoh Hasil Deteksi Emosi Lanjutan .....	68
Tabel 4.7.	Keterangan <i>Confussion Matrix Positive</i> .....	70
Tabel 4.8.	Keterangan <i>Confussion Matrix Neutral</i> .....	71
Tabel 4.9.	Keterangan <i>Confussion Matrix Negative</i> .....	71
Tabel 4.10.	Contoh Data Kesalahan Prediksi .....	72
Tabel 4.10.	Data Kesalahan Prediksi Lanjutan .....	75

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1.	Contoh Data Sebelum Dilakukan <i>Text Processing</i> .....	6
Gambar 2.2.	Struktur RNN (Hien le et al., 2019) .....	9
Gambar 2.3.	Struktur LSTM (Farhani & Kanzari, 2024) .....	10
Gambar 3.1.	Arsitektur Umum.....	18
Gambar 3.2.	<i>Flowchart Cleaning</i> .....	19
Gambar 3.3.	<i>Flowchart Case Folding</i> .....	20
Gambar 3.4.	<i>Flowchart Normalization</i> .....	21
Gambar 3.5.	<i>Flowchart Stopword Removal</i> .....	22
Gambar 3.6.	<i>Flowchart stemming</i> .....	23
Gambar 3.7.	<i>Flowchart Labelling</i> Berdasarkan <i>Emotion Lexicon</i> (EmoLex) .....	25
Gambar 3.8.	<i>Indeks Kata</i> .....	26
Gambar 3.9.	Gambaran Proses Model .....	26
Gambar 3.10.	Contoh <i>Output Embedding Layer</i> .....	27
Gambar 3.11.	<i>Forget Gate</i> (Farhani & Kanzari, 2024).....	28
Gambar 3.13.	<i>Input Gate</i> (Farhani & Kanzari, 2024).....	29
Gambar 3.15.	<i>Output Gate</i> (Farhani & Kanzari, 2024) .....	31
Gambar 3.16.	<i>Output LSTM layer</i> .....	32
Gambar 3.17.	<i>Output Dense Layer</i> .....	32
Gambar 3.18.	<i>Flowchart Deteksi Emosi Menggunakan Emotion Lexicon</i> (EmoLex).. .....	33
Gambar 3.19.	Perancangan Tampilan Beranda.....	34
Gambar 3.20.	Perancangan Tampilan Proses <i>Training</i> .....	34
Gambar 3.21.	Perancangan Tampilan Grafik <i>Loss</i> dan Grafik <i>Accuracy</i> .....	35
Gambar 3.22.	Perancangan Tampilan Proses <i>Testing</i> .....	36
Gambar 3.23.	Tampilan <i>Classification Report Confussion Matrix</i> .....	36
Gambar 3.24.	Tampilan Diagram Data .....	37
Gambar 4.1.	Tampilan Beranda .....	39
Gambar 4.2.	Tampilan Halaman <i>Training</i> .....	39
Gambar 4.3.	Tampilan Hasil <i>Training</i> Data.....	40

Gambar 4.4.	Grafik Validasi .....	40
Gambar 4.5.	Tampilan Halaman <i>Testing</i> .....	41
Gambar 4.6.	Tampilan Hasil Prediksi <i>Sentiment</i> Dan Emosi .....	41
Gambar 4.7.	Tampilan <i>Confussion Matrix</i> .....	42
Gambar 4.8.	Diagram Persentase Data Keseluruhan Yang Telah Diprediksi.....	42
Gambar 4.9.	Diagram Jumlah Emosi Yang Telah Dideteksi <i>Emotion Lexicon</i> .....	43
Gambar 4.10.	Diagram Persentase Emosi Berdasarkan <i>Sentiment Positive</i> .....	43
Gambar 4.11.	Diagram Persentase Emosi Berdasarkan <i>Sentiment Negative</i> .....	46
Gambar 4.12.	Diagram Persentase Emosi Berdasarkan <i>Sentiment Neutral</i> .....	48
Gambar 4.13.	Grafik <i>Loss</i> .....	53
Gambar 4.14.	Grafik Akurasi.....	53
Gambar 4.15.	Hasil Persentase Emosi Pada <i>Sentiment Positive</i> , <i>Negative</i> Dan <i>Neutral</i> .....	69

## BAB 1

### PENDAHULUAN

#### 1.1. Latar Belakang

Belanja *online* merupakan kegiatan yang sering dilakukan banyak masyarakat indonesia pada saat ini. Menurut Kementerian Perdagangan Indonesia (2023), Bank Indonesia memperkirakan bahwa nilai transaksi *e-commerce* mencapai Rp474 triliun pada tahun 2023 dan diprediksi tumbuh 2,8% menjadi Rp487 triliun pada tahun 2024. Berbelanja secara *online* memudahkan pembeli untuk mendapatkan produk yang diinginkan dimana saja dengan cepat. Shopee merupakan aplikasi belanja *online* yang terkenal saat ini, Shopee telah diunduh sebanyak 100.000.000+ di Google Play Store Indonesia. Salah satu fitur unggulan dari Shopee adalah Shopee PayLater. Dilansir dari databoks.katadata.co.id berdasarkan riset yang dilakukan Populix Pafa September 2023 terhadap 1.017 responden di indonesia dengan judul *Unveiling Indonesia's Financial Evolution: Fintech Lending and Paylater Adoption*, Shopee PayLater merupakan layanan *paylater* yang paling populer bagi responden sebanyak 89%, disusul oleh GoPay 50%, Kredivo 38%, Akulaku 36%, Traveloka 27%, Home Credit 16%, Indodana 13% dan Atome 5%. Shopee PayLater juga merupakan layanan *paylater* yang paling sering digunakan sebanyak 77%, diikuti oleh GoPay 28%, Akulaku 18%, Kredivo 14%, Traveloka 9%, Indodana 4%, Home Credit 3%, dan Atome 2%. Shopee PayLater merupakan salah satu opsi pembayaran yang dapat digunakan saat berbelanja di Shopee, pembayaran menggunakan Shopee PayLater dapat dilakukan dengan cicilan atau bayar bulan depan, pengguna dapat mendaftarkan akun Shopee nya untuk mendapatkan fitur ini menggunakan KTP.

Ulasan pengguna merupakan informasi nyata dari pengguna yang telah menggunakan suatu layanan, ulasan dapat memberikan gambaran bagi calon pengguna dalam mengambil keputusan untuk menggunakan suatu layanan atau tidak (Mita et al., 2021). Membaca banyak ulasan dapat memakan waktu yang lama dan ulasan yang dibaca dapat menjadi bias (Susilowati & Agustiya, 2022), analisis sentimen dapat

digunakan dalam proses ini. Analisis sentimen adalah proses mengekstrak opini, emosi, sentimen, penilaian, sikap terhadap suatu layanan, peristiwa, topik, individu, organisasi, isu (Liu, 2012).

Beberapa penelitian yang telah dilakukan sebelumnya dengan judul Analisis Sentimen *Multi-Class* pada Sosial Media menggunakan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) oleh Astari et al. (2021), tujuan penelitian ini menganalisa emosi positif, negatif dan 8 kelas positif *acceptance, courage, love* dan *peace*. Kelas negatif *anger, desire, fear* dan *pride* dengan menggunakan metode LSTM, penelitian ini memiliki 200 data *training* dan 200 data *testing* yang dilabel manual, hasil dari penelitian ini mendapatkan akurasi rata-rata *multiclass* 89,45%.

Selanjutnya Analisis Sentimen dan Emosi Masyarakat di Awal Pandemi COVID-19 Berbasis data Twitter dengan Pendekatan Berbasis Leksikon oleh (Jannah & Prasetyo, 2022). Penelitian ini bertujuan untuk mengkaji sentimen dan keadaan emosi masyarakat pada masa pandemi COVID-19 periode Maret – Juli 2020. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sentimen negatif sering diungkapkan dan ketakutan merupakan emosi yang sering dirasakan oleh publik. Hasil tersebut dapat menjadi masukan bagi pemerintah untuk lebih memperhatikan kondisi emosional masyarakat.

Pada penelitian ini penulis menggunakan algoritma *Long Short Term Memory* (LSTM), LSTM mampu mengingat informasi penting dalam jangka waktu yang lama dalam teks, yang penting dalam proses analisis sentimen. LSTM dapat memahami perubahan sentimen yang mungkin terjadi dalam teks dan menghubungkannya untuk memberikan prediksi yang baik, terbukti pada penelitian (Alfarizi et al., 2022) LSTM mendapatkan akurasi 97.50%. Berdasarkan latar belakang tersebut, penulis ingin mengajukan penelitian dengan judul “Deteksi Emosi Pada Sentimen Ulasan Pengguna Shopee PayLater Menggunakan Emotion Lexicon (EmoLex) Dan *Long Short Term Memory* (LSTM)”.

## 1.2. Rumusan Masalah

Ulasan pengguna dapat memberikan informasi yang nyata tentang pengalaman pengguna yang telah menggunakan suatu layanan, hal ini dapat menjadi gambaran bagi calon pengguna dalam mengambil keputusan sebelum menggunakannya. Namun, penting bagi calon pengguna untuk membaca ulasan yang banyak dan mengetahui

emosi pada ulasan agar informasi yang diterima tidak bias dan memberikan gambaran emosi yang jelas. Analisis sentimen biasanya mengklasifikasikan ulasan ke dalam positif, negatif dan netral. Untuk mengetahui emosi pada ulasan dengan jelas, tidak dapat hanya dengan berdasarkan sentimen saja, dibutuhkan pendekripsi emosi yang lebih luas pada sentimen positif, negatif dan netral untuk menghasilkan informasi dengan emosi yang jelas.

### **1.3. Batasan Masalah**

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah

1. Data diambil dari X dengan *keyword* Shopee PayLater.
2. Data dikelompokkan dalam sentimen *positive*, *negative*, dan *neutral* berdasarkan sentimen *Emotion Lexicon* (EmoLex)
3. Emosi yang dideteksi yakni *anger*, *anticipation*, *disgust*, *fear*, *joy*, *sadness*, *surprise*, *trust* berdasarkan emosi *Emotion Lexicon* (EmoLex)
4. Tidak menganalisis kalimat yang mengandung emoji, angka, gambar, tanda baca, karakter maupun *url*
5. Penelitian menggunakan data berbahasa Indonesia.

### **1.4. Tujuan Penelitian**

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui emosi yang ada pada sentimen ulasan pengguna Shopee PayLater dengan menggunakan *Emotion Lexicon* (EmoLex) dan algoritma *Long Short Term Memory* (LSTM)

### **1.5. Manfaat Penelitian**

1. Penelitian ini diharapkan dapat mengetahui emosi pada sentimen ulasan pengguna Shopee PayLater yang dapat menjadi gambaran atau referensi untuk calon pengguna yang ingin menggunakan Shopee PayLater.
2. Mengetahui kemampuan algoritma *Long Short Term Memory* dalam melakukan klasifikasi sentimen pada ulasan Shopee PayLater.
3. Informasi bagi perusahaan untuk dapat mempertahankan atau memperbaiki kualitas produknya

## 1.6. Metodologi Penelitian

Ada beberapa tahapan dalam metodologi penelitian yaitu,

### 1. Studi Literatur

Tahapan ini peneliti membaca informasi dan mengumpulkan informasi dari jurnal, skripsi, artikel di internet yang berkaitan dengan Analisis sentimen, *text processing*, kamus emosi, *Emotion Lexicon* dan *Long Short Term Memory* (LSTM) yang akan diimplementasikan.

### 2. Analisis Permasalahan

Dilakukan analisis permasalahan dari berbagai informasi yang telah didapatkan pada tahapan sebelumnya. Hasil analisis digunakan untuk menyelesaikan permasalahan pada penelitian.

### 3. Perancangan dan Implementasi Sistem

Pada tahapan ini dilakukan pengumpulan data, rancangan sistem, dan desain antarmuka yang akan digunakan untuk membangun sistem yang akan dibuat kemudian dilakukan implementasi dari hasil perancangan.

### 4. Pengujian Sistem

Tahap ini dilakukan untuk mendapatkan hasil dari pengujian performa berdasarkan hasil implementasi dengan menggunakan *Long Short Term Memory* (LSTM).

### 5. Dokumentasi dan Penyusunan Laporan

Dokumentasi dan penyusunan laporan dilakukan dalam bentuk penulisan laporan hasil akhir dari penelitian.

## 1.7. Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan pada penelitian terdiri dari 5 bab yaitu,

### BAB 1: Pendahuluan

Bab pendahuluan berisi latar belakang, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, metodologi penelitian serta sistematika penulisan.

### BAB 2: Landasan Teori

Bagian ini memuat konsep yang menjadi landasan penulis dalam analisis, perancangan, pembangunan serta pengujian sistem.

### **BAB 3: Analisis dan Perancangan Sistem**

Analisis arsitektur umum dari sistem yang dibangun, seperti tahapan *pre-processing*, *word embedding*, *Emotion Lexicon* (EmoLex) dan analisis perancangan menggunakan algoritma *Long Short Term Memory (LSTM)*.

### **BAB 4: Implementasi dan Pengujian Sistem**

Menguraikan implementasi dari metode, analisis dan desain yang telah dilakukan, dan pengujian hasil akhir serta evaluasi dari sistem yang dibuat.

### **BAB 5: Kesimpulan dan Saran**

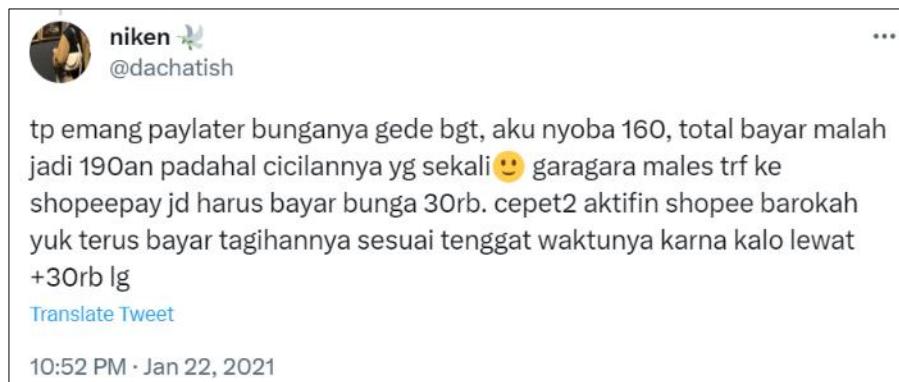
Pada bab ini menjelaskan mengenai hasil dari penelitian dan kesimpulan apakah tujuan penelitian terpenuhi beserta saran untuk pengembangan penelitian.

## BAB 2

### LANDASAN TEORI

#### **2.1. *Text Processing***

*Text Processing* dilakukan untuk membersihkan data agar data lebih terstruktur dan mudah untuk diproses algoritma sehingga dapat menghasilkan performa yang lebih baik dalam proses klasifikasi. Penelitian ini menggunakan beberapa tahapan *text processing* yaitu, *case folding* digunakan untuk mengubah huruf kapital menjadi huruf kecil, *cleaning* digunakan untuk menghapus tanda baca, karakter, *mention*, emoji dan *url*, *normalization* digunakan untuk mengubah kata menjadi baku, *stopword removal* digunakan untuk menghapus kata hubung, kata depan, kata bantu, kata tanya, kata keterangan, kata ganti, *stemming* digunakan untuk menyederhanakan variasi kata dengan cara mengubah kata menjadi bentuk dasar (Alexandra Balahur, 2013). Gambar 2.1. Contoh data sebelum dilakukan *text processing*



**Gambar 2.1.** Contoh Data Sebelum Dilakukan *Text Processing*

#### **2.2. Analisis Sentimen**

Analisis Sentimen adalah proses menganalisis opini, sentimen, penilaian, sikap, dan emosi masyarakat terhadap produk, layanan, organisasi, individu, isu, peristiwa, topik, dan atributnya. Pengguna ingin mengetahui pendapat pengguna yang telah

menggunakan suatu produk sebelum membelinya untuk mengambil keputusan. Dahulu ketika pengguna membutuhkan pendapat, mereka bertanya kepada teman dan keluarga. Ketika organisasi atau bisnis membutuhkan opini publik atau konsumen, mereka melakukan survei atau jajak pendapat. Dengan pertumbuhan media sosial, ulasan, forum diskusi, blog, mikro-blog, Twitter dan komentar, organisasi dapat menggunakan konten di media sosial ini untuk pengambilan keputusan. Namun biasanya ulasan berisi banyak data yang menyebabkan pengguna sulit mengidentifikasi opini yang ada, oleh karena itu sistem analisis sentimen otomatis diperlukan (Liu, 2012). Secara umum Analisis Sentimen memiliki 3 tingkatan. Pertama tingkat dokumen, mengklasifikasikan apakah keseluruhan dokumen opini mengungkapkan sentimen positif atau negatif. Kedua tingkat kalimat, pada tingkat ini menentukan apakah setiap kalimat menyatakan pendapat positif, negatif, atau netral. Ketiga tingkat aspek, menemukan sentimen terhadap aspeknya (Obiedat, et al. 2021).

### **2.3. NRC Emotion Lexicon**

*Emotion Lexicon* (EmoLex) merupakan kumpulan kata yang memiliki sentimen dan emosi. EmoLex tersedia dalam 105 bahasa, EmoLex memiliki 14.182 kosa kata bahasa Indonesia. EmoLex sudah diberi label dengan 8 emosi dasar *anger, anticipation, disgust, fear, joy, sadness, surprise, trust* dan 2 sentimen *positive, negative* (Mohammad & Turney 2010). Contoh sentimen EmoLex pada Tabel 2.1. dan Tabel 2.2. Contoh Emosi EmoLex

**Tabel 2.1.** Contoh Sentimen EmoLex

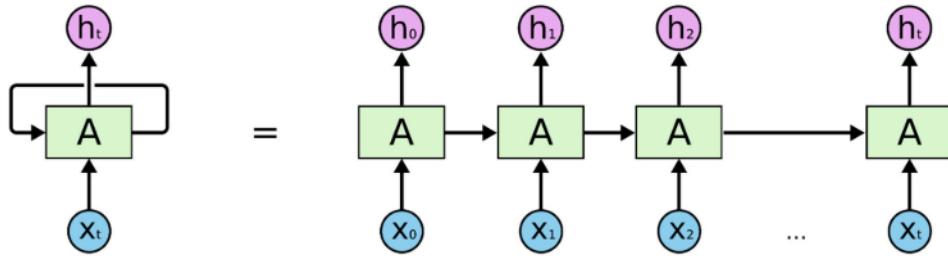
No	Kata	Positive	Negative
1	kecewa	0	1
2	benci	0	1
3	bingung	0	1
4	kasar	0	1
5	busuk	0	1
6	bahagia	1	0
7	besar	1	0
8	bijak	1	0
9	lumayan	1	0
10	jujur	1	0

**Tabel 2.2.** Contoh Emosi EmoLex

No	Kata	<i>Anger</i>	<i>Anticipation</i>	<i>Disgust</i>	<i>Fear</i>	<i>Joy</i>	<i>Sadness</i>	<i>Surprise</i>	<i>Trust</i>
1	Senang	0	1	0	0	1	0	0	1
2	Benci	1	0	1	1	0	0	0	0
3	Musuh	1	0	0	0	0	0	0	0
4	Harapan	0	1	0	0	0	0	0	0
5	Marah	1	0	1	0	0	0	0	0
6	Rusak	1	0	0	1	0	1	0	0
7	Boros	1	0	1	0	0	1	0	0
8	Cemas	0	1	0	1	0	0	0	0
9	Awas	0	1	0	1	0	0	0	0
10	Malu	0	0	1	0	0	1	0	0
11	Bohong	0	0	1	0	0	1	0	0
12	Takut	0	0	0	1	0	1	0	0
13	Sakit	0	0	0	1	0	1	0	0
14	Gembira	0	0	0	0	1	0	0	0
15	Meriah	0	0	0	0	1	0	0	0
16	Ramah	0	0	0	0	1	0	0	0
17	Aneh	0	0	0	0	0	0	1	0
18	Terkejut	1	0	0	1	0	0	1	0
19	Akun	0	0	0	0	0	0	0	1
20	Jujur	0	0	0	0	0	0	0	1
21	Mudah	0	0	0	0	0	0	0	1
22	Bagus	0	1	0	0	1	0	1	1
23	Uang	1	1	0	0	1	0	1	1
24	Favorit	0	0	0	0	1	0	0	1
25	Curiga	0	1	0	1	0	0	0	1
26	Cepat	0	0	0	0	1	0	1	0
27	Warisan	0	1	0	0	1	0	1	1
28	Bonus	0	1	0	0	1	0	1	0
29	Bingung	0	0	0	1	0	0	1	0
30	Berhasil	0	1	0	0	1	0	0	1

#### 2.4. Recurrent Neural Network (RNN)

*Recurrent Neural Network* (RNN) merupakan jaringan syaraf tiruan yang arsitekturnya yang dapat mempertahankan informasi sebelumnya dan menggunakannya kembali, hal ini berguna dalam memproses data berurutan. RNN memiliki struktur *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*. RNN menggunakan sel memori yang mampu menangkap informasi panjang urutan (*sequence*) yang telah direkam sebagai informasi sebelumnya (Lasatira et al., 2023), struktur RNN pada Gambar 2.2.



