

---

## ANALISIS SENTIMEN BERBASIS ASPEK DAN DETEKSI EMOSI PADA *COFFEE SHOP* PALANGKA RAYA MENGGUNAKAN *DEEP LEARNING*

Oktaviani Enjela Putri<sup>1)</sup>, Viktor H Pranatawijaya<sup>2)</sup>, Novera Kristianti<sup>3)</sup>

<sup>1)2)3)</sup> Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Palangka Raya  
Jl. Hendrik Timang Kampus Tunjung Nyaho, Palangka Raya

<sup>1)</sup> oktavianienjelaputri@mhs.eng.upr.ac.id

<sup>2)</sup> vhpranatawijaya@gmail.com

<sup>3)</sup> noverara@gmail.com

### Abstrak

Industri coffee shop terus berkembang pesat, tetapi mengelola ulasan online menjadi tantangan bagi pengelola bisnis dalam meningkatkan layanan. Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen berbasis aspek dan deteksi emosi pada ulasan pelanggan *Coffee Shop* di Palangka Raya menggunakan deep learning. Data ulasan dari 103 *Coffee Shop* dikumpulkan melalui *Google Maps* dengan Instant Data Scraper dan diproses melalui pembersihan data, normalisasi teks, stopword, tokenisasi, dan stemming.

Analisis dilakukan untuk mengklasifikasikan ulasan ke dalam aspek seperti Food and Drinks, Ambience, Place, dan Service serta mendeteksi emosi yang terkandung. Model deep learning yang digunakan adalah BERT dan LSTM. Hasil menunjukkan aspek "service" paling sering dibahas, diikuti oleh "place", "food and drinks", dan "ambience". Sentimen tertinggi adalah positif, diikuti negatif dan netral, dengan emosi dominan *joy*, *anticipation*, dan *trust*. Model BERT mencapai akurasi 99% dalam klasifikasi sentimen, memberikan kontribusi untuk memahami persepsi pelanggan terhadap layanan *Coffee Shop* serta menjadi referensi bagi pengelola untuk meningkatkan kualitas layanan berdasarkan ulasan pelanggan.

**Kata kunci:** *Coffee Shop*, aspek, sentimen, emosi, *deep learning*.

### Abstract

*The coffee shop industry continues to grow rapidly, but managing online reviews is a challenge for business managers in improving services. This research aims to analyze aspect-based sentiment and emotion detection on Coffee Shop customer reviews in Palangka Raya using deep learning. Review data from 103 coffee shops were collected through Google Maps with Instant Data Scraper and processed through data cleaning, text normalization, stopwords, tokenization, and stemming.*

*Analysis was performed to classify the reviews into aspects such as Food and Drinks, Ambience, Place, and Service and detect the emotions contained. The deep learning models used are BERT and LSTM. The results show that the aspect of "service" is most frequently discussed, followed by "place", "food and drinks", and "ambience". The highest sentiment was positive, followed by negative and neutral, with dominant emotions of joy, anticipation, and trust. The BERT model achieved 99% accuracy in sentiment classification, contributing to understanding customer perceptions of Coffee Shop services as well as a reference for managers to improve service quality based on customer reviews.*

**Keywords:** *Coffee Shop*, aspect, sentiment, emotion, *deep learning*.

## 1. PENDAHULUAN

Industri coffee shop tumbuh pesat di tengah persaingan ketat, sehingga menjaga kepuasan pelanggan menjadi kunci. Ulasan online di platform seperti Google Maps menjadi sumber penting bagi pengelola bisnis untuk meningkatkan layanan dan produk. Namun, dengan banyaknya data, analisis manual menjadi tidak praktis. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan otomatis seperti analisis sentimen dan deteksi emosi untuk menggali wawasan lebih dalam dari ulasan pelanggan.

Analisis sentimen disebut juga dengan *opinion mining*, yaitu suatu proses untuk menentukan apakah suatu ekspresi bersifat positif, negatif, atau netral [1]. Tujuan analisis sentimen adalah menganalisis opini, sikap, evaluasi, dan emosi seseorang terhadap topik, produk, layanan, atau kegiatan tertentu, serta pendekatan berbasis aspek digunakan untuk mengklasifikasikan ulasan pelanggan coffee shop secara spesifik dan akurat [2]. Deteksi emosi dalam analisis sentimen berbasis aspek pada ulasan Google Maps coffee shop mengungkap emosi seperti kepuasan, ketidakpuasan, kegembiraan, dan kekecewaan. Kepuasan emosional dipengaruhi oleh kualitas layanan, produk, harga, dan faktor personal. Kualitas layanan yang lebih baik meningkatkan kepuasan emosional pelanggan [3]. Analisis ini membantu coffee shop memahami umpan balik, mengidentifikasi aspek yang disukai atau tidak disukai, serta merumuskan strategi untuk meningkatkan kepuasan pelanggan.