**Gambar 2.2.** Struktur RNN (Hien le et al., 2019)

Keterangan:

$X_t$  = *input* setiap *timestep*

$h_t$  = *output* setiap *timestep*

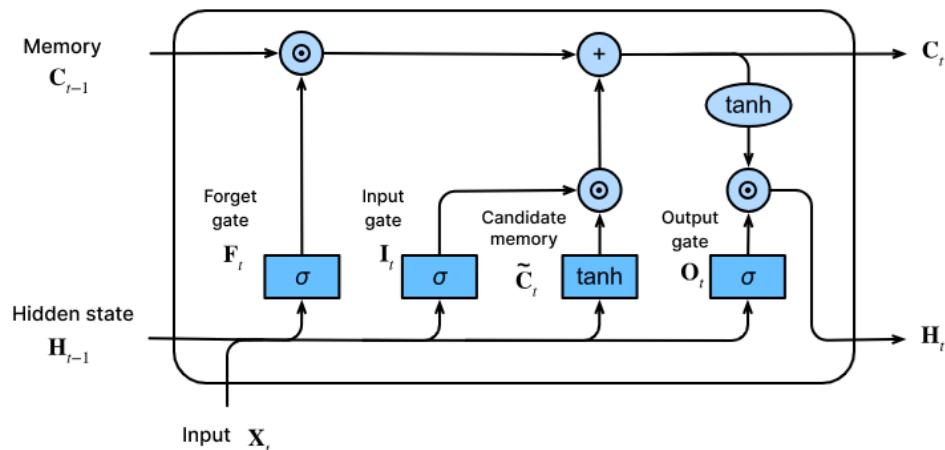
Selama proses pelatihan, RNN menggunakan algoritma *backpropagation* untuk menghitung gradien dan menyesuaikan matriks bobot. Namun, dalam RNN bobot akan disesuaikan dan diperbarui mengikuti modifikasi dalam proses umpan balik (*feedback*) yang disebut *backpropagation through time* (BPTT). Proses BPTT menggunakan pendekatan bekerja mundur lapisan demi lapisan dari *output* akhir jaringan. Dalam proses ini, bobot setiap unit diubah sesuai dengan bagian kesalahan total *output* yang dihitung untuk unit tersebut. Karena adanya *loop* informasi yang berulang, pembaruan besar pada bobot model jaringan saraf terjadi dan ini dapat menyebabkan jaringan menjadi tidak stabil karena akumulasi gradien kesalahan selama proses pembaruan. Masalah ini disebut sebagai *gradien vanishing* (gradien menghilang) dan *exploding gradient* (gradien meledak), hal ini membuat BPTT tidak cukup efisien untuk mempelajari pola dari ketergantungan jangka panjang. Ketika jaringan saraf berusaha mempelajari informasi yang sangat panjang, gradien kesalahan bisa menjadi sangat kecil (*vanishing*) atau sangat besar (*exploding*) yang menyebabkan pelatihan jaringan menjadi sangat sulit dan tidak stabil. (Hien le et al., 2019)

## 2.5. Long Short Term Memory (LSTM)

RNN (*Recurrent Neural Network*) merupakan arsitektur jaringan saraf tiruan yang dirancang untuk memproses data berurutan seperti data teks. RNN memiliki kemampuan untuk menyimpan informasi kontekstual dari urutan data sebelumnya dan

menggunakannya untuk memproses urutan data saat ini. Namun RNN memiliki kelemahan yaitu, hilangnya informasi jangka panjang (*vanishing long-term information*) atau ledakan informasi (*exploding information*) ketika menghadapi urutan data yang panjang. Masalah ini terjadi karena gradien yang digunakan untuk memperbarui bobot jaringan menjadi sangat kecil atau sangat besar seiring dengan penyebaran gradien melalui urutan yang panjang.

LSTM (*Long Short Term Memory*) diperkenalkan oleh Hochreiter & Schmidhuber (1997). LSTM merupakan bagian dari RNN yang dikembangkan khusus untuk mengatasi masalah hilangnya informasi jangka panjang dari RNN. LSTM memiliki *unit* pada memori yang disebut *cell state* digunakan untuk menyimpan dan mengakses informasi jangka panjang, *cell state* dapat mengingat informasi yang penting dari masa lalu untuk pengambilan keputusan yang lebih baik pada saat sekarang. Struktur LSTM diuraikan pada Gambar 2.3.



**Gambar 2.3.** Struktur LSTM (Farhani & Kanzari, 2024)

Komponen unit LSTM, yaitu:

1. *forget gate*, digunakan untuk menentukan informasi yang harus dilupakan atau dipertahankan dari *cell state/memory* sebelumnya, *forget gate* membantu menjaga keseimbangan antara informasi lama dan informasi baru yang masuk ke *cell state*.

2. *Input gate*, digunakan untuk menentukan informasi yang akan masuk ke *memory/cell state*
3. *Output gate*, sebagai *output* jaringan digunakan untuk menentukan seberapa banyak informasi yang harus dikeluarkan sebagai *hidden state*

Dengan menggunakan *gate – gate* ini LSTM dapat mempertahankan informasi jangka panjang dalam urutan data dengan mengatur aliran informasi yang masuk dan keluar dari *cell state/memory*. Struktur tersebut secara efektif dapat mengurangi masalah *vanishing gradient* dan mengatasi masalah hilangnya informasi jangka panjang yang dialami oleh RNN. (Hien le et al., 2019)

## 2.6. Penelitian Terdahulu

Beberapa penelitian telah dilakukan seperti penelitian dengan judul Analisis Sentimen *Multi-Class* pada Sosial Media menggunakan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) oleh Astari et al. (2021), tujuan penelitian ini untuk menganalisa emosi positif, negatif dan 8 kelas positif *courage, acceptance, love* dan *peace*. Kelas negatif *pride, anger, desire* dan *fear* dengan menggunakan metode LSTM, penelitian ini memiliki 200 data *training* dan 200 data *testing* yang dilabel manual, hasil dari penelitian ini akurasi rata-rata *multiclass* 89,45%.

Kemudian *String-based Multinomial Naïve Bayes for Emotion Detection among Facebook Diabetes Community* yang dilakukan oleh Balakrishnana & Kaur (2019). Penelitian ini melakukan pendekripsi emosi di kalangan komunitas diabetes *online* di Facebook. Emosi yang dideteksi *anger, sadness, fear, joy, surprise, trust, anticipation and disgust* menggunakan EmoLex, *Naïve Bayes* dan *Multinomial Naïve Bayes*. Hasil penelitian menunjukkan EmoLex, *Naïve Bayes*, dan *Multinomial Naïve Bayes* dengan akurasi rata-rata 74% (EmoLex 62%, *Naïve Bayes* 60%, MNB 61%) dan rata-rata skor F1 82% (76% EmoLex, *Naïve Bayes* 68%, MNB 72%). Emosi yang paling tinggi adalah senang.

Selanjutnya Rohman et al. (2019) dengan judul Deteksi Emosi Media Sosial Menggunakan Pendekatan Leksikon dan *Natural Language Processing*. Penelitian ini menggunakan EmoLex untuk mendekripsi emosi yang diperluas dengan pencarian sinonim menggunakan Kateglo API. Dilakukan pencarian sinonim menggunakan

Kategori API pada EmoLex. Hasil pencarian sinonim mendapatkan 20.690 kata sehingga memperoleh hasil leksikon emosi yang berisi 34.872 kata. Pengujian menunjukkan leksikon emosi mendeteksi 55.45% atau 15.357 dari 27.696 kata yang diperoleh dari status pengguna Facebook. Selanjutnya status tersebut diperbaiki menggunakan (NLP). Hasilnya 26 dari 100 *update* status diketahui label emosinya. Hasil validasi terdapat 16 *update* status atau 61,53% label emosinya akurat.

Analisis Sentimen Pada Ulasan di TripAdvisor Menggunakan Metode Long Short-Term Memory (LSTM) oleh Nurvania et al. (2021). Tujuan untuk mengklasifikasikan ulasan pengunjung wisata di Bali dari Tripadvisor terhadap pengaruh COVID-19 menggunakan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM). Pengujian model yang dibangun mendapatkan akurasi sebesar 71,67%

Analisis Ulasan Pelanggan Menggunakan *Multinomial Naïve Bayes Classifier* dengan *Lexicon-Based* dan TF-IDF Pada Formaggio Coffee and Resto oleh Anggina et al. (2019). Meneliti data *review restaurants* dengan jumlah data 741 dari 2018-2021 dengan aspek makanan, pelayanan, lingkungan, dan harga, masing – masing aspek memiliki kelas positif dan negatif berdasarkan *Indonesian Sentiment Lexicon* (InSet Lexicon). Penelitian menggunakan *Multinomial Naïve Bayes*, TF-IDF, *Indonesian Sentiment Lexicon* (InSet Lexicon). Hasil penelitian akurasi, recall, presisi, dan f1-score memiliki nilai rata-rata 95%, 68%, 85%, dan 72%.

Dan penelitian dengan judul *Emotional Text Classification Using TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) And LSTM (Long Short-Term Memory)* oleh (Alfarizi et al., 2022). Penelitian ini menggunakan data dari penelitian sebelumnya yang diambil dari Twitter, data ini telah diberi label ke dalam emosi *sadness, anger, fear, love, joy, and surprise*. Penelitian ini menggunakan *TF-IDF* dan *LSTM (Long Short-Term Memory)*. Hasil dari penelitian ini mendapatkan akurasi 97.50% menggunakan LSTM dan TF-IDF dibandingkan dengan LinearSVC dan TF-IDF dengan nilai akurasi sebesar 89%.

**Tabel 2.3.** Penelitian Terdahulu

No	Peneliti	Judul	Metode	Keterangan
1	Astari et al. (2021)	Analisis Sentimen <i>Multi-Class</i> pada Sosial Media menggunakan metode <i>Long Short-Term Memory</i> (LSTM)	LSTM	Peneliti melakukan klasifikasi kedalam 8 kelas emosi, dengan 400 data yang dilabel manual ke dalam sentimen positif dan negatif. Hasil penelitian mendapatkan akurasi 91,9% dan nilai rata-rata dari <i>multiclass</i> mendapatkan hasil 89,45%
2	Vimala Balakrishnana & Wandeep Kaur (2019)	<i>String-based Multinomial Naïve Bayes for Emotion Detection among Facebook Diabetes Community</i>	EmoLex, <i>Naïve Bayes</i> , <i>Multinomial Naïve Bayes</i> mendapatkan akurasi rata-rata 74% (EmoLex 62%, <i>Naïve Bayes</i> 60%, MNB 61%) dan rata-rata skor F1 82% (76% EmoLex, <i>Naïve Bayes</i> 68%, MNB 72%). Emosi yang paling tingga adalah senang.	EmoLex, <i>Naïve Bayes</i> , dan <i>Multinomial Naïve Bayes</i> mendapatkan akurasi rata-rata 74% (EmoLex 62%, <i>Naïve Bayes</i> 60%, MNB 61%) dan rata-rata skor F1 82% (76% EmoLex, <i>Naïve Bayes</i> 68%, MNB 72%). Emosi yang paling tingga adalah senang.
3	Rohman et al. (2019)	Deteksi Emosi Media Sosial Menggunakan Pendekatan Leksikon dan <i>Natural Language Processing</i>	EmoLex	Hasil pengujian leksikon emosi mendekripsi 55.45% atau 15.357 dari 27.696 kata diperoleh dari status pengguna Facebook.

**Tabel 2.3.** Penelitian Terdahulu Lanjutan

No	Peneliti	Judul	Metode	Keterangan
4	Nurvania et al. (2021)	Analisis Sentimen Pada Ulasan di TripAdvisor Menggunakan Metode <i>Long Short-Term Memory</i> (LSTM)	LSTM	Pengujian mendapatkan akurasi sebesar 71,67%
5	Anggina et al. (2022)	Analisis Ulasan Pelanggan Menggunakan <i>Multinomial Naïve Bayes</i> , <i>TF-IDF</i> , <i>Indonesian Naïve Bayes Classifier</i> dengan <i>Lexicon-Based</i> dan <i>TF-IDF</i> Pada <i>Formaggio Coffee and Resto</i>	<i>Multinomial Naïve Bayes</i> , <i>TF-IDF</i> , <i>Indonesian Naïve Bayes Classifier</i>	Jumlah data 741 dari 2018-2021 berbahasa Indonesia. Penelitian menggunakan <i>Indonesian Sentiment Lexicon</i> (InSet <i>Lexicon</i> ), fitur <i>TF-IDF</i> , dan <i>Multinomial Naïve Bayes Classifier</i> . Hasil penelitian akurasi, <i>recall</i> , presisi, dan <i>f1-score</i> memiliki rata-rata 95%, 68%, 85%, dan 72%
6	Alfarizi et al. (2022)	<i>Emotional Text Classification Using TF-IDF and LSTM</i>	<i>LSTM (Long Short-Term Memory)</i> , <i>TF-IDF</i>	Hasil penelitian 97.50% menggunakan LSTM dan TF-IDF.

## 2.7. Perbedaan Penelitian

Perbedaan penelitian ini dengan penelitian terdahulu adalah penelitian ini melakukan analisis sentimen dengan kelas *positive*, *negative*, *neutral* berdasarkan sentimen *Emotion Lexicon* (EmoLex). *Long Short Term Memory* (LSTM) digunakan untuk membuat dan melatih model menggunakan data *training*. Model LSTM yang telah dilatih digunakan untuk melakukan klasifikasi kelas sentimen pada data *testing*. Setelah didapat prediksi dari kelas sentimen, data *testing* kembali dideteksi ke dalam emosi *anger*, *anticipation*, *disgust*, *fear*, *joy*, *sadness*, *surprise*, *trust* berdasarkan emosi pada *Emotion Lexicon* (EmoLex) dan dikelompokkan berdasarkan sentimen *positive*, *negative* dan *neutral*.

## BAB 3

### ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

#### **3.1. Dataset**

Data yang digunakan pada penelitian ini berformat *.csv* (*Comma Separated Values*), data dikumpulkan dari X dengan *keyword* Shopee PayLater dari 1 Januari 2019 - 30 Maret 2023 yang berjumlah 2986 data. *Dataset* dibagi dengan *ratio* 70:10:20 dengan jumlah data 2089 data latih (*training*), 297 data validasi (*validation*) dan 600 data uji (*testing*). Data dikelompokkan ke dalam kelas sentimen *positive*, *negative* dan *neutral*. Data *training* digunakan untuk melatih model, data *validation* digunakan untuk memvalidasi kinerja model selama proses pelatihan dan data *testing* digunakan untuk menguji kinerja model setelah proses pelatihan selesai. Pembagian data *training*, data *validation* dan data *testing* diuraikan pada Tabel 3.1. dan contoh data ulasan diuraikan pada Tabel 3.2.

**Tabel 3.1.** Pembagian Data *Training*, *Validation*, *Testing*

<i>Sentiment</i>	<i>Training</i>	<i>Validation</i>	<i>Testing</i>
<i>Positive</i>	583	85	170
<i>Negative</i>	523	66	146
<i>Neutral</i>	983	146	284
<b>Jumlah</b>	<b>2089</b>	<b>297</b>	<b>600</b>

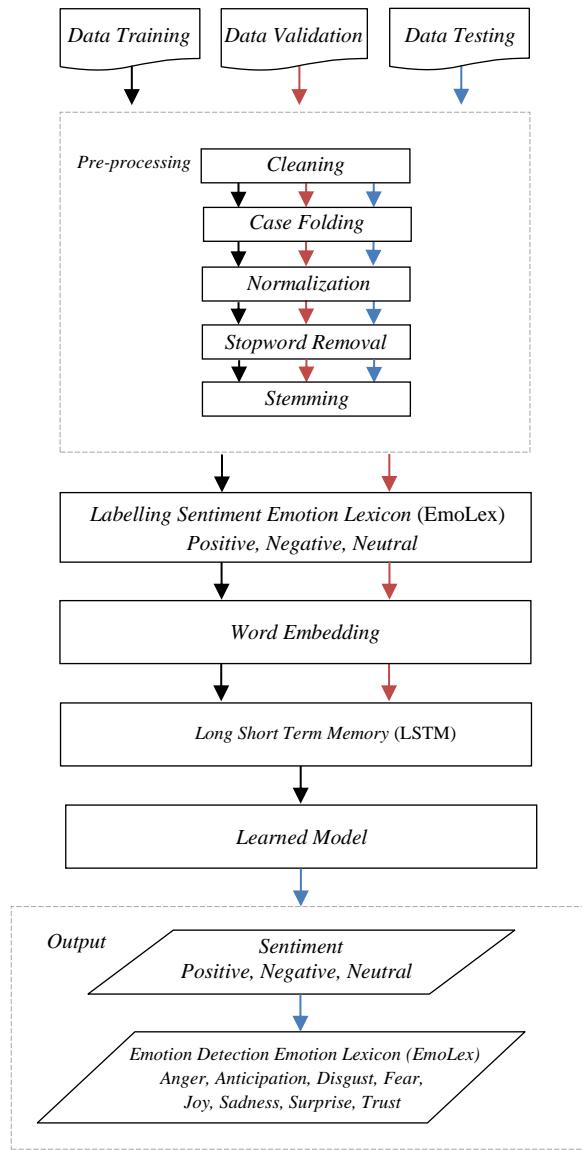
**Tabel 3.2.** Contoh Data Ulasan

Data Ulasan	<i>Sentiment</i>
,"Bersyukur banget sih udah bisa sejauh ini. Dan bner-bner ngerintisnya dari 0 banget yang modal nekat dan tentulah modalnya dari shopeepaylater dulu makasi shopee	<i>Positive</i>
, @tyunmiao Gila sih shopee, ongkir dah mahal, kalau pake shopeepaylater makin mahal, ada biaya pelayanan 🤦‍♂️🤦‍♂️	<i>Negative</i>
,"lagi kerja di telepon shopee untuk bayar shopeepaylater, WOYINI MASI TANGGAL BRP"	<i>Neutral</i>

### 3.2. Arsitektur Umum

Tahap – tahap yang dilakukan dalam penelitian ini adalah mengumpulkan data, data yang telah dikumpulkan dibagi menjadi data *training*, data *validation* dan data *testing*. Selanjutnya dilakukan *pre-processing* yang terdiri dari *cleaning*, *case folding*, *normalization*, *stopword removal* dan *stemming*. Lalu dilakukan *labelling* pada data *training*, data *validation* dan data *testing* ke dalam *sentiment positive*, *negative*, *neutral* berdasarkan *sentiment Emotion Lexicon* (EmoLex). Selanjutnya kata diubah menjadi *sequence* (urutan) pada proses *word embedding*, data *training* diproses menggunakan algoritma *Long Short Term Memory* yang menghasilkan model. Data *validation* digunakan untuk memvalidasi kinerja model yang menjadi gambaran seberapa baik model dapat bekerja pada data baru yang tidak ada dalam *training*. Kemudian model ini digunakan pada proses *testing* untuk menghasilkan prediksi *sentiment positive*,

*negative, neutral*, lalu pada data *testing* dideteksi kembali ke dalam emosi *anger, anticipation, disgust, fear, joy, sadness, surprise, trust* berdasarkan emosi *Emotion Lexicon* (EmoLex) kemudian emosi dikelompokkan berdasarkan sentimen. Arsitektur umum ini diuraikan pada Gambar 3.1.



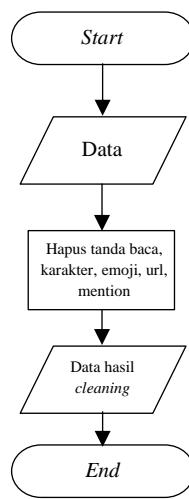
**Gambar 3.1.** Arsitektur Umum

### 3.3. *Pre-processing*

*Pre-processing* dilakukan untuk menghasilkan data yang terstruktur. Pada penelitian ini *pre-processing* dilakukan beberapa tahapan, yaitu:

### 3.3.1. Cleaning

*Cleaning* digunakan untuk menghapus data dari sesuatu yang tidak digunakan agar data menjadi konsisten. Pada penelitian ini *cleaning* digunakan untuk menghapus emoji, tanda baca, karakter, *url*, *mention*, angka yang tidak diperlukan, seperti .,/?>;;"!#&\*()-+!, 1234, 😊 😃 🎉 ,<https://twitt.com>, @user123. Proses *cleaning* dapat dilihat pada Gambar 3.2.



**Gambar 3.2. Flowchart Cleaning**

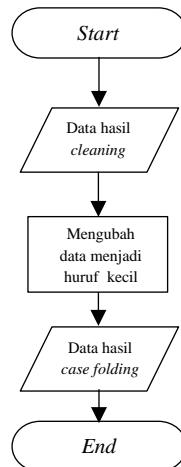
Contoh penerapan *cleaning* diuraikan pada Tabel 3.3. pada tabel ini terdapat contoh kalimat yang telah dilakukan *cleaning* dan kalimat sebelum dilakukannya *cleaning*.

**Tabel 3.3. Contoh Cleaning**

Kalimat sebelum <i>cleaning</i>	Kalimat setelah <i>cleaning</i>
, “Aku udah beli 3 jaket di @ShopeeID, pake ShopeePaylater.. gila kalo dicicil makin mahal 🎉”	Aku udah beli jaket di pake Shopee Paylater gila kalo dicicil makin mahal

### 3.3.2. Case Folding

*Case folding* digunakan untuk mengubah huruf besar menjadi huruf kecil agar kata dalam data konsisten memiliki bentuk yang sama. Proses *case folding* dapat dilihat pada Gambar 3.3.



**Gambar 3.3. Flowchart Case Folding**

Contoh penerapan *case folding* diuraikan pada Tabel 3.4. pada tabel ini terdapat contoh kalimat yang telah dilakukan *case folding* dan kalimat sebelum dilakukannya *case folding*.

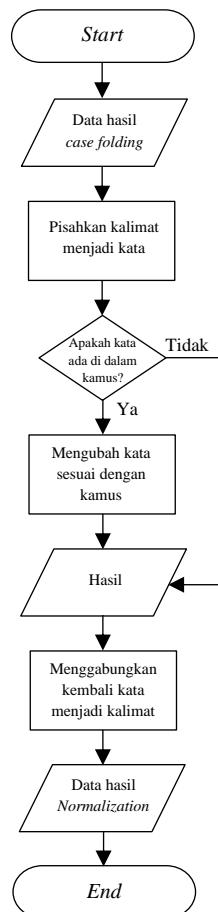
**Tabel 3.4. Contoh Case Folding**

Kalimat sebelum <i>case folding</i>	Kalimat setelah <i>case folding</i>
<b>Aku</b> udah beli jaket di pake <b>Shopee</b>	<b>aku</b> udah beli jaket di pake <b>shopee</b>
<b>Paylater</b> gila kalo dicicil makin mahal	<b>paylater</b> gila kalo dicicil makin mahal

### 3.3.3. Normalization

*Normalization* digunakan untuk mengubah kata yang tidak baku menjadi kata yang baku. Pada penelitian ini menggunakan kamus dari Salsabila et al. (2018) dan penulis juga menambahkan kata – kata yang dibuat secara manual berdasarkan data. Proses

*normalization* dapat dilihat pada Gambar 3.4. Contoh penerapan *normalization* diuraikan pada Tabel 3.5.



**Gambar 3.4.** Flowchart Normalization

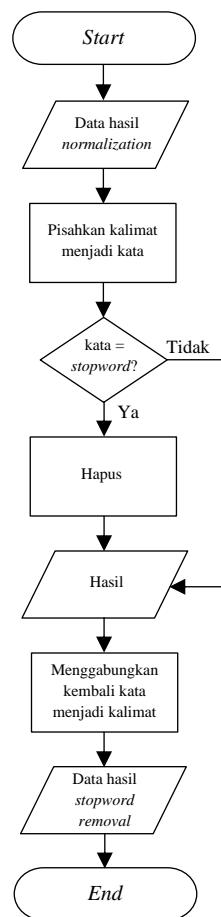
Contoh penerapan *normalization* diuraikan pada Tabel 3.5. pada tabel ini terdapat contoh kalimat yang telah dilakukan *normalization* dan kalimat sebelum dilakukannya *normalization*.

**Tabel 3.5.** Contoh Normalization

Kalimat sebelum <i>normalization</i>	Kalimat setelah <i>normalization</i>
aku <b>udah</b> beli jaket di <b>pake</b> shopee paylater gila <b>kalo</b> dicicil <b>makin</b> mahal	aku <b>sudah</b> beli jaket di <b>pakai</b> shopee paylater gila <b>kalau</b> dicicil <b>semakin</b> mahal

### 3.3.4. Stopword Removal

*Stopword Removal* digunakan untuk menghapus kata yang tidak bermakna seperti kata hubung, kata depan, kata bantu, kata tanya, kata keterangan, kata ganti contohnya: “jadi”, “juga”, “itu”, “yang”, “bagaimana”, “udah”, “ada”, “dan”, “di”, “atau”, “ini”. Penelitian ini menggunakan NLTK *Natural Language Tool Kit* indonesia dan ditambah dengan kata – kata yang tidak penting secara manual sesuai dengan isi data. Proses *stopword removal* dapat dilihat pada Gambar 3.5. Contoh penerapan *stopword removal* diuraikan pada Tabel 3.6.



**Gambar 3.5. Flowchart Stopword Removal**

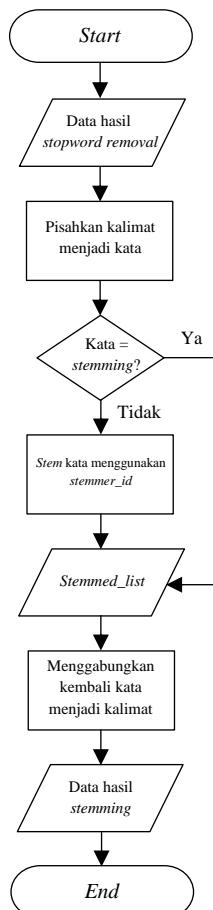
Contoh penerapan *stopword removal* diuraikan pada Tabel 3.6. pada tabel ini terdapat contoh kalimat yang telah dilakukan *stopword removal* dan kalimat sebelum dilakukannya *stopword removal*.

**Tabel 3.6.** Contoh *Stopword removal*

Kalimat sebelum <i>stopword removal</i>	Kalimat setelah <i>stopword removal</i>
<b>aku sudah</b> beli jaket <b>di</b> pakai shopee paylater gila <b>kalau</b> dicicil <b>semakin</b> mahal	beli jaket pakai shopee paylater gila dicicil mahal

### 3.3.5. *Stemming*

*Stemming* digunakan untuk menyederhanakan analisis teks dengan mengurangi variasi kata yang memiliki makna dasar yang sama. Proses ini menggunakan Sastrawi. Proses *stemming* dapat dilihat pada Gambar 3.6.

**Gambar 3.6.** Flowchart *stemming*

Contoh penerapan *stemming* diuraikan pada Tabel 3.7. pada tabel ini terdapat contoh kalimat yang telah dilakukan *stemming* dan kalimat sebelum dilakukannya *stemming*

**Tabel 3.7.** Contoh *Stemming*

Kalimat sebelum <i>stemming</i>	Kalimat setelah <i>stemming</i>
beli jaket pakai shopee paylater gila <b>dicicil</b> mahal	beli jaket pakai shopee paylater gila <b>cicil</b> mahal

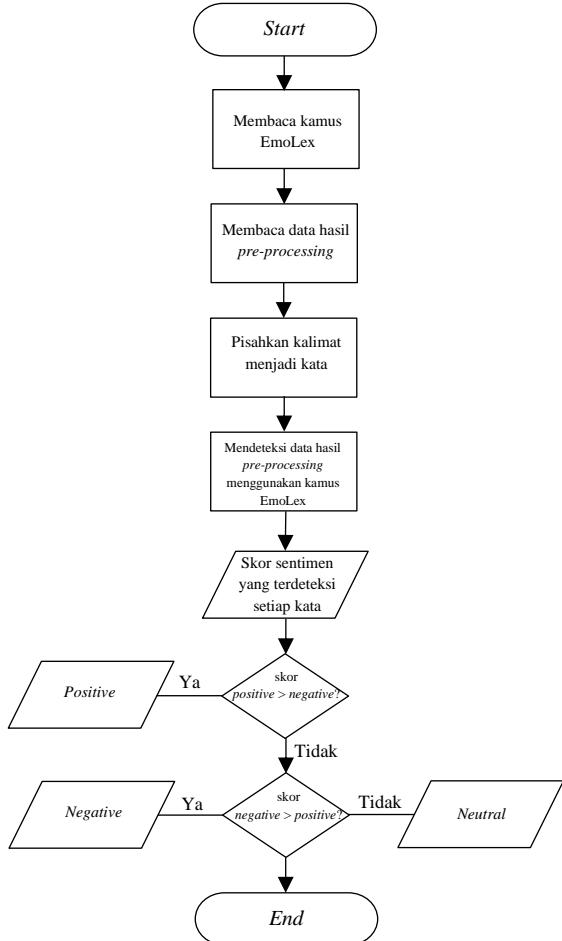
### 3.4. *Labelling Sentiment Emotion Lexicon* (EmoLex)

Pada penelitian ini *labelling* data dilakukan menggunakan sentimen *Emotion Lexicon* (EmoLex) pada data hasil *pre-processing*. Data *pre-processing* dicocokan dengan kamus EmoLex, jika sentimen dalam kalimat yang terdeteksi *positive* > *negative* maka kalimat akan diberi *label positive*, jika sentimen yang terdeteksi *negative* > *positive* maka akan diberi *label negative*, dan jika sentimen yang terdeteksi *positive* = *negative* atau kalimat sentimen tidak terdeteksi pada kelas manapun maka akan diberi *label neutral*. Contoh data hasil *labelling* dapat dilihat pada Tabel 3.8,

**Tabel 3.8.** Contoh Data Hasil *Labelling*

No	Data hasil <i>pre-processing</i>	Skor <i>negative</i>	Skor <i>positive</i>	<i>Label</i> sentimen
1	['shopee', 'paylater', 'kembali', 'aktif', 'kemarin', 'mati', 'covid', ' <b>senang</b> ']	0	1	<i>Positive</i>
2	[' <b>kejut</b> ', 'sms', 'shopee', 'belum', 'bayar', 'paylater', 'iya', 'iya', 'besok', 'bayar', ' <b>maaf</b> ', ' <b>lupa</b> ']	2	1	<i>Negative</i>
3	['beli', 'cat', 'tembok', 'pakai', 'shopee', 'paylater', ' <b>tertawa</b> ', ' <b>malu</b> ']	1	1	<i>Neutral</i>
4	['bayar', 'kuliah', 'pakai', 'shopee', 'paylater', 'hutang']	0	0	<i>Neutral</i>

Proses *labelling* dapat dilihat pada Gambar 3.7.



**Gambar 3.7.** Flowchart Labelling Berdasarkan *Emotion Lexicon* (EmoLex)

### 3.5. Word Embedding

Teks dalam bentuk *string* tidak dapat langsung diproses oleh model, kata perlu diubah menjadi angka agar bisa diproses oleh algoritma. *Padding* dilakukan untuk membuat data *input* memiliki panjang yang sama (*maxlen*). Jika *input* memiliki panjang kurang dari *maxlen* maka nilai *padding* (nol) akan ditambahkan untuk mencapai panjang yang diinginkan. Jika *input* memiliki panjang lebih dari *maxlen* maka dalam proses *padding*, *input* akan dipotong agar panjangnya sesuai dengan *maxlen*. Proses ini dilakukan agar semua data *input* memiliki panjang yang konsisten sebelum dimasukkan ke dalam model. Pada tahapan ini data hasil *pre-processing* diberi nomor indeks unik berdasarkan urutan kata, proses ini akan membantu dalam mengonversi kata – kata menjadi angka menggunakan *tokenizer*. Dengan memberikan indeks pada kata, memastikan bahwa

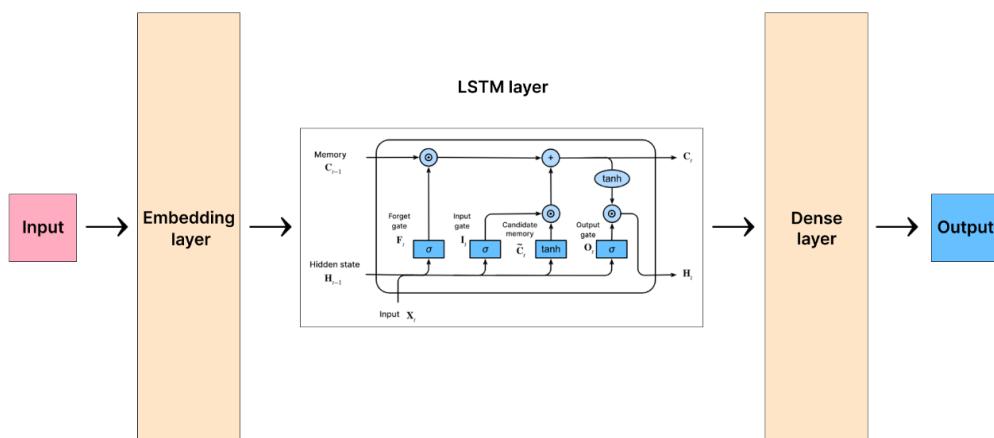
representasi setiap kata konsisten di dalam dataset. Misalnya, jika kata “shopee” diberikan indeks 1, maka setiap kali “shopee” muncul dalam teks akan selalu direpresentasikan sebagai 1. Contohnya “bayar shopee paylater gagal pakai koin shopee”, pada kalimat ini kata “bayar” berada pada indeks 4, “shopee” index 1, “Paylater” indeks 2, “gagal” indeks 319, “pakai” indeks 3, “koin” indeks 242, “shopee” indeks 1. Dapat dilihat pada Gambar 3.8. Setelah teks dikonversi menjadi urutan indeks, urutan ini digunakan untuk memetakan kata – kata ke *embedding layer*. *Embedding layer* adalah lapisan *neural network* yang mengubah indeks menjadi vektor berdimensi tetap yang merepresentasikan makna kata. Vektor-vektor ini memungkinkan model untuk memahami dan memproses teks lebih efektif.

```
[[ 0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0
  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0
  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0
  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0
  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0
  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0
  0  0  0  4  1  2  319  3  242  11]]
```

**Gambar 3.8. Indeks Kata**

### 3.6. Long Short Term Memory (LSTM)

Proses selanjutnya adalah membuat model. Model yang akan dibuat memiliki beberapa *layer*, yaitu *embedding layer*, LSTM *layer* dan *dense layer*. Gambar 3.9. merupakan gambaran proses pembuatan model



**Gambar 3.9. Gambaran Proses Model**

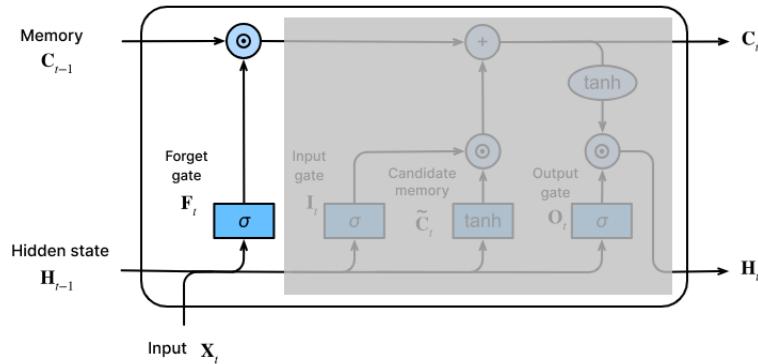
1. *Embedding layer*, urutan angka yang diperoleh dari proses sebelumnya akan diubah menjadi representasi vektor. *Embedding layer* ini berfungsi untuk mempelajari representasi vektor yang lebih baik untuk kata – kata berdasarkan konteks di sekitarnya dalam kalimat. Dimensi atau panjang vektor yang digunakan untuk merepresentasikan kata dalam teks menjadi numerik. Setiap panjang vektor menyimpan informasi tentang makna, konteks, atau hubungan dengan kata-kata lainnya dalam data pelatihan. Selama pelatihan vektor kata dioptimalkan melalui proses pembelajaran *backpropagation* yang mengakibatkan perubahan pada vektor *embedding* untuk mencerminkan representasi yang lebih baik dari kata – kata berdasarkan konteks dalam data pelatihan. Dengan demikian *embedding layer* memungkinkan model untuk bekerja dengan representasi numerik yang lebih bermakna dari sekadar indeks kata. Gambar 3.10. Contoh *output embedding layer*

```
[[[-0.01073079  0.00860431 -0.04577731 -0.04147874  0.04404039
    0.04382801 -0.02476509 -0.02544838  0.03380951 -0.00539563
    0.01694331  0.03950215 -0.04581797 -0.02055813 -0.03671919
   -0.00839194 -0.03212895 -0.00472097  0.01010682  0.02901261
   -0.02660473  0.0436588  -0.04101024  0.03168767  0.03784112
   -0.04939033  0.04980597 -0.00831542  0.02999636  0.0469368
    0.00701836 -0.0380092  0.00493453  0.02328123 -0.03636312
    0.03570523  0.02429134  0.0039947  -0.00417957  0.02087295
   -0.01097977  0.01387068 -0.00464451  0.04249415 -0.01245486
    0.02639857 -0.0177015  -0.03985291  0.03343396  0.00521703
   -0.00976052  0.00404233  0.00622635 -0.03691093 -0.03968757
   -0.03598808  0.00271098 -0.03842713  0.04137344 -0.04457482
    0.01312855 -0.00316226 -0.03983108 -0.04134891  0.01867278
...
   -0.0216072   0.03337432  0.04666274  0.03715043 -0.00801166
    0.03854016 -0.01843758  0.04245645  0.01639016  0.04492417
    0.03318344 -0.0452827  -0.01996024  0.00798746  0.0015799
   -0.01218748  0.03136568 -0.03778873 -0.03076118 -0.03921717]]]
```

**Gambar 3.10.** Contoh *Output Embedding Layer*

2. *LSTM layer* digunakan untuk mengatur informasi yang masuk ke *cell state/memory*. *LSTM layer* merupakan kumpulan unit yang bekerja secara bersamaan/paralel. *Unit* digunakan untuk mengatur dimensi *cell state*, *cell state* merupakan memori internal untuk menyimpan informasi dari waktu ke waktu. Pada

penelitian ini jumlah *unit* = 8. Setiap *unit* memiliki komponen utama yaitu: *forget gate*, *input gate*, *output gate*. *Gate* digunakan untuk mengontrol informasi dalam *unit LSTM* pada setiap *time step*. Setiap *gate* memiliki bobot dan *bias*. *Gate* membantu dalam pengambilan keputusan tentang apa yang harus diingat, dihapus, diperbarui atau diteruskan dalam pemrosesan urutan data. Pada setiap *time step*, 8 *unit LSTM* akan menerima *input* yang sama dan bekerja secara paralel/bersamaan dan setiap *time step* akan memproses data pada kalimat secara berurutan.



**Gambar 3.11. Forget Gate** (Farhani & Kanzari, 2024)

*Forget gate* digunakan untuk mengontrol seberapa banyak informasi dari memori (*cell state*) sebelumnya harus dilupakan atau dipertahankan. Jika *output* mendekati 1 maka semua informasi sebelumnya di memori dipertahankan, sedangkan jika *output* mendekati 0 maka hampir semua informasi sebelumnya dilupakan. Proses *forget gate* dapat dilihat pada Gambar 3.11. dan diuraikan pada Persamaan 3.1.

$$ft = \sigma (Wf \cdot [ht-1, Xt] + bf) \quad (3.1.)$$

Keterangan:

$ft$  = *forget gate*

$\sigma$  = fungsi aktivasi sigmoid

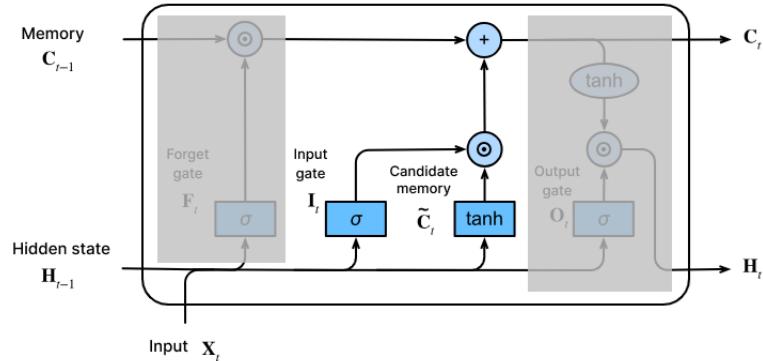
$Wf$  = bobot *input forget gate*

$ht-1$  = *hidden state* sebelumnya

$Xt$  = *input* pada *time step* saat ini

$bf$  = bias *forget gate*

*Input forget gate* merupakan hasil dari *embedding layer time step* saat ini ( $X_t$ ) dan *hidden state* sebelumnya ( $ht-1$ ), data *input* pada *time step* saat ini ( $X_t$ ) ditambah *hidden state* sebelumnya ( $ht-1$ ) dikali bobot ( $W_f$ ) ditambah dengan bias ( $b_f$ ). Hasil dari perhitungan tersebut diproses fungsi sigmoid ( $\sigma$ ) untuk menghasilkan nilai antara 0 dan 1. Pada *time step* pertama, bobot dan bias diinisialisasi acak secara otomatis. Inisialisasi digunakan untuk memastikan bahwa model dapat belajar secara efektif selama proses pelatihan. Setelah diinisialisasi, bobot dan bias akan diperbarui selama pelatihan melalui proses *backpropagation* dan optimisasi.



**Gambar 3.12.** *Input Gate* (Farhani & Kanzari, 2024)

Selanjutnya *Input gate*, digunakan untuk menentukan informasi yang akan masuk ke *cell state*, proses dapat dilihat pada Gambar 3.12. dan diuraikan pada Persamaan 3.2.

$$it = \sigma (Wi \cdot [ht-1, Xt] + bi) \quad (3.2.)$$

*Input* pada *input gate* merupakan *time step* saat ini ( $X_t$ ) dan *hidden state* sebelumnya ( $ht-1$ ), data *input* pada *time step* saat ini ( $X_t$ ) ditambah *hidden state* sebelumnya ( $ht-1$ ) dikali bobot ( $Wi$ ) ditambah dengan bias ( $bi$ ). Hasil dari perhitungan tersebut diproses fungsi sigmoid ( $\sigma$ ) untuk menentukan seberapa banyak informasi baru yang akan dimasukkan ke dalam *cell state/memory*.

Pada *gate* ini juga dilakukan proses membuat nilai kandidat *cell state* baru ( $\tilde{C}_t$ ) yang akan ditambahkan ke sel memori. Perhitungan diuraikan pada Persamaan 3.3.

$$\bar{C}_t = \tanh(Wc \cdot [ht-1, Xt] + bc) \quad (3.3.)$$

Kemudian digabungkan dengan *output forget gate* ( $ft$ ) dikali dengan *cell state* sebelumnya ( $Ct-1$ ) ditambah *output input gate* ( $it$ ) dikali dengan kandidat *cell state* ( $\bar{C}_t$ ) di persamaan 3.3. Hasilnya akan memperbarui *cell state* ( $Ct$ ) atau disebut *cell state update*. Pembaruan *cell state* diuraikan pada Persamaan 3.4.

$$Ct = ft \cdot Ct-1 + it \cdot \bar{C}_t \quad (3.4.)$$

Keterangan:

$it$  = *input gate*

$ft$  = *forget gate*

$\bar{C}_t$  = kandidat *cell state*

$Ct-1$  = *cell state* pada *time step* sebelumnya

$ht-1$  = *hidden state* pada *time step* sebelumnya

$\sigma$  = fungsi aktivasi sigmoid

$\tanh$  = fungsi aktivasi  $\tanh$

$Xt$  = *input* pada *time step* saat ini

$t$  = *time step* (pemrosesan urutan kata secara bertahap pada kalimat)

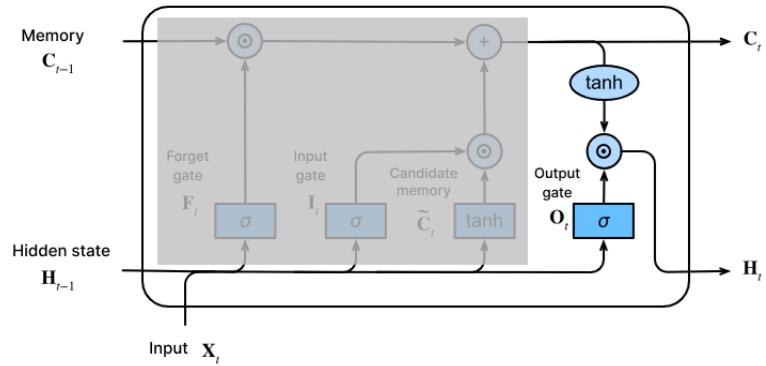
$Wi$  = bobot *input gate*

$Wc$  = bobot *input cell state*

$bi$  = bias *input gate*

$bc$  = bias *cell state*

Kemudian *output gate*, digunakan untuk menentukan seberapa banyak informasi yang harus dikeluarkan sebagai *hidden state*. Proses dapat dilihat pada Gambar 3.13. perhitungan *output gate* dan diuraikan pada Persamaan 3.5



**Gambar 3.13.** *Output Gate* (Farhani & Kanzari, 2024)

$$ot = \sigma (Wo \cdot [ht-1, Xt] + bo) \quad (3.5.)$$

Keterangan:

$ot$  = output gate

$ht-1$  = hidden state sebelumnya

$\sigma$  = fungsi aktivasi sigmoid

$xt$  = input pada time step saat ini

$t$  = time step (pemrosesan satu kata dalam urutan kata)

$Wo$  = bobot input output gate

$bo$  = bias output gate

Kemudian *hidden state* dihitung, *output* dari *output gate* dikali *output cell state update* ( $C_t$ ) di persamaan 3.4. *hidden state* ini digunakan untuk proses pada *gate – gate* di *time step* berikutnya atau disebut dengan *hidden state* sebelumnya ( $ht-1$ ). Jika kata pada setiap *timestep* sudah habis diproses maka ( $ht$ ) akan menjadi *output* *LSTM layer* dan menjadi *input* pada *dense layer*. Perhitungan ini diuraikan dalam persamaan 3.6. dan *output* *LSTM* dapat dilihat pada Gambar 3.14.

$$ht = ot \cdot \tanh (Ct) \quad (3.6.)$$

Keterangan:

$ht$  = hidden state

$ot$  = output gate

$\tanh$  = fungsi aktivasi  $\tanh$

$C_t = \text{cell state}$

```
[[ 0.0079975 -0.00207448 -0.00508156  0.00630489  0.00465334  0.00161877
 -0.00601363  0.00100796]]
```

**Gambar 3.14.** *Output LSTM layer*

3. *Dense layer* digunakan sebagai *output layer* yang bertujuan untuk menghasilkan prediksi atau klasifikasi berdasarkan fitur yang diekstrak dari *input* kalimat. *layer* ini disebut *fully connected layer* karena setiap *neuron/unit* pada *dense layer* terhubung dengan *neuron* di *layer* lain sehingga setiap *neuron* pada *dense layer* menerima *input* dari seluruh *neuron* pada *layer* sebelumnya dan memberikan *output* ke semua *neuron* pada *layer* setelahnya. *Input dense layer* merupakan hasil dari *LSTM layer* ( $ht$ ), *input dense layer* akan mengalami perhitungan transformasi linier yang diuraikan pada persamaan 3.7. *output dense layer* dapat dilihat pada Gambar 3.15.

$$\text{Output} = Wd \cdot ht + bd \quad (3.7.)$$

Keterangan:

$Wd$  = bobot dense

$ht$  = *input dense*

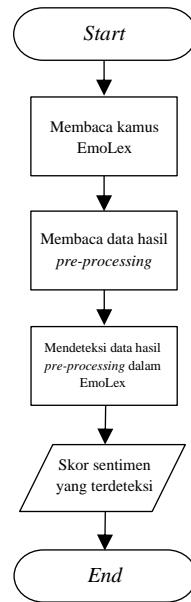
$bd$  = *bias dense*

```
[[0.33191884 0.31211746 0.3559637 ]]
```

**Gambar 3.15.** *Output Dense Layer*

### 3.7. Deteksi Emosi Menggunakan *Emotion Lexicon* (EmoLex)

Pada tahap ini data teks *pre-processing* pada hasil prediksi dideteksi emosinya menggunakan emosi pada *Emotion Lexicon* (EmoLex) ke dalam *anger, anticipation, disgust, fear, joy, sadness, surprise, trust*. Proses deteksi emosi menggunakan *Emotion Lexicon* (EmoLex) dapat dilihat pada Gambar 3.16.



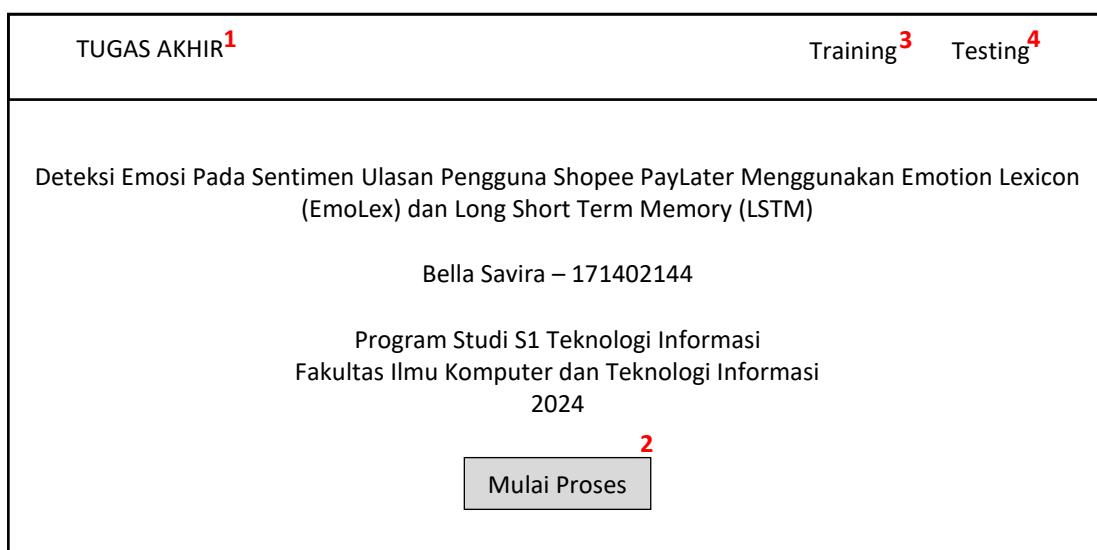
**Gambar 3.16.** *Flowchart Deteksi Emosi Menggunakan Emotion Lexicon (EmoLex)*

### 3.8. Perancangan Sistem

Pada tahapan ini menjelaskan perancangan sistem antar muka yang bertujuan untuk memberikan gambaran sistem secara umum agar memudahkan pengguna dalam menjalankan sistem.

#### 3.8.1. Perancangan Tampilan Beranda

Tampilan beranda pada Gambar 3.17. merupakan tampilan yang pertama kali dilihat oleh pengguna ketika membuka sistem.



**Gambar 3.17.** Perancangan Tampilan Beranda

Keterangan:

1. Tombol ini digunakan untuk kembali ke halaman beranda
2. Tombol ini digunakan untuk memulai proses mengarah ke halaman *training*
3. Tombol ini mengarahkan ke proses *training*
4. Tombol ini mengarahkan ke proses *testing*

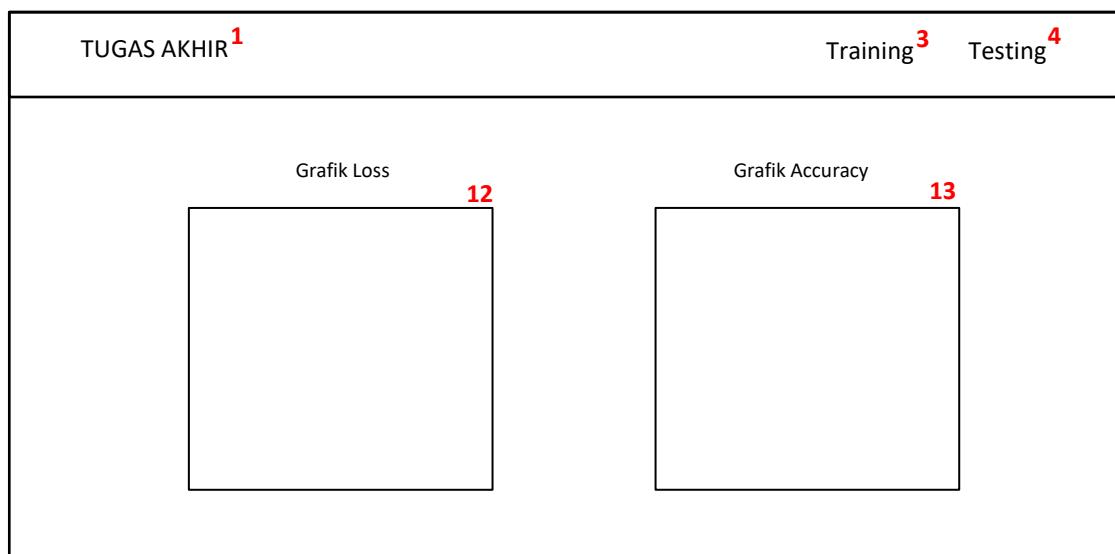
### 3.8.2. Perancangan Tampilan Proses *Training*

Pada tampilan proses *training* Gambar 3.18. data *training* berformat .csv akan diupload kemudian diproses.

The screenshot shows a web-based application for training data. At the top left is the title "TUGAS AKHIR" (1). At the top right are two buttons: "Training" (3) and "Testing" (4). Below this is a section titled "TRAINING" with a sub-section "Unggah Data Training". It contains an "Epochs" input field (5), a "Pilih File" button (6), and a "Mulai Training" button (7). To the left of the "Unggah Data Training" section is a "Show" button (9). Below these are three tabs: "Teks" (8), "Preprocess", and "Sentimen". A "Search" input field (10) is located to the right of the "Hasil Pre-processing" section. At the bottom right is a "Next" button (11).

**Gambar 3.18.** Perancangan Tampilan Proses *Training*

data yang telah diproses hasilnya akan muncul pada tabel hasil *pre-processing*, jumlah *epochs* yang diinginkan telah dibuat secara *default* di sistem dan jika ingin menggunakan jumlah *epochs* yang lain pada tombol ini *epochs* dapat diubah. Setelah data berhasil diproses, akan muncul grafik *loss* dan grafik *accuracy* pada Gambar 3.19.



**Gambar 3.19.** Perancangan Tampilan Grafik *Loss* dan Grafik *Accuracy*

Keterangan:

5. Bagian ini digunakan untuk menambah jumlah *epochs* jika diperlukan
6. Tombol ini digunakan untuk memilih *file dataset*
7. Tombol ini untuk memulai proses training jika *dataset* telah dipilih
8. Tabel ini akan menampilkan hasil *pre-processing* dari *dataset* yang telah diupload
9. *Show* digunakan untuk menampilkan jumlah baris pada tabel, *show* dapat diisi dengan jumlah baris 10, 25, 50, 100
10. *Search* digunakan untuk mencari kata pada *dataset* yang telah diupload
11. Tombol *next* digunakan jika ingin melihat data lain pada tabel
12. Tampilan grafik *loss*
13. Tampilan grafik *accuracy*

### 3.8.3. Perancangan Tampilan Proses *Testing*

Pada Gambar 3.20. tampilan proses *testing*, data *testing* diupload kemudian diproses.

TUGAS AKHIR <sup>1</sup>	Training <sup>3</sup>	Testing <sup>4</sup>												
<p style="text-align: center;">TESTING</p> <p style="text-align: center;">Unggah Data Testing</p> <div style="display: flex; justify-content: space-around;"> <input type="button" value="Pilih file"/> <input type="button" value="Mulai Testing"/> </div> <div style="display: flex; justify-content: space-between; align-items: center;"> <span>Show <input type="button" value=""/></span> <span>Hasil Prediksi <sup>16</sup></span> <span>Search <input type="button" value=""/></span> </div> <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="text-align: left;">Teks</th> <th style="text-align: left;">Sentimen</th> <th style="text-align: left;">EmoLex</th> </tr> </thead> <tbody> <tr><td> </td><td> </td><td> </td></tr> <tr><td> </td><td> </td><td> </td></tr> <tr><td> </td><td> </td><td> </td></tr> </tbody> </table> <div style="text-align: right;"><input type="button" value="Next"/></div>			Teks	Sentimen	EmoLex									
Teks	Sentimen	EmoLex												

**Gambar 3.20.** Perancangan Tampilan Proses *Testing*

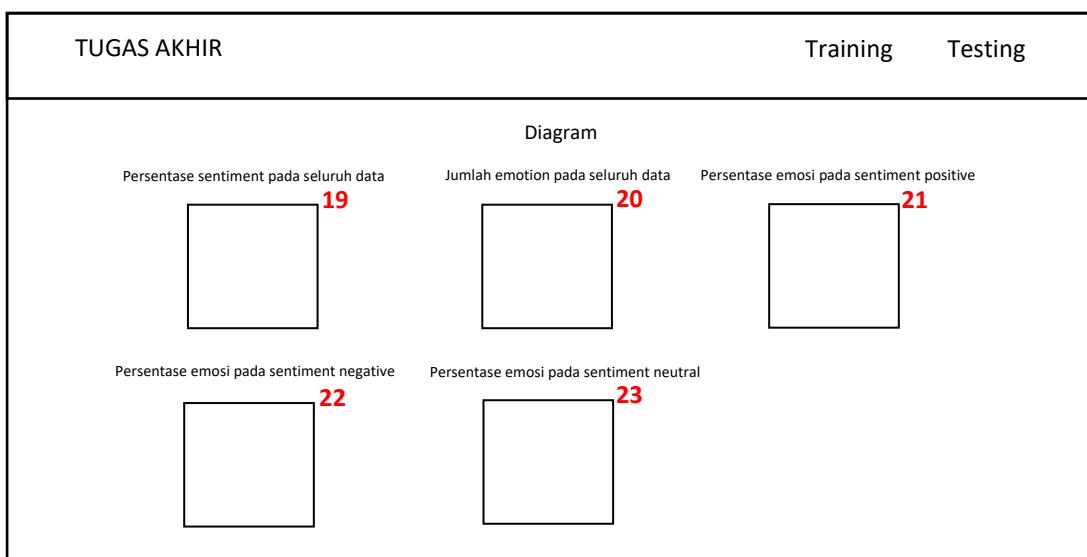
Data yang telah diproses hasilnya akan muncul pada tabel hasil prediksi, pada tabel ini akan menampilkan teks sebelum *pre-processing*, prediksi *sentiment* dan hasil deteksi EmoLex.

TUGAS AKHIR <sup>1</sup>	Training <sup>3</sup>	Testing <sup>4</sup>
<p style="text-align: center;">Classification Report Confusion Matrix</p> <div style="display: flex; justify-content: space-around;"> <div style="border: 1px solid black; width: 30%; height: 150px;"></div> <div style="border: 1px solid black; width: 30%; height: 150px;"></div> </div>		

**Gambar 3.21.** Tampilan *Classification Report Confussion Matrix*

Selanjutnya Gambar 3.21. merupakan tampilan *classification report confussion matrix* yang meliputi *accuracy*, *f1-score*, *presisi*, *recall*.

Pada pada Gambar 3.22. tampilan diagram data yang meliputi seluruh diagram data *sentiment*, diagram seluruh emosi yang dideteksi, diagram emosi pada *sentiment positive*, diagram emosi pada *sentiment negative* dan diagram emosi pada *sentiment neutral*.



**Gambar 3.22.** Tampilan Diagram Data

Keterangan:

14. Tombol yang digunakan untuk upload dan memilih data *testing*, tampilan jika data telah dipilih
15. Ketika data telah dipilih, maka tombol ‘mulai proses’ akan berganti menjadi tombol *reset*, tombol *reset* digunakan untuk menghapus data yang telah dipilih
16. Tabel hasil prediksi data *testing*
17. Tampilan *Classification Report*, yaitu *accuracy*, *f1-score*, *precision*, *recall*
18. Tampilan *Confusion Matrix*
19. Tampilan seluruh *chart* data *sentiment*
20. Tampilan diagram seluruh emosi yg dideteksi
21. Tampilan diagram emosi pada *sentiment positive*
22. Tampilan diagram emosi pada *sentiment negative*
23. Tampilan diagram emosi pada *sentiment neutral*

## BAB 4

### IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM

#### 4.1. Implementasi Sistem

Implementasi rancangan pada sistem dilakukan menggunakan perangkat keras (*hardware*) dan perangkat lunak (*software*), yaitu:

##### 4.1.1. Spesifikasi Perangkat Lunak dan Perangkat Keras

Spesifikasi perangkat keras (*hardware*) yang digunakan pada penelitian ini adalah

1. Hewlett – Packard (HP) 14s intel Core i5 - 1135G7 2.40GHz
2. *Memory (RAM)* 8 GB

Spesifikasi perangkat lunak (*software*) yang digunakan dalam penelitian adalah

1. Sistem Operasi: Windows 11 Home 64 Bit
2. Python versi 3.8.6 dengan library Flask 2.1.2 Matplotlib 3.5.2, Nltk 3.7, Numpy 1.22.4, Pandas 1.4.2, Sastrawi 1.0.1, Scikit learn 1.2.2, Seaborn 0.11.2, Tensorflow 2.9.1
3. Microsoft Visual Studio Code

##### 4.1.2. Implementasi Peracangan Antarmuka

Implementasi rancangan antarmuka pada sistem sebagai berikut:

1. Tampilan Beranda

Tampilan beranda menampilkan identitas penulis dan tombol yang dapat menghubungkan ke halaman lain. Tampilan beranda dapat dilihat pada Gambar 4.1.



**Gambar 4.1.** Tampilan Beranda

## 2. Tampilan Halaman *Training*

Pada halaman *training* terdapat tampilan *input* data, jumlah *epochs* yang digunakan dan tombol mulai *training*. Pengguna dapat melakukan *training* dengan cara mengunggah data *training* berformat *.csv* dan menggunakan tombol mulai *training* untuk memulai proses *training*. Halaman *training* dapat dilihat pada Gambar 4.2.



**Gambar 4.2.** Tampilan Halaman *Training*

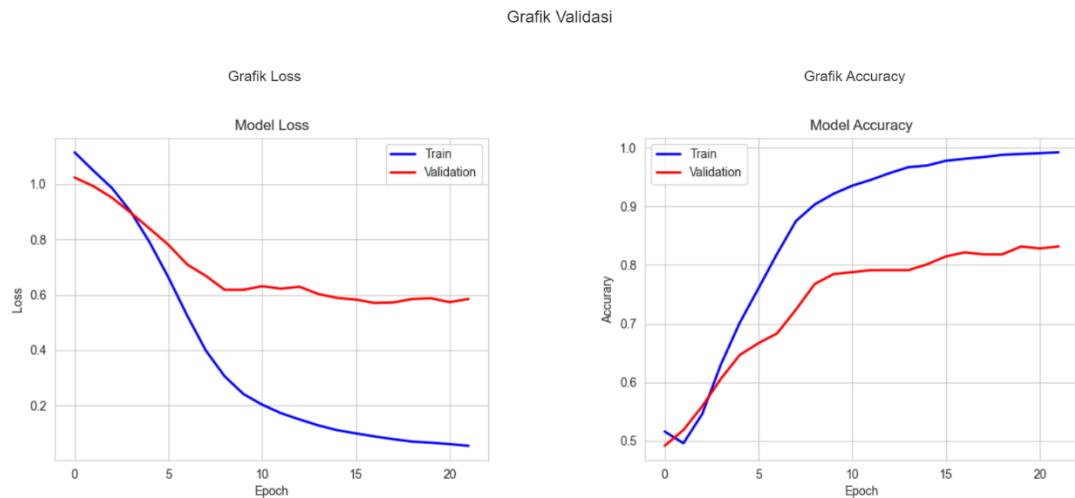
Pada Gambar 4.3. merupakan tampilan hasil *training* data, pada tampilan tersebut terdapat kolom *text* yang merupakan data yang belum diproses, kolom *preprocess* berisi data yang telah melewati proses *pre-processing* dan kolom

*sentiment* yang merupakan label sentimen yang terdapat dalam data. Pada halaman ini juga terdapat *show* dan *search* yang telah dijelaskan pada bab 3.

Hasil Preprocessing		
Show	Search:	Training Testing
Teks	Preprocess	Sentimen
"shopee error mulu pas mau bayar paylater"	shopee error bayar paylater	Neutral
, kenapa gk bisa beli token listrik pake shopeePaylater? Emang kebijakan nya begitu apa gimana?	beli token listrik pakai shopee paylater bijak	Positive
, /tanya ada yang pernah pakai shopeepaylater krm tergiur promonya aja, gak? Ada voucher cashback spaylater 50% 100k. Tapi aku cuma mau pakai untuk belanja sekali itu aja. Apakah selanjutnya akan ada uang admin kalau gak aku pakai	pakai shopee paylater goda promo kupon uang kembal shopee paylater pakai belanja uang admin pakai	Positive
, @akuspillya @TimpalBali Atau gak pergi ke halaman shopeepaylater nya, klik yg penawaran terbaik itu, ada bbrp item yg cicilan 0%. Cuma gak begitu banyak. Klo ada event, baru lumayan banyak barangnya dan biasanya cicilan 0% 6 bulan	pergi halaman shopee paylater klik tawar baik barang cicil banyak kalo acara lumayan banyak barang cicil	Neutral
, @askmenfess yes yes aja kalau emg kamu pengguna aktif. aku pake shopeepaylater kalau emg pengen bgt barangnya dan biasanya aku ambil yg bulan depan bayar gt.	guna aktif pakai shopee paylater barang ambil bayar	Negative

**Gambar 4.3.** Tampilan Hasil *Training Data*

Kemudian pada tampilan hasil *training* terdapat *validation graph* Gambar 4.4. *Validation graph* merupakan grafik yang menunjukkan performa model dalam memvalidasi data pada setiap *epochs* selama proses *training*.



**Gambar 4.4.** Grafik Validasi

### 3. Tampilan Halaman *Testing*

Pada halaman *testing* terdapat tampilan *input* data dan tombol mulai *testing*. Pengguna dapat melakukan *testing* dengan cara *upload* data *testing* berformat *.csv* dan menggunakan tombol mulai *testing* untuk memulai *testing*. tampilan halaman *testing* dapat dilihat pada Gambar 4.5.

The screenshot shows a web interface titled "TESTING". At the top right, there are links for "Training" and "Testing". Below the title, there is a section labeled "Unggah Data Testing" with a file input field containing the placeholder text "Tidak ada file yang dipilih". To the right of the input field is a red "Mulai Testing" button. At the bottom left, there is a link "Hasil Prediksi".

**Gambar 4.5.** Tampilan Halaman *Testing*

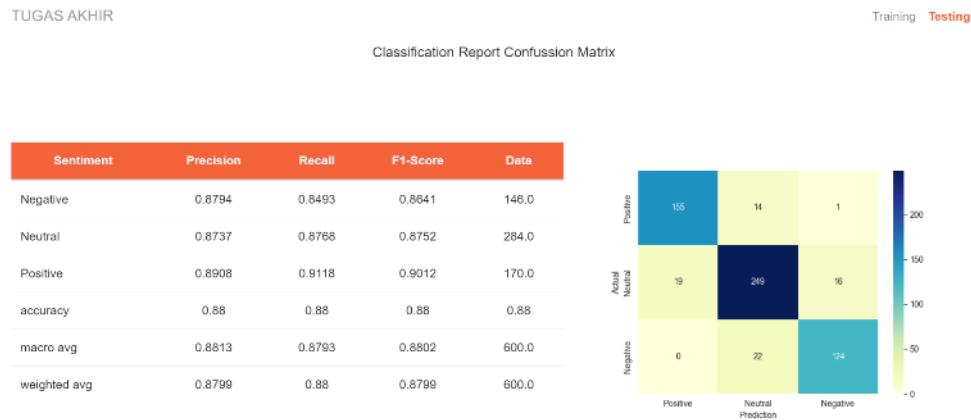
Setelah data berhasil diproses, tampilannya akan seperti Gambar 4.6. Pada halaman hasil prediksi, terdapat kolom *text* merupakan data yang belum diproses, prediksi merupakan kolom hasil prediksi *sentiment* dan emosi kolom hasil deteksi emosi berdasarkan EmoLex, *show* dan *search* yang telah dijelaskan pada bab 3.

The screenshot shows a table titled "Hasil Prediksi" with the following columns: "Teks", "Prediksi", and "EmoLex". The "EmoLex" column contains sub-columns for Sentiment, Anger, Anticipation, Disgust, Fear, Joy, Sadness, Surprise, and Trust. The table displays four rows of data:

Teks	Prediksi	EmoLex								
		Sentiment	Anger	Anticipation	Disgust	Fear	Joy	Sadness	Surprise	Trust
,"@irithngy Fitur shopeepaylater cuma buat pengguna terpilih nder, terus kalo yang limitnya jadi 0 itu gara-gara jarang belanja"	Positive	0.0	1.0	0.0	0.0	1.0	0.0	1.0	1.0	1.0
,"@sandleskalator Lewat shopee paylater aja ti, pasti kepake banget sama keluarganya"	Neutral	0.0	1.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	1.0
,"@sbyfess Shopeepaylater ku dari 1,3 naik jadi 5,4. Auto beli jajan teross	Positive	0.0	1.0	0.0	0.0	1.0	0.0	1.0	1.0	1.0
,"@ShopeelD Baru checkout skinker yg lagi flash sale pake shopee paylater, bayarnya nyicil 6x, aku senaaannnggg	Positive	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0

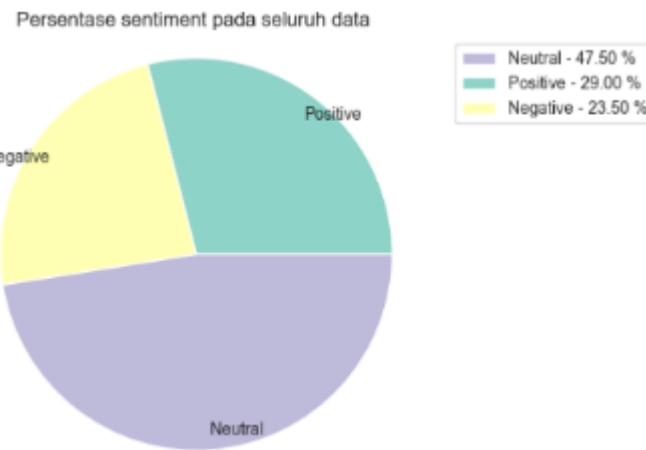
**Gambar 4.6.** Tampilan Hasil Prediksi *Sentiment* Dan Emosi

Selanjutnya akan ditampilkan *confussion matrix* sebagai metode evaluasi yang digunakan untuk menganalisis kinerja model klasifikasi. *Confusion matrix* memberikan gambaran tentang seberapa baik model dapat memprediksi kelas target dan seberapa sering model membuat kesalahan dalam melakukan prediksi. *Confussion matrix* diuraikan pada Gambar 4.7.



**Gambar 4.7.** Tampilan *Confussion Matrix*

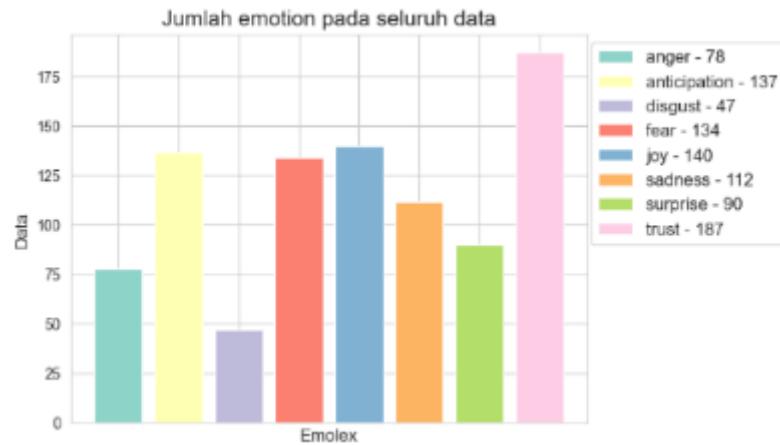
Gambar 4.7. merupakan tampilan *confusion matrix*, terdapat kelas *sentiment negative, neutral, positive* yang dihitung menggunakan *matrix precision, recall, f1-score* dan jumlah data dari masing – masing kelas.



**Gambar 4.8.** Diagram Persentase Data Keseluruhan Yang Telah Diprediksi

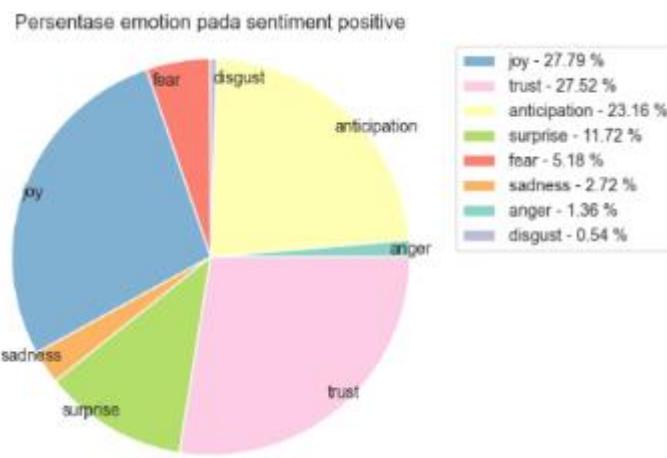
Gambar 4.8. diatas merupakan diagram yang menggambarkan data *testing* yang terprediksi, *sentiment neutral* merupakan *sentiment* yang paling banyak

terprediksi sebanyak 47.50% diikuti dengan *sentiment positive* 29.00% dan *sentiment negative* adalah *sentiment* yang paling sedikit terprediksi 23.50%



**Gambar 4.9.** Diagram Jumlah Emosi Yang Telah Dideteksi *Emotion Lexicon*

Gambar 4.9. merupakan diagram yang menggambarkan jumlah emosi yang terdeteksi pada data *testing*, *trust* merupakan emosi yang paling banyak terdeteksi pada data sebanyak 187, diikuti dengan *joy* 140, *anticipation* 137, *fear* 134, *sadness* 112, *surprise* 90, *anger* 78, *disgust* 47



**Gambar 4.10.** Diagram Persentase Emosi Berdasarkan *Sentiment Positive*

Gambar 4.10. menggambarkan emosi yang terdeteksi pada *sentiment positive*, *joy* merupakan emosi yang paling banyak pada *sentiment positive* 27.79%, diikuti oleh *trust* 27.52%, *anticipation* 23.16%, *surprise* 11.72%, *fear* 5.18%, *sadness*

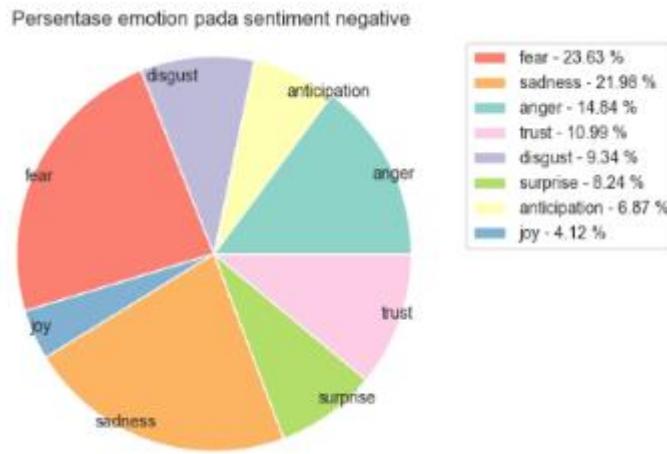
2.72%, *anger* 1.36%, *disgust* 0.54%. Contoh kata – kata hasil deteksi dapat dilihat pada Tabel 4.1.

**Tabel 4.1.** Contoh Hasil Deteksi Emosi Berdasarkan *Sentiment Positive*

No	Teks	Pre-processing	Hasil Deteksi Emosi
1	,"Kenapa shopee pelit banget, gak kaya neo bank. Shopee kasih hadiah paling sering 10 koin (10 perak). Tiap main game diporotin juga koinnya. Padahal kan mereka dpt banyak bgt penghasilan dari penjual, ongkir yg lbh tinggi dari ongkir asli, bunga shopeepaylater.	shopee <b>pelit</b> neo <b>bank</b> shopee kasih <b>hadiah</b> koin perak main game diporotin koin banyak hasil jual ongkos kirim <b>tinggi</b> ongkos kirim asli bunga shopee paylater	<i>Anger, disgust, fear, sadness</i> <i>Trust</i> <i>Anticipation, joy, surprise trust</i> <i>Anticipation, fear</i>
2	,Dulu aplikasi gojek ku uninstal karna tiba2 ngasi limit paylater gede. Ini bentar lagi Shopee pun ku uninstal karna ngasi limit paylater gede juga. Bahaya godaannya.	aplikasi gojek hapus limit paylater besar bentar shopee hapus limit paylater besar <b>bahaya</b> goda	<i>Anticipation</i> <i>Fear</i> <i>Sadness</i>
3	,"Gara-gara pandemi limit shopeepaylater jadi 0 udh ngajuin berkali2 di tolak, akhirnya nyerah eh tiba-tiba nongol dan	<b>pandemi</b> limit shopee paylater aju kali tolak serah nongol langsung kasih <b>senang</b>	<i>Fear, sadness</i> <i>Joy</i>

**Tabel 4.1.** Contoh Hasil Deteksi Emosi Berdasarkan *Sentiment Positive* Lanjutan

No	Teks	Pre-processing	Hasil Deteksi Emosi
	langsung di kasih seneng bgt"		
4	,"@AngelSweet_____ @indomieenaks tapi bagusnya shoppe cuman satu, bisa shopeepaylater, kalo tokped ngga bisa, gak ada aplikasi bawaannya, itu aja sih yang bagus dari shopee, overall tokped lah juara, gak mencla mencele langsung checkout gas!! TOKPED FREE ENDORSE"	bagus shopee shopee paylater tokped aplikasi bawa bagus shopee tokped juara langsung beli cepat tokped gratis endorse	<i>Anticipation, joy, surprise, trust</i> <i>Anticipation, joy, surprise, trust</i> <i>Anticipation, joy, trust</i>
5	,Antara beli skinker full harga 195k + bonus banyak ato skinker mini 45k ngga ada bonus. Gua malah milih yg mini karna sayang duit masih ada shopee paylater wkkwkw	beli skincare penuh harga bonus banyak skincare mini bonus memilih mini sayang uang shopee paylater	<i>Anticipation, joy, surprise</i> <i>Anticipation, joy, surprise</i> <i>Anticipation, joy, sadness, trust</i>



**Gambar 4.11.** Diagram Persentase Emosi Berdasarkan *Sentiment Negative*

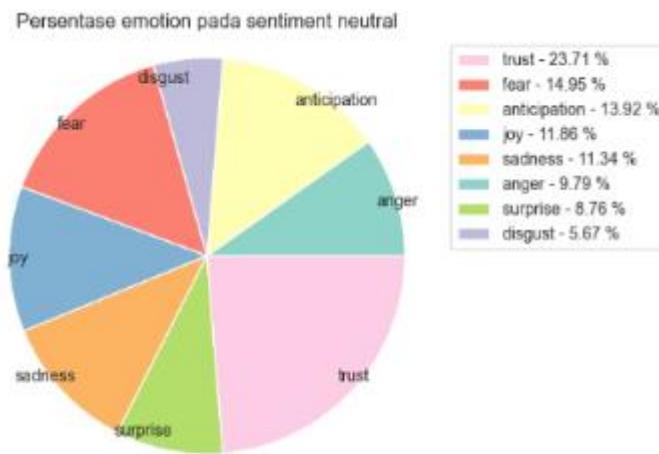
Gambar 4.11. menggambarkan emosi yang terdeteksi pada *sentiment negative*, *fear* merupakan emosi yang paling banyak pada *sentiment negative* 23.63%, diikuti oleh *sadness* 21.98%, *anger* 14.84%, *trust* 10.99%, *disgust* 9.34%, *surprise* 8.24%, *anticipation* 6.87%, *joy* 4.12%. Contoh kata hasil deteksi dapat dilihat pada Tabel 4.2.

**Tabel 4.2.** Contoh Hasil Deteksi Emosi Berdasarkan *Sentiment Negative*

No	Teks	Pre-processing	Hasil Deteksi Emosi
1	,"ada notif shopee dapet tambahan limit paylater. ternyata bahagia sesederhana itu :') nasib kaum2 yg gapunya mbank	notifikasi shopee tambah limit paylater <b>bahagia</b> sederhana nasib kaum mbanking	<i>Joy</i>
2	pake shopeepaylater promo nya banyak bgt wkwkwkk jadi kalap	pakai shopee paylater promosi banyak <b>boros</b>	<i>Anger, disgust, sadness</i>
3	yaAllah puseeng. khilaf pake shopeepaylater	pusing <b>keliru</b> pakai shopee paylater	<i>Sadness</i>

**Tabel 4.2.** Contoh Hasil Deteksi Emosi Berdasarkan *Sentiment Negative* Lanjutan

No	Teks	Pre-processing	Hasil Deteksi Emosi
4	,"Shopee nih gila yaa, awal2 dikasih paylater 2.5 juta trs seenaknya ditambah2in terus dan sekarang jadi 16 juta   padahal gapernah minta  Ngeri bgt kalo dihack orang sumpah	shopee gila dikasih paylater tambah <b>takut</b> retas orang <b>sumpah</b>	<b>Fear, surprise</b> <b>Anticipation, joy, trust</b>
5	,"Baru checkout bbrp item stlh melewati pilihan yang sangat sulit sampe sakit kepala, trs tiba2 si shopee ngasih saldo paylater gede bgt, dulu ada gope tp nonaktif karna ga pernah make.. Ini sengaja apa gimana ya?? Tolong gitu ya jadi pengen tutup akunðŸ™ƒ"	beli <b>barang</b> lewat pilih <b>sulit sakit</b> kepala shopee saldo paylater besar mati pakai sengaja tolong tutup <b>akun</b>	<b>Anger, fear</b> <b>Fear</b> <b>Sadness</b> <b>Trust</b>



**Gambar 4.12.** Diagram Persentase Emosi Berdasarkan *Sentiment Neutral*

Gambar 4.12. menggambarkan emosi yang terdeteksi pada *sentiment neutral*, *trust* merupakan emosi yang paling banyak pada *sentiment neutral* 23.71%, diikuti oleh *fear* 14.95%, *anticipation* 13.92%, *joy* 11.86%, *sadness* 11.34%, *anger* 9.79%, *surprise* 8.76%, *disgust* 5.67%. Contoh kata – kata hasil deteksi dapat dilihat pada Tabel 4.3.

**Tabel 4.3.** Contoh Hasil Deteksi Emosi Berdasarkan *Sentiment Neutral*

No	Teks	Pre-processing	Hasil Deteksi Emosi
1	@ShopeeCare Kendala sy hanya sy sudah bayar cicilan shopee paylater tapi statusnya masih belum dibayar Kenapa minta2 data pribadi kayak gini ya? Nomor kartu itu gabisa ngasih sembarang. Colek @OJK_Indonesia <a href="https://t.co/sDq5">https://t.co/sDq5</a>	kendala bayar cicilan shopee paylater statusnya belum dibayar data pribadi nomor kartu gagal sembarang colek	<i>Anger, fear,</i> <i>sadness</i>  <i>Sadness</i>

**Tabel 4.3.** Contoh Hasil Deteksi Emosi Berdasarkan *Sentiment Neutral* Lanjutan

No	Teks	Pre-processing	Hasil Deteksi Emosi
2	,si shopee emang dasar sekarang pelit voucher pelit gratis ongkir. gamau jajan. sukanya iming iming paylater lagi.	shopee dasar <b>pelit</b> kupon <b>pelit</b> gratis ongkos kirim <b>belanja</b> sukanya iming iming paylater	<i>Anger, disgust, fear, sadness</i> <i>Anger, disgust, fear, sadness</i> <i>Anticipation, joy, surprise, trust</i>
3	,"@hibooran Saya penguna spaylater dan pernah di Jayapura-Papua hilang jaringan selama 1 bulan dan saya tdk bisa membayar tagihan selama 1 bulan jadi dengan otomatis pihak shopee membekukan akun saya, bunga paylater saya tdk beranak dan juga tidak bisa bertansaksi."	penguna shopee paylater jayapura papua <b>hilang</b> jaring bayar tagih <b>otomatis</b> shopee blokir <b>akun</b> bunga paylater anak <b>transaksi</b>	<i>Fear, sadness</i> <i>Trust</i>
4	," sabun fw gue abis sedangkan uang udah mulai menipis. Tiba2 terbersit pengen pake paylater lg karena darurat, LANGSUNG W CO deh	sabun sabun cuci muka habis uang menipis terbersit pakai paylater <b>darurat</b> langsung beli	<i>Anticipation, disgust, fear, surprise</i>

**Tabel 4.3.** Contoh Hasil Deteksi Emosi Berdasarkan *Sentiment Neutral Lanjutan*

No	Teks	<i>Pre-processing</i>	Hasil Deteksi Emosi
5	biaya admin shopee gede bgt coy	biaya admin shopee besar	<i>Anger</i>

#### 4.2. Pelatihan Model

Langkah – langkah dalam pelatihan model:

1. Fungsi aktivasi *softmax*, fungsi aktivasi *softmax* digunakan untuk mengetahui seberapa mungkin *input* masuk ke kelas yang mungkin untuk menghasilkan prediksi yang akurat. *Output* dari *dense layer* merupakan *input* pada fungsi aktivasi *softmax*, *softmax* menghasilkan prediksi kelas dari data yang diinputkan.
2. Fungsi *loss* menghitung selisih hasil prediksi (*output* dari *softmax*) dengan *label* sebenarnya, *loss* dihitung untuk mengetahui seberapa besar kesalahan prediksi model dibandingkan dengan label sebenarnya. Pada penelitian ini menggunakan fungsi *loss Sparse Categorical Cross-Entropy*. Fungsi *loss Sparse Categorical Cross-Entropy* digunakan ketika label kelas target direpresentasikan sebagai bilangan bulat (*integer*). Penggunaan *Sparse Categorical Cross-Entropy* memerlukan memori yang rendah karena label target tidak perlu diubah ke *one-hot encoding*. *Output* dari fungsi *loss* merupakan kesalahan prediksi (*error*)
3. Optimasi *Adaptive Moment Estimation* (Adam) adalah proses mencari nilai parameter model yang optimal untuk meminimalkan fungsi *loss* atau memaksimalkan performa model. Adam algoritma optimasi yang menggabungkan teknik algoritma optimasi momentum dan RMSProp. Adam mengadaptasi laju pembelajaran berdasarkan estimasi kedua momen gradien dan momen gradien kuadrat. Hal ini membantu mempercepat konvergensi model dan meningkatkan kemampuan untuk menemukan minimum global.

Pada proses ini *output* fungsi *loss* digunakan untuk menghitung *gradien* dengan cara mengalirkannya ke *layer – layer* sebelumnya, gradien dialirkan ke *layer – layer* secara *backpropagation* untuk menghitung bobot dan bias pada setiap *layer*. *Output loss* berupa kesalahan (*error*) yang digunakan untuk menghitung gradien pada setiap parameter (bobot dan bias) di *layer – layer*. Gradien akan menunjukkan arah seberapa banyak setiap parameter harus diubah untuk mengurangi *loss*.

Kemudian bobot dan bias pada setiap *layer* akan diperbarui (*update parameter*). Gradien akan menunjukkan arah yang diperlukan untuk meminimalkan fungsi *loss*, model akan belajar dari kesalahan prediksi dan meningkatkan kemampuan prediksinya. *Update parameter* Adam menggabungkan rata – rata bergerak dari gradien pertama (momentum) dan gradien kedua (variance) untuk setiap parameter. Rata – rata bergerak ini digunakan untuk memperbarui parameter dengan cara yang lebih stabil dan cepat.

Langkah – langkah proses tersebut terjadi selama *epochs*. *Epochs* adalah iterasi atau perulangan pada saat proses pelatihan, *epochs* digunakan untuk mengoptimalkan parameter model secara bertahap melalui perulangan berulang. Dalam *epochs*, model memproses semua data *training*, setiap *epoch* terdiri dari beberapa *batch size*. *Batch size* merupakan jumlah data yang diproses bersamaan dalam satu *epoch* sebelum *update* parameter model dilakukan. Dengan melakukan beberapa *epochs*, model dapat memperbaiki kinerjanya seiring berjalannya *epochs*.

*Hyperparameter* merupakan parameter yang tidak dipelajari oleh model dalam proses pelatihan, *hyperparameter* ditentukan untuk mengatur kinerja model. Pada penelitian ini pencarian *hyperparameter* menggunakan *random search*, *Random Search* merupakan teknik pencarian parameter menggunakan kombinasi acak dari parameter penting dan parameter tidak penting, *random search* tidak menguji semua nilai parameter yang ada tetapi hanya mengambil sampel beberapa parameter. Kinerja *random search* lebih efisien daripada *grid search*, karena *grid search* melakukan terlalu banyak percobaan untuk eksplorasi dimensi yang kurang penting (Tambunan, 2023). *Random search* menunjukkan model dengan performa terbaik menggunakan parameter

8 unit, 32 batch size. Penelitian ini menggunakan *Early Stopping* untuk menghindari *overfitting*, *Early Stopping* akan menghentikan proses *training* apabila model memburuk dalam beberapa iterasi, pada penelitian ini *early stopping* berhenti pada *epochs* 22. Proses ini mendapatkan hasil *training loss* 0.0549, *training accuracy* 0.9923, *validation loss* 0.5852, *validation accuracy* 0.8316. Proses pelatihan model menggunakan parameter tersebut dapat dilihat pada Tabel 4.4.

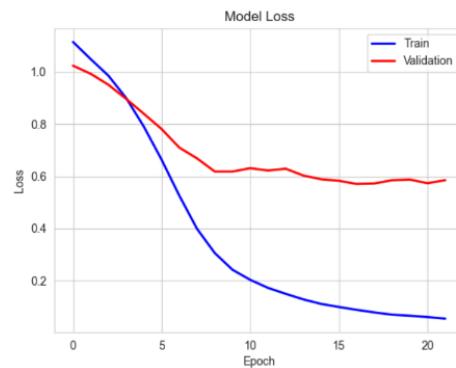
**Tabel 4.4.** Pelatihan Model 8 Unit, 32 Batch Size, 22 Epochs

Epochs	Batch Size	Val Loss	Val Accuracy
1	32	1.0237	0.4916
2	32	0.9926	0.5185
3	32	0.9505	0.5589
4	32	0.8965	0.6061
5	32	0.8394	0.6465
6	32	0.7809	0.6667
7	32	0.7099	0.6835
8	32	0.6686	0.7239
9	32	0.6182	0.7677
10	32	0.6182	0.7845
11	32	0.6311	0.7879
12	32	0.6224	0.7912
13	32	0.6291	0.7912
14	32	0.6029	0.7912
15	32	0.5888	0.8013
16	32	0.5829	0.8148
17	32	0.5707	0.8215
18	32	0.5725	0.8182
19	32	0.5850	0.8182
20	32	0.5876	0.8316
21	32	0.5736	0.8283

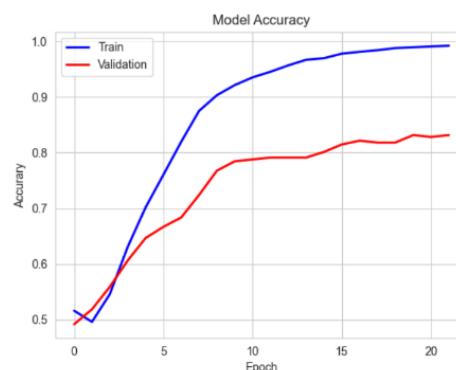
**Tabel 4.4.** Pelatihan Model 8 Unit, 32 Batch Size, 22 Epochs Lanjutan

<i>Epochs</i>	<i>Batch Size</i>	<i>Val Loss</i>	<i>Val Accuracy</i>
22	32	0.5852	0.8316

Gambar 4.13. Grafik *loss* memberikan informasi tentang bagaimana model belajar dan beradaptasi seiring bertambahnya jumlah *epochs*, grafik *loss* terlihat baik karena *loss* menurun secara konsisten seiring dengan bertambahnya *epochs*.

**Gambar 4.13.** Grafik *Loss*

Sedangkan Gambar 4.14. grafik akurasi menggambarkan perubahan nilai akurasi model selama proses pelatihan yang bertujuan untuk meningkatkan akurasi selama pelatihan, grafik akurasi meningkat secara konsisten seiring dengan bertambahnya jumlah *epochs*.

**Gambar 4.14.** Grafik Akurasi

### 4.3. Pegujian Model

Setelah model mendapatkan hasil yang baik pada data validasi dan pemilihan *hyperparameter* yang optimal, langkah selanjutnya model diuji menggunakan data *testing* untuk mengukur kinerja akhir model. Contoh data hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 4.5.

**Tabel 4.5.** Contoh Hasil Pengujian Data *Testing*

No	Data <i>testing</i>	Label sentimen	Hasil prediksi
1	, apaan katanya kalo pake spaylater dapet free ongkir nyata nya kaga kepotong tuh free ongkir tetep bayar ongkir normal	<i>Positive</i>	<i>Negative</i>
2	,"Sumpah ini apalagi sih, setelah akun netflix gue dihack...sekarang shopee paylater gue saldoonya jadi dikit	<i>Positive</i>	<i>Neutral</i>
3	aku pake shopee paylater karna cepat	<i>Positive</i>	<i>Positive</i>
4	,Coba2 aktifin shopeepaylater.. Eh kayaknya ditolak karna mencurigakan.. Hahahaha bersyukur juga karna dijauhkan dari utang2an. Tapi heran juga siihh.	<i>Negative</i>	<i>Neutral</i>
5	,@salsaarighthere beli pake shopee paylater takuttttt	<i>Negative</i>	<i>Negative</i>
6	,"@convomf ini gue dulu pas kena covid trs blm bayar shopeepaylater jd dispam gini, tp angkat aja sih trs jelasin akhirnya ngerti, selsai karantina baru dibayar dehh"	<i>Neutral</i>	<i>Positive</i>
7	,@ririthexplorer @ragarupa12 @tubirfess Bisa kok. Shopeeku prnh di hack paylater dikuras habis skligus sm shopeepayku. Akhirnya ku nonaktif krn walupun alasan di hack tetep shopee minta aku yg bayar 😢😭	<i>Neutral</i>	<i>Negative</i>

**Tabel 4.5.** Contoh Hasil Pengujian Data *Testing* Lanjutan

No	Data <i>testing</i>	Label sentimen	Hasil prediksi
8	,demi allah shopee paylater gila bgt gw br daftar kmrn trs skg limit gw sisa 500k WKKWKWKWKEKE	Neutral	Neutral
9	,Gatel banget gue pengen pake paylater gue di shopee mana lagi beauty day	Positive	Neutral
10	,"spaylater diawal bunga kecil pas jatuh tempo jadi gede"	Positive	Neutral
11	untung shopee Paylater aing udah dibayar kemarin wakaka gawat jg klo pas error gini kann 🤪 smg cpt balik lagi 🥰	Positive	Positive
12	,eh sumpah shopeePaylater makin banyak biaya yg gajelas anjir. gue terperangkap lingkaran setan	Negative	Negative
13	,"shopee Paylater memang bikin miskin, tapi disisi lain Paylater juga penolong disaat genting :"). pengen udahan pake Paylater susah banget asli	Negative	Neutral
14	,"Paylater itu pernah jadi penyelamat aku ketika beli tiket kereta. Kereta aku dari Surabaya dibatalin 30 menit sebelum keberangkatan. Itu udah gaduh di Gubeng. Pas antri untuk refund, aku langsung cari tiket kereta lain di shopee dan bayar pakai Paylater -"	Negative	Neutral
15	,Ini kenapa shopee pelit banget dah skrg. Punya voc gratis ongkir gabisa di pake sama sekali tulisannya tidak dapat digunakan di metode pembayaran yg dipilih padahal aku COD dan jelas2 voc nya untuk COD Paylater sm spay gajelas	Neutral	Negative
16	,"@discountfess kalo flash sale gada saldo spay, jadinya pas bayar langsung ke shopeePaylater. kenapa ga ada konfirmasi dulu gitu kan kesal	Neutral	Neutral

**Tabel 4.5.** Contoh Hasil Pengujian Data *Testing Lanjutan*

No	Data testing	Label sentimen	Hasil prediksi
17	,"Rencana mau staycation sendiri buat muak-muakin diri sendiri, tapi semua lenyap di telan shopee Paylater, limit nya ga balik balik"	Neutral	Positive
18	sumpah ya aku bulan depan mau tutup shopeePaylater 😭😭😭 sehari co 3x huhuhuhu <a href="https://t.co/eKL8dR8Nul">https://t.co/eKL8dR8Nul</a>	Positive	Neutral
19	,"@mya42069 @Rmmive @cinamoy_ Setahuaku emang gak semua langsung dikasih. Di desaku gak semua dikasih, punyaku dulu hampir setahun pake Shopee baru keluar fitur Paylater sama SPinjamnya.	Neutral	Positive
20	,"ada notif shopee dapet tambahan limit Paylater. ternyata bahagia sesederhana itu :') nasib kaum2 yg gapunya mbank	Neutral	Negative

#### 4.3.1. *Emotion Lexicon* (EmoLex)

Setelah data *testing* diprediksi sentimennya, dilakukan deteksi emosi pada teks hasil prediksi data *testing* menggunakan *Emotion Lexicon*. Contoh hasil deteksi emosi dapat dilihat pada Tabel 4.6.

**Tabel 4.6.** Contoh Hasil Deteksi Emosi

**Tabel 4.6.** Contoh Hasil Deteksi Emosi Lanjutan

**Tabel 4.6.** Contoh Hasil Deteksi Emosi Lanjutan

No	Data <i>testing</i>	Hasil prediksi	Emosi							
			<i>Ang</i>	<i>Ant</i>	<i>Disg</i>	<i>Fear</i>	<i>Joy</i>	<i>Sad</i>	<i>Surp</i>	<i>Trus</i>
	karna cepat									
4	,Coba2 aktifin shopeepayl ater.. Eh kayaknya ditolak karna mencuriga kan..  Hahahaaa bersyukur juga karna dijauhkan dari utang2an. Tapi heran juga siihh.	<i>Neutral</i>	0.0	2.0	0.0	1.0	0.0	0.0	1.0	1.0
5	,@salsaari ghthere beli pake shopee paylater takuttttt	<i>Negative</i>	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0	1.0	0.0
6	,"@convo mf ini gue	<i>Positive</i>	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0

**Tabel 4.6.** Contoh Hasil Deteksi Emosi Lanjutan

**Tabel 4.6.** Contoh Hasil Deteksi Emosi Lanjutan

No	Data <i>testing</i>	Hasil prediksi	Emosi							
			<i>Ang</i>	<i>Ant</i>	<i>Disg</i>	<i>Fear</i>	<i>Joy</i>	<i>Sad</i>	<i>Surp</i>	<i>Trus</i>
	krn walupun alasan di hack tetep shopee minta aku yg bayar  									
8	,demi allah shopee paylater gila bgt gw br daftar kmrn trs skg limit gw sisa 500k WKKWK WKWKE KE	<i>Neutral</i>	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
9	,Gatel banget gue pengen pake paylater gue di shopee	<i>Neutral</i>	0.0	1.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0	1.0

**Tabel 4.6.** Contoh Hasil Deteksi Emosi Lanjutan

No	Data <i>testing</i>	Hasil prediksi	Emosi							
			<i>Ang</i>	<i>Ant</i>	<i>Disg</i>	<i>Fear</i>	<i>Joy</i>	<i>Sad</i>	<i>Surp</i>	<i>Trus</i>
	mana lagi beauty day									
10	,"spaylater diawal bunga kecil pas jatuh tempo jadi gede"	<i>Neutral</i>	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
11	untung shopee Paylater aing udah dibayar kemarin wakaka gawat jd klo pas error gini kann 😊 smg cpt balik lagi 🙏	<i>Positive</i>	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
12	,eh sumpah shopeePay later makin	<i>Negative</i>	2.0	1.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0	1.0

**Tabel 4.6.** Contoh Hasil Deteksi Emosi Lanjutan

No	Data <i>testing</i>	Hasil prediksi	Emosi							
			<i>Ang</i>	<i>Ant</i>	<i>Disg</i>	<i>Fear</i>	<i>Joy</i>	<i>Sad</i>	<i>Surp</i>	<i>Trus</i>
	banyak biaya yg gajelas anjir. gue terperangk ap lingkaran setan									
13	,"shopee Paylater memang bikin miskin, tapi disisi lain Paylater juga penolong disaat genting :'). pengen udahan pake Paylater susah banget asli	<i>Neutral</i>	0.0	1.0	0.0	1.0	0.0	1.0	0.0	0.0

**Tabel 4.6.** Contoh Hasil Deteksi Emosi Lanjutan

No	Data <i>testing</i>	Hasil prediksi	Emosi							
			<i>Ang</i>	<i>Ant</i>	<i>Disg</i>	<i>Fear</i>	<i>Joy</i>	<i>Sad</i>	<i>Surp</i>	<i>Trus</i>
14	,"Paylater itu pernah jadi penyelamat aku ketika beli tiket kereta. Kereta aku dari Surabaya dibatalin 30 menit sebelum keberangkatan. Itu udah gaduh di Gubeng. Pas antri untuk refund, aku langsung cari tiket kereta lain di shopee	<i>Neutral</i>	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0

**Tabel 4.6.** Contoh Hasil Deteksi Emosi Lanjutan

No	Data <i>testing</i>	Hasil prediksi	Emosi							
			<i>Ang</i>	<i>Ant</i>	<i>Disg</i>	<i>Fear</i>	<i>Joy</i>	<i>Sad</i>	<i>Surp</i>	<i>Trus</i>
	dan bayar pakai Paylater -"									
15	,Ini kenapa shopee pelit banget dah skrg.  Punya voc gratis ongkir gabisa di pake sama sekali tulisannya tidak dapat digunakan di metode pembayara n yg dipilih padahal aku COD dan jelas2 voc nya untuk COD	<i>Negative</i>	0.0	0.0	1.0	1.0	0.0	2.0	0.0	0.0

**Tabel 4.6.** Contoh Hasil Deteksi Emosi Lanjutan

No	Data <i>testing</i>	Hasil prediksi	Emosi							
			<i>Ang</i>	<i>Ant</i>	<i>Disg</i>	<i>Fear</i>	<i>Joy</i>	<i>Sad</i>	<i>Surp</i>	<i>Trus</i>
	Paylater sm spay gajelas									
16	,"@discou ntfess kalo flash sale gada saldo spay, jadinya pas bayar langsung ke shopeePay later. kenapa ga ada konfirmasi dulu gitu kan kesal	<i>Neutral</i>	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
17	,"Rencana mau staycation sendiri buat muak- muakin diri sendiri,	<i>Positive</i>	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

**Tabel 4.6.** Contoh Hasil Deteksi Emosi Lanjutan

**Tabel 4.6.** Contoh Hasil Deteksi Emosi Lanjutan

No	Data <i>testing</i>	Hasil prediksi	Emosi							
			<i>Ang</i>	<i>Ant</i>	<i>Disg</i>	<i>Fear</i>	<i>Joy</i>	<i>Sad</i>	<i>Surp</i>	<i>Trus</i>
	emang gak semua langsung dikasih. Di desaku gak semua dikasih, punyaku dulu hampir setahun pake Shopee baru keluar fitur Paylater sama SPinjamnya.									
20	,"ada notif shopee dapet tambahan limit Paylater. ternyata bahagia	<i>Negative</i>	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0

**Tabel 4.6.** Contoh Hasil Deteksi Emosi Lanjutan

No	Data <i>testing</i>	Hasil prediksi	Emosi							
			<i>Ang</i>	<i>Ant</i>	<i>Disg</i>	<i>Fear</i>	<i>Joy</i>	<i>Sad</i>	<i>Surp</i>	<i>Trus</i>
	sesederhan a itu :') nasib kaum2 yg gapunya mbank									

Kemudian dihitung persentase emosi berdasarkan sentimen pada Persamaan 4.1.

$$\frac{\text{Jumlah skor masing-masing emosi}}{\text{jumlah skor seluruh emosi pada setiap sentimen}} \times 100\% \quad (4.1.)$$

Contoh:

Jumlah emosi pada *sentiment positive* didapatkan:

Anger: 5

Anticipation: 85

Disgust: 2

Fear: 19

Joy: 102

Sadness: 10

Surprise: 43

Trust: 101

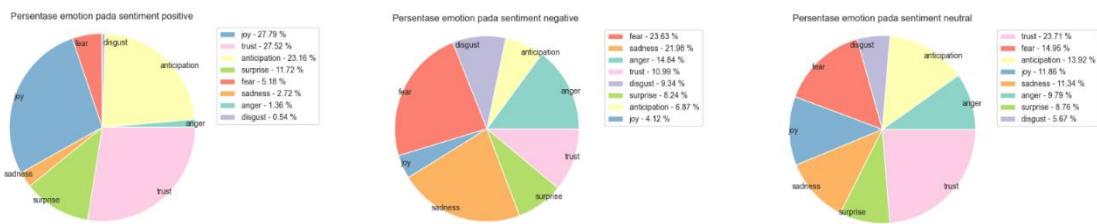
Jumlah seluruh emosi pada *sentiment negative*

$$5 + 85 + 2 + 19 + 102 + 10 + 43 + 101 = 367$$

Contoh perhitungan:

$$\text{Emosi joy} = \frac{102}{367} \times 100 \% = 27.79\%$$

Dari perhitungan tersebut didapatkan persentase emosi pada *sentiment negative*, *neutral* dan *positive* terlihat pada Gambar 4.15.



**Gambar 4.15.** Hasil Persentase Emosi Pada *Sentiment Positive*, *Negative* Dan *Neutral*

Persentase emosi pada *sentiment positive*

Emosi *joy* = 27.79%

Emosi *trust* = 27.52%

Emosi *anticipation* = 23.16%

Emosi *surprise* = 11.72%

Emosi *fear* = 5.18%

Emosi *sadness* = 2.72%

Emosi *anger* = 1.36%

Emosi *disgust* = 0.54%

Persentase emosi pada *sentiment negative*

Emosi *fear* = 23.63%

Emosi *sadness* = 21.98%

Emosi *anger* = 14.84%

Emosi *trust* = 10.99%

Emosi *disgust* = 9.34%

Emosi *surprise* = 8.24%

Emosi *anticipation* = 6.87%

Emosi *joy* = 4.12%

Persentase emosi pada *sentiment neutral*

Emosi *trust* = 23.71%

Emosi *sadness* = 14.95%

Emosi *anticipation* = 13.92%

Emosi *joy* = 11.86%

Emosi *fear* = 11.34%

Emosi *anger* = 9.79%

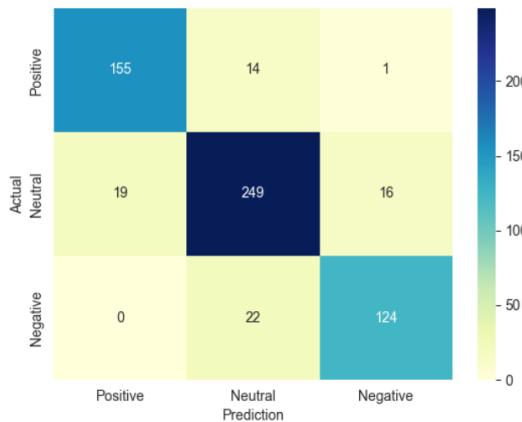
Emosi *surprise* = 8.76%

Emosi *disgust* = 5.67%

#### 4.4. Evaluasi Model

Evaluasi digunakan untuk mengetahui performa dari sistem yang dibangun penelitian ini menggunakan *Confussion Matrix* pada Gambar 4.16.

Evaluasi dinilai dengan menghitung nilai *accuracy*, *precision*, *recall* dan *f1-score*. *Accuracy* digunakan untuk mengukur sejauh mana model dapat mengklasifikasikan data sampel dengan benar, rumus *accuracy* pada Persamaan 4.2. *Precision* digunakan untuk mengukur sejauh mana model memprediksi nilai positif dengan benar, rumus *precision* pada Persamaan 4.3. *Recall* digunakan untuk mengukur sejauh mana model dapat menemukan semua data sampel positif yang ada, rumus *recall* pada Persamaan 4.4. *F1-score* digunakan untuk mempertimbangkan *precision* maupun *recall* secara seimbang, rumus *f1-score* pada Persamaan 4.5.



**Gambar 4.16.** *Confussion Matrix*

Dalam *Confussion Matrix* terdapat data/label sebenarnya (*actual*) dan data/label yang diprediksi (*prediction*). Untuk mempermudah melihat data dalam *Confussion Matrix*, dapat dilihat pada keterangan Tabel dibawah ini

**Tabel 4.7.** Keterangan *Confussion Matrix Positive*

No	Kelas	Total
1	TP (True Positive)	155
2	TN (True Negative)	411
3	FP (False Positive)	19
4	FN (False Negative)	15

**Tabel 4.8.** Keterangan Confussion Matrix Neutral

No	Kelas	Total
1	TP (True Positive)	249
2	TN (True Negative)	280
3	FP (False Positive)	36
4	FN (False Negative)	35

**Tabel 4.9.** Keterangan Confussion Matrix Negative

No	Kelas	Total
1	TP (True Positive)	124
2	TN (True Negative)	437
3	FP (False Positive)	17
4	FN (False Negative)	22

Rumus *Accuracy*, *precision*, *recall* dan *f1-score*:

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{Jumlah prediksi benar}}{\text{Jumlah data}} \quad (4.2.)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (4.3.)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4.4.)$$

$$F1\text{- score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (4.5.)$$

*Positive*

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{155}{155+19} = 0.89$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{155}{155+15} = 0.91$$

$$F1\text{- score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} = 0.90$$

*Neutral*

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{249}{249+36} = 0.87$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{249}{249+35} = 0.87$$

$$F1\text{- score} = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} = 0.87$$

*Negative*

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{124}{124+17} = 0.87$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{124}{124+22} = 0.84$$

$$F1\text{-score} = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} = 0.86$$

Accuracy seluruh *sentiment Positive*, *Negative* dan *Neutral*

$$Accuracy = \frac{\text{Jumlah prediksi benar}}{\text{Jumlah data}} = \frac{528}{600} = 0.88$$

#### 4.4.1. Analisis Hasil Prediksi Model

Model menunjukkan kinerja yang baik dengan akurasi pengujian 0.88. Namun model mengalami kesalahan prediksi pada 72 data. 1 data *sentiment positive* diprediksi sebagai *sentiment negative*, 14 data *sentiment positive* diprediksi sebagai *sentiment neutral*. 19 data *sentiment neutral* diprediksi sebagai *sentiment positive*, 16 data *sentiment neutral* diprediksi sebagai *sentiment negative*. 0 data *sentiment negative* diprediksi sebagai *sentiment positive*, 22 data *sentiment negative* diprediksi sebagai *sentiment neutral*. Berikut Tabel 4.10. data kesalahan prediksi *sentiment*

**Tabel 4.10.** Contoh Data Kesalahan Prediksi

No	Data	Label Sebenarnya	Hasil Prediksi
1	, apaan katanya kalo pake spaylater dapet free ongkir nyata nya kaga kepotong tuh free ongkir tetep bayar ongkir normal	<i>Positive</i>	<i>Negative</i>

**Tabel 4.10.** Contoh Data Kesalahan Prediksi Lanjutan

No	Data	Label Sebenarnya	Hasil Prediksi
2	,"spaylater diawal bunga kecil pas jatuh tempo jadi gede"	<i>Positive</i>	<i>Neutral</i>
3	,Gatel banget gue pengen pake paylater gue di shopee mana lagi beauty day	<i>Positive</i>	<i>Neutral</i>
4	,@bernicha Yah sama bun dasar penggemar tanggal cantik checkoutnya pasti pake shopeepaylater	<i>Positive</i>	<i>Neutral</i>
5	sekarang shopee paylater gue saldo nya jadi dikit	<i>Positive</i>	<i>Neutral</i>
6	,"Kita memang salah, kalaupun komplain pasti ya kalah karena tidak membaca utuh pembaharuan. Tapi shopee seharusnya gentle ya utk menampilkan biaya suku bunga tsb saat orang ingin menggunakan layanan paylater."	<i>Positive</i>	<i>Neutral</i>
7	,"@sandaleskalator Lewat shopee paylater aja ti, pasti kepake banget sama keluarganya"	<i>Positive</i>	<i>Neutral</i>
8	,"@ardianpancaa Dan sekarang aku merasa beruntung dengan ke-gaptekannya ga bisa pake shopeepaylater	<i>Positive</i>	<i>Neutral</i>
9	Di akun satunya ada shopeepaylater kok di akun utama ga dapet 😭	<i>Positive</i>	<i>Neutral</i>
10	, @lalajimolala Yalorddd... Aku tdi ngutang sma shopeepaylater.. Dan setelah baca tweetmu aku sdar, bayarnya nnti pke apa 🙄🙄🙄🙄	<i>Positive</i>	<i>Neutral</i>
16	,"@sophiehilalarsy @worksfess aku waktu itu sempet aktifin paylater cuma iseng-iseng aja. karena sering liat kasus akun shopee yang dibobol trus dipake spaylater nya, akhirnya aku ajuin buat dinonaktifkan aja itu spaylater, dan sekarang untungnya udah ngga aktif"	<i>Neutral</i>	<i>Positive</i>

**Tabel 4.10.** Contoh Data Kesalahan Prediksi Lanjutan

No	Data	Label Sebenarnya	Hasil prediksi
17	, FYI pengalaman pribadi, gue dom Kota Bekasi udah telbay 2 bulan di beberapa apps Spinjam/paylater : ga ada DC tapi masuk BI Checking dan nagih ke no pribadi aja, akun shopee dibekuin	<i>Neutral</i>	<i>Positive</i>
18	,"Ini aku pake paylater awalnya buat modal jualan, karena males topup tiap kali beli"" (belinya so pasti banyak) karena supplierku di shopee. Kalo pake paylater bisa dapet keuntungan banyak. Dan juga lebih simple dr pd COD 🤗 <a href="https://t.co/FxHI3DHyd3">https://t.co/FxHI3DHyd3</a> "	<i>Neutral</i>	<i>Positive</i>
19	,SHOPEE KENAPA PAYLATER AK GABISA 6KALI CICILAN KENAPA CUMA SAMPE 3 KALI DOANG ?? KENAP SHOPEE? AKUTUH IRI DEH SAMA TEMEN TEMEN AK YG BISA 6KALI CICILAN @ShopeeID	<i>Neutral</i>	<i>Positive</i>
20	,"Baru aja beli box buat nyimpen sepatu, total harganya 60ribuan, bayar pakai shopee paylater biar bisa free ongkir,	<i>Neutral</i>	<i>Positive</i>
21	, Min, shopeepaylater aku sedang diproses udah lebih dari 1 hari kerja 🐱🐱🐱 emang selama itu ya min? Aku mau gunain soalnya @ShopeeID <a href="https://t.co/IITpPhZFR7">https://t.co/IITpPhZFR7</a>	<i>Neutral</i>	<i>Positive</i>
22	,"Rencana mau staycation sendiri buat muak-muakin diri sendiri, tapi semua lenyap di telan shopee paylater, limit nya ga balik balik"	<i>Neutral</i>	<i>Positive</i>

**Tabel 4.10.** Contoh Data Kesalahan Prediksi Lanjutan

No	Data	Label Sebenarnya	Hasil Prediksi
23	,"Paylater ngk pernah pakai sama sekali, krn klu udh mulai pasti ketagihan terus. Semoga sy ngk tertarik pakai itu walau di Shopee sering ks penawaran2 y menggiurkan"	<i>Neutral</i>	<i>Positive</i>
24	,"Orangnya yg hack spaylater ngeganti nomer hp akun gue sama nomer hp nya dia coba buat pesanan dengan jumlah segitu gilaaakk"	<i>Neutral</i>	<i>Negative</i>
25	,"Shopee nih gila yaa, awal2 dikasih paylater 2.5 juta trs seenaknya ditambah2in terus dan sekarang jadi 16 juta 😱😱 padahal gapernah minta 😱 Ngeri bgt kalo dihack orang sumpah	<i>Neutral</i>	<i>Negative</i>
26	,Ini kenapa shopee pelit banget dah skrg. Punya voc gratis ongkir gabisa di pake sama sekali tulisannya tidak dapat digunakan di metode pembayaran yg dipilih padahal aku COD dan jelas2 voc nya untuk COD paylater sm spay gajelas	<i>Neutral</i>	<i>Negative</i>
27	, @sunfebmoon Emang gitu, aku pernah dulu daftar paylater traveloka tp gagal karena gak pernah pake traveloka. Gak segampang paylater di gojek/shopee	<i>Neutral</i>	<i>Negative</i>
28	,Males bgt tbtb shopee naikin limit paylater aku 100% dr yg sebelumnya. Maap bgt nih ye tp aku gk bakal ke godaaaaaa....	<i>Neutral</i>	<i>Negative</i>
29	,"@teensomnia @Askrlfess jujur ini nyebelin bgt sih, awalnya aku gatau terus pas chat ke cust shopee malah dibilang kaya gt kesel soalnya saldo lebihannya jd nyisa receh gt. mana kadang paylater juga gabisa dipake, gajelas abis"	<i>Neutral</i>	<i>Negative</i>
30	,"akun shopee mamaku yg pake paylater tiba2 dihack, gabisa masuk, tapi ada notif belanja pake	<i>Neutral</i>	<i>Negative</i>

**Tabel 4.10.** Contoh Data Kesalahan Prediksi Lanjutan

No	Data	Label Sebenarnya	Hasil Prediksi
31	,Kaget tiba2 ada tagihan shopeepaylater wkwkwk udah 1 bulan ternyata	<i>Negative</i>	<i>Neutral</i>
32	,W kaget limit shopeepaylater dinaikin 670rb :)	<i>Negative</i>	<i>Neutral</i>
33	,limit shopeepaylater gue nambah 2x lipat kaget kok ada 1jt lebih	<i>Negative</i>	<i>Neutral</i>
34	,si shopee emang dasar sekarang pelit voucher pelit gratis ongkir. gamau jajan. sukanya iming iming paylater lagi.	<i>Negative</i>	<i>Neutral</i>
35	, @ShopeeCare Kendala sy hanya sy sudah bayar cicilan shopee paylater tapi statusnya masih belum dibayar Kenapa minta2 data pribadi kayak gini ya? Nomor kartu itu gabisa ngasih sembarang. Colek <a href="https://t.co/sDq5">https://t.co/sDq5</a>	<i>Negative</i>	<i>Neutral</i>
36	Thank you 11.11 dan shopee paylater saya bangkrut <a href="https://t.co/pcYUQhYI2X">https://t.co/pcYUQhYI2X</a>	<i>Negative</i>	<i>Neutral</i>
37	, @ShopeeID Shooee 10.10, 1 akun terbatas promonya. Pakai ShopeePayLater pilih pembayaran 30 hari, jatuh tempo jangka waktu 19 hari. PEMBOHONG BESAR!!!!!!	<i>Negative</i>	<i>Neutral</i>
38	,@Askrifess Matiin paylater shopee gmna sih. Kadang suka khilaf gtu klp ada diskon. Bln depanya menyesal bgt bgt bgt.	<i>Negative</i>	<i>Neutral</i>
39	,Pertama kali pake shopeepaylater ngerasa berdosa bgt tapi butuh bgt:( bismillah	<i>Negative</i>	<i>Neutral</i>
40	," sabun fw gue abis sedangkan uang udah mulai menipis. Tiba2 terbersit pengen pake paylater lg karena darurat, LANGSUNG W CO deh	<i>Negative</i>	<i>Neutral</i>

Kesalahan prediksi pada model LSTM dapat disebabkan oleh pelabelan sentimen menggunakan sentimen pada *Emotion Lexicon* (EmoLex), pelabelan tidak menangkap konteks spesifik dari kalimat, misalnya teks yang sebenarnya memiliki konteks sentimen *negative* dapat dilabeli *positive* oleh kamus karena banyak kata – kata dengan konotasi positif tanpa memperhitungkan konteks makna kalimat. Contoh kalimat: “apaan katanya kalo pake spaylater dapet free ongkir nyata nya kaga kepotong tuh free ongkir tetetp bayar ongkir normal”. Pada kalimat tersebut terprediksi sentimen *negative* menggunakan *long short term memory*, konteks kalimat menunjukkan sentimen *negative*. Dalam kata “nyata” terdeteksi sebagai emosi *trust* berdasarkan *emotion lexicon* dalam kalimat.

Dan juga kesalahan prediksi pada model dapat disebabkan oleh konteks kalimat yang ambigu. Contoh kalimat: "spaylater diawal bunga kecil pas jatuh tempo jadi gede". Kata “kecil” mencerminkan sentimen *positive* dan kata “gede” mencerminkan sentimen *negative*.

## BAB 5

### KESIMPULAN DAN SARAN

#### 5.1. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, maka dapat disimpulkan bahwa

1. Pengujian model *Long Short Term Memory* mendapatkan akurasi 0.88
2. Pada *sentiment positive*, *joy* merupakan emosi yang paling tinggi 27.79%, diikuti oleh *trust* 27.52%, *anticipation* 23.16%, *surprise* 11.72%, *fear* 5.18%, *sadness* 2.72%, *anger* 1.36%, *disgust* 0.54%
3. Pada *sentiment negative*, *fear* merupakan emosi yang paling tinggi 23.63%, diikuti oleh *sadness* 21.98%, *anger* 14.84%, *trust* 10.99%, *disgust* 9.34%, *surprise* 8.24%, *anticipation* 6.87%, *joy* 4.12%
4. Pada *sentiment neutral*, *trust* merupakan emosi yang paling tinggi 23.71%, diikuti oleh *sadness* 14.95%, *anticipation* 13.92%, *joy* 11.86%, *fear* 11.34%, *anger* 9.79%, *surprise* 8.76%, *disgust* 5.67%

#### 5.2. Saran

Adapun saran untuk penelitian selanjutnya adalah

1. Menggunakan kamus emosi yang lebih lengkap agar hasil proses deteksi emosi lebih akurat
2. Menggunakan *word embedding* lain untuk meningkatkan kinerja model
3. Memaksimalkan normalisasi kata pada *pre-processing*

## DAFTAR PUSTAKA

- Alfarizi, M. I., Syafaah, L. & Lestandy, M. 2022. Emotional Text Classification Using TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) And LSTM (Long Short-Term Memory). *JUITA: Jurnal Informatika*, Vol. 10, No. 2, November 2022.
- Alqaryouti, O., Siyam, N., Monem, A.A. & Shaalan, K. 2019. Aspect-based sentiment analysis using smart government review data. DOI 10.1016/j.aci.2019.11.003
- Anggina, S., Setiawan, N. Y. & Bachtiar, F. A. 2019. Analisis Ulasan Pelanggan Menggunakan Multinomial Naïve Bayes Classifier dengan Lexicon-Based dan TF-IDF Pada Formaggio Coffee and Resto. Vol. 7, No.1, 2022.
- Aribowo, A.S. & Khomsah, S. 2021. Implementation Of Text Mining For Emotion Detection Using The Lexicon Method (Case Study: Tweets About Covid-19). *Telematika: Jurnal Informatika dan Teknologi Informasi* Vol. 18, No. 1, Februari 2021, pp.49-60.
- Astari, Y., Afifiati. & Rozaqi, S.W. 2021. Analisis Sentimen Multi-Class pada Sosial Media menggunakan metode Long Short-Term Memory (LSTM). *Jurnal Linguistik Komputasional*. Vol. 4, No. 1, Maret 2021.
- Balahur, Alexandra. 2013. Sentiment Analysis in Social Media Texts. Proceedings of the 4th Workshop on Computational Approaches to Subjectivity, Sentiment and Social Media Analysis, pages 120–128, Atlanta, Georgia, 14 June 2013
- Balakrishnana, V. & Kaur, W. 2019. String-based Multinomial Naïve Bayes for Emotion Detection among Facebook Diabetes Community. *Procedia Computer Science* 159 (2019) 30–37.
- Cahyani, J. Mujahidin, S. & Fiqar, T. P. 2023. Implementasi Metode Long Short Term Memory (LSTM) untuk Memprediksi Harga Bahan Pokok Nasional. *JUSTIN: Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi*, Vol. 11, No. 2, April 2023.
- Coban, O., Ozyildirim, B.M. & Ozcel, S.A. 2018. An Empirical Study of the Extreme Learning Machine for Twitter Sentimentt Analysis. *International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering* 2018, 6(3), 178–184.

- Farhani, M. & Kanzari, D. 2024. Emotio-Intelligent: A New Adaptive Approach for Intelligent Evacuation in Crisis Situations. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-4004592/v1>
- Feizollah, A., Anuar, N.B., Mehdi, R., Firdaus, A. & Sulaiman, A. 2022. Understanding COVID-19 Halal Vaccination Discourse on Facebook and Twitter Using Aspect-Based Sentimentt Analysis and Text Emotion Analysis. *Int. J. Environ. Res. Public Health* 2022, 19, 6269.
- Hochreiter, S. & Schmidhuber, J. Long Short-Term Memory. 1997.
- Hutabarat, Fani Theresa. 2021. Identifikasi Judul Clickbait Pada Berita Bahasa Indonesia Menggunakan Gated Recurrent Unit. Skripsi. Universitas Sumatera Utara.
- Jannah, Y.A.N. & Prasetyo, R.B. 2022. Analisis Sentimen dan Emosi Publik pada Awal Pandemi COVID-19 Berdasarkan Data Twitter dengan Pendekatan Berbasis Leksikon. *Seminar Nasional Official Statistics* 2022.
- Kejahatan Perbankan Digital: Lindungi Datamu, Amankan Uangmu ... - OJK. <https://sikapiuangmu.ojk.go.id/FrontEnd/CMS/Article/20661> (diakses 10 Februari 2024).
- Kemendag Ramal Transaksi E-Commerce di RI Tembus Rp533 Triliun. 2024. <https://www.kemendag.go.id/berita/pojok-media/kemendag-ramal-transaksi-e-commerce-di-ri-tembus-rp533-triliun> (diakses Juni 2024)
- Khomsah, S., Ramadhani, R.D. & Wijayanto, S. 2021. Big Data Analytics to Analyze Sentimen, Emotions, and Perceptions of Travelers (Case Study: Tourism Destination in Purwokerto Indonesia). *Jurnal E-KOMTEK (Elektro-Komputer-Teknik)*. Vol. 5, No. 2 (2021) pp. 284-297.
- Lasatira, G. S., Hartomo, K. D. & Sembiring, I. 2023. Analisis Sentimen Terhadap Pengaruh Minat Belanja Berdasarkan Komentar di Marketplace Menggunakan Metode Recurrent Neural Network (RNN). *Jurnal Sistem Informasi Bisnis* 02(2023).
- Lim, T.M., Khor, Y.K. & Tan, C.W. 2023. Sentic-Emotion Classifier on eWallet Reviews. *International Journal of Business Analytics* Vol. 10, NO. 1. DOI: 10.4018/IJBAN.329928.

- Liu, B. 2012. Sentimen Analysis and Opinion Mining, Morgan & Claypool Publisher (online) <https://www.cs.uic.edu/~liub/FBS/SentimenAnalysis-and-OpinionMining.pdf> (diakses 19 Februari 2024)
- Mita., Pranatasari, F.D. & Kristia. 2021. Analisis Pengaruh Harga, Kemudahan Penggunaan, dan Ulasan Konsumen Daring Terhadap Keputusan Pembelian Pada Marketplace Shopee. *INOBIS: Jurnal Inovasi Bisnis dan Manajemen Indonesia*, Vol. 04, No. 04, September 2021.
- Murthy, Dr. G. S. N., Allu, S.R., Andhavarapu, B., Bagadi, M. & Belusonti, M. 2020. Text based Sentimentt Analysis using LSTM. *International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT)* Vol. 9 Issue 05, May-2020.
- Mohammad, S.M. & Turney, P.T. 2010. Emotions Evoked by Common Words and Phrases: Using Mechanical Turk to Create an Emotion Lexicon.
- Mohammad, S. NRC Word-Emotion Association Lexicon.  
<https://saifmohammad.com/WebPages/NRC-Emotion-Lexicon.htm> (diakses 20 September 2022).
- Ninda, A.M, Arifin, M.Z. & Safitri. 2023. Transaksi Beli Online Melalui Sistem Paylater Dalam Perspektif Hukum Ekonomi Syariah.  
<https://doi.org/10.51476/syarie.v6i2.536>
- Nugraha, Arsil. 2021. Aspect Based Sentiment Analysis Pada Ulasan Mobil Menggunakan Algoritma Attention-Based Lstm (Long Short Term Memory). Skripsi. Universitas Sumatera Utara.
- Nurdin, A., Aji, B.A.S., Bustamin, A. & Abidin, Z. 2020. Perbandingan Kinerja Word Embedding Word2vec, Glove, Dan Fasttext Pada Klasifikasi Teks. *Jurnal TEKNOKOMPAK*, Vol. 14, No. 2, 2020, 74--79.
- NRC Word-Emotion Association Lexicon.  
<https://saifmohammad.com/WebPages/NRC-Emotion-Lexicon.htm> (diakses september 2023)
- Obiedat, R., Al-Darras, D., Alzaghouli, E. & Harfoushi, O. 2021. Arabic Aspect-Based Sentimentt Analysis: A Systematic Literature Review. Vol. 9, 2021.
- Patel, A. & Tiwari, A. K. 2019. Sentiment Analysis by using Recurrent Neural Network. *INTERNATIONAL CONFERENCE ON ADVANCED COMPUTING AND SOFTWARE ENGINEERING (ICACSE-2019)*.

- Purnamasari, R.D.A., Sasana, H. & Novitaningtyas, I. 2021. Pengaruh perceived ease of use, perceived usefulness, perceived risk, dan brand image terhadap keputusan pembelian menggunakan metode pembayaran Paylater. *JURNAL MANAJEMEN* .Vol. 13 (3) 2021, 420-430.
- Rohman, A.N., Utami, E. & Raharjo, S. 2019. Deteksi Emosi Media Sosial Menggunakan Pendekatan Leksikon dan Natural Language Processing. *Jurnal Eksplora Informatika*. Vol. 9, No. 1, September 2019.
- Salsabila, N.A., Winatmoko, Y.A., Septiandri, A.A. & Jamal, A. 2018. Colloquial Indonesian Lexicon. *International Conference on Asian Language Processing (IALP)*.
- Samsir. Ambiyar. Verawardina, U., Firman, E. & Watrianthos, R. 2021. Analisis Sentiment Pembelajaran Daring Pada Twitter di Masa Pandemi COVID-19 Menggunakan Metode Naïve Bayes. *Jurnal Media Informatika Budidarma* Vol. 5, No. 1, Januari 2021, Page 157-163.
- Sindhu, I., Daudpota, S.M., Badar, K., Bakhtyar, M., Baber, J. & Nurunnabi, M. 2019. Aspect-Based Opinion Mining on Student's Feedback for Faculty Teaching Performance Evaluation. Vol. 7, 2019.
- Sofi, P.L. & Hendayani, R. Mengeksplorasi Tweet Pariwisata Halal Indonesia Di Media Sosial Menggunakan Pemodelan Topik Dan Analisis Sentiment Berbasis Emosi. 2023. *CAKRAWALA – Repotori IMWI* Vol. 6, No. 2, Maret 2023.
- Suciati, A. & Budi, I. 2020. Aspect-Based Sentiment Analysis and Emotion Detection for Code-Mixed Review. (*IJACSA*) *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, Vol. 11, No. 9, 2020.
- Susilowati, H. & Agustiya, A. 2022. Peran Online Consumer Review dan Trust Dalam Keputusan Pembelian Online. *JURNAL MANAJEMEN SOSIAL EKONOMI [DINAMIKA]* Vol. 2, No.1, Mei 2022.
- Shaik, T., Tao, X., Dann, C., Xie, H., Li, Y. & Galligan, L. 2023. Sentimentt analysis and opinion mining on educational data: A survey. *Natural Language Processing Journal* 2, 2023.

Tambunan, Muhammad Bagus Syahputra. 2023. Analisis Performa Fitur Atp + Cqt Pada Algoritma Svm Dalam Mendeteksi Serangan Voice Spoofing Replay Attack. Skripsi. Universitas Sumatera Utara.

Tang, C., Plasek, J. M., Zhang, H., Kang, M. J., Sheng, H., Xiong, Y., Bates, D.W. & Zhou, L. 2019. A temporal visualization of chronic obstructive pulmonary disease progression using deep learning and unstructured clinical notes. *BMC Medical Informatics and Decision Making* 2019, 19(Suppl 8):258  
<https://doi.org/10.1186/s12911-019-0984-8>

Wati, N.P.S & Pramarthab, C. 2022. Penerapan Long Short Term Memory dalam Mengklasifikasi Jenis Ujaran Kebencian pada Tweet Bahasa Indonesia. *JNATIA* Vol. 1, No. 1, November 2022.

Xu, K., Zhao, H. & Liu, T. 2020. Aspect-Specific Heterogeneous Graph Convolutional Network for Aspect-Based Sentiment Classification. Vol. 8, 2020.

Yutika, C. H., Adiwijaya. & Faraby, S.A. 2021. Analisis Sentiment Berbasis Aspek pada Review Female Daily Menggunakan TF-IDF dan Naïve Bayes. *Jurnal Media Informatika Budidarma* Vol. 5, No. 2, April 2021, Page 422-430.

Zhao, N., Gao, H., Wen, X. & LI, H. 2021. Combination of Convolutional Neural Network and Gated Recurrent Unit for Aspect-Based Sentiment Analysis. Vol. 9, 2021.

8 Layanan Paylater Terpopuler di Indonesia, Shopee Paylater Juara. 2023.  
<https://databoks.katadata.co.id/datapublish/2023/10/25/8-layanan-Paylater-terpopuler-di-indonesia-shopee-Paylater-juara> (diakses 10 Februari 2024).



**KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN,  
RISET, DAN TEKNOLOGI**  
**UNIVERSITAS SUMATERA UTARA**  
**FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI**

Jalan Universitas No. 9A Gedung A, Kampus USU Medan 20155, Telepon: (061) 821007  
Laman: <http://Fasilkomti.usu.ac.id>

**KEPUTUSAN  
DEKAN FAKULTAS ILMU KOMPUTER  
DAN TEKNOLOGI INFORMASI  
NOMOR : 2719/UN5.2.14.D/SK/SPB/2024**

**DEKAN FAKULTAS ILMU KOMPUTER  
DAN TEKNOLOGI INFORMASI UNIVERSITAS SUMATERA UTARA**

- Membaca : Surat Permohonan Mahasiswa Fasilkom-TI USU tanggal 10 Juli 2024 perihal permohonan ujian skripsi:  
Nama : BELLA SAVIRA  
NIM : 171402144  
Program Studi : Sarjana (S-1) Teknologi Informasi  
Judul Skripsi : Deteksi Emosi Pada Sentimen Ulasan Pengguna Shopee Paylater Menggunakan Emotion Lexicon (EmoLex) dan Long Short Term Memory (LSTM)
- Memperhatikan : Bawa Mahasiswa tersebut telah memenuhi kewajiban untuk ikut dalam pelaksanaan Meja Hijau Skripsi Mahasiswa pada Program Studi Sarjana (S-1) Teknologi Informasi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara TA 2023/2024.
- Menimbang : Bawa permohonan tersebut diatas dapat disetujui dan perlu ditetapkan dengan surat keputusan
- Mengingat : 1. Undang-undang Nomor 20 Tahun 2003 tentang Sistem Pendidikan Nasional.  
2. Peraturan Pemerintah Nomor 17 tahun 2010 tentang pengelolaan dan penyelenggara pendidikan.  
3. Keputusan Rektor USU Nomor 03/UN5.1.R/SK/SPB/2021 tentang Peraturan Akademik Program Sarjana Universitas Sumatera Utara.  
4. Surat Keputusan Rektor USU Nomor 1876/UN5.1.R/SK/SDM/2021 tentang pengangkatan Dekan Fasilkom-TI USU Periode 2021-2026
- MEMUTUSKAN**
- Menetapkan :  
Pertama : Membentuk dan mengangkat Tim Penguji Skripsi mahasiswa sebagai berikut:  
Ketua : Sarah Purnamawati ST., MSc.  
NIP: 198302262010122003  
Sekretaris : Annisa Fadhillah Pulungan S.Kom, M.Kom  
NIP: 199308092020012001  
Anggota Penguji : Ade Sarah Huzaifah S.Kom., M.Kom  
NIP: 198506302018032001  
Anggota Penguji : Niskarto Zendrato S.Kom., M.Kom  
NIP: 198909192018051001  
Moderator : -  
Panitera : -
- Kedua : Segala biaya yang diperlukan untuk pelaksanaan kegiatan ini dibebankan pada Dana Penerimaan Bukan Pajak (PNPB) Fasilkom-TI USU Tahun 2024.
- Ketiga : Keputusan ini berlaku sejak tanggal ditetapkan dengan ketentuan bahwa segala sesuatunya akan diperbaiki sebagaimana mestinya apabila dikemudian hari terdapat kekeliruan dalam surat keputusan ini.

Tembusan :

1. Ketua Program Studi Sarjana (S-1) Teknologi Informasi
2. Yang bersangkutan
3. Arsip

Medan

Ditandatangani secara elektronik oleh:  
Dekan



Maya Silvi Lydia  
NIP 197401272002122001