*Deep Learning* adalah sub-bidang machine learning dan kecerdasan buatan yang memanfaatkan jaringan saraf dalam (*deep neural networks*) untuk memodelkan data kompleks. Metode ini populer karena mampu menangani tugas-tugas rumit seperti pengenalan gambar, suara, analisis teks, dan prediksi [4]. Deep learning dalam analisis sentimen berbasis aspek, menggunakan BERT dan LSTM, memiliki kemampuan untuk mempelajari pola dan hubungan kompleks dalam data, memungkinkan hasil analisis yang lebih akurat dan mendalam [1].

Penelitian ini memanfaatkan analisis sentimen berbasis aspek, deteksi emosi, dan *deep learning* untuk menilai kualitas layanan *coffee shop* di Palangka Raya berdasarkan ulasan pelanggan di *Google Maps*. Hasil analisis menghitung skor sentimen dan emosi untuk aspek layanan seperti rasa, tempat, dan layanan staf, serta menilai kualitas layanan dan kepuasan emosional pelanggan, guna meningkatkan loyalitas pelanggan terhadap *coffee shop*.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Aspect Based Sentiment Analysis (ABSA)

Aspect Based Sentiment Analysis (ABSA) adalah subarea opinion mining yang mengidentifikasi aspek penting dalam ulasan dan menilai sentimen publik (positif, netral, atau negatif) [5]. ABSA membantu bisnis memahami preferensi pengguna dan meningkatkan produk atau layanan. Metode yang digunakan mencakup analisis teks, machine learning, dan NLP, dengan aplikasi di pengambilan keputusan bisnis dan pengembangan produk [6].

### 2.2 Analisis Sentimen

Analisis Sentimen adalah teknologi yang memahami perasaan pengguna terhadap produk, layanan, atau topik, dan mendeteksi opini positif, negatif, atau netral [6]. Sebagai bagian dari affective computing dan NLP, teknologi ini membantu meningkatkan rekomendasi produk dan hubungan pelanggan dengan memahami preferensi serta keluhan. Banyak perusahaan di AS fokus pada analisis sentimen karena prosesnya yang kompleks akibat bahasa yang ambigu dan evolusi bahasa [7].

### 2.3 Deteksi Emosi

Deteksi emosi mengidentifikasi dan menilai emosi dalam teks atau ucapan menggunakan analisis teks, NLP, dan machine learning [8]. Dalam konteks pelanggan, emosi berhubungan dengan kepuasan; perasaan senang meningkatkan kepuasan dan loyalitas lebih daripada kepuasan kognitif, bergantung pada persepsi konsumen terhadap kinerja produk atau jasa [3]. Dalam model emosi Plutchik, delapan emosi dasar dikategorikan dalam dua kelompok: positif dan negatif. Emosi positif meliputi *Joy* (kegembiraan), *Trust* (kepercayaan), *Anticipation* (antisipasi), dan *Surprise* (kejutan). Emosi negatif meliputi *Sadness* (kesedihan), *Anger* (kemarahan), *Fear* (ketakutan), dan *Disgust* ( jijik)[9].

## 2.4 Kualitas Layanan

Kualitas layanan adalah faktor kunci dalam menarik minat pembeli. Penyedia produk/jasa harus memenuhi kebutuhan pelanggan dan menyampaikan presentasi produk dengan baik. Kualitas layanan yang baik meningkatkan peluang keputusan pembelian [10].

## 2.5 Deep Learning

Deep Learning adalah sub-bidang machine learning dan kecerdasan buatan yang menggunakan jaringan saraf tiruan dalam untuk memodelkan dan mempelajari data kompleks. Dengan banyak lapisan yang saling terhubung, metode ini efektif untuk tugas rumit seperti pengenalan gambar, suara, analisis teks, dan prediksi.

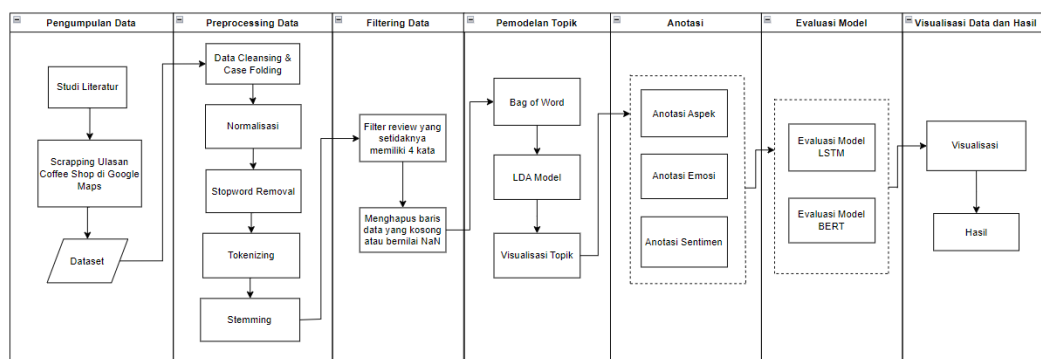
## 2.6 Long Short-Term Memory (LSTM)

LSTM adalah pengembangan dari Recurrent Neural Network (RNN) yang mengatasi masalah RNN dalam mengelola data jangka panjang. LSTM lebih unggul dalam mengelola data time series dibandingkan algoritma lainnya [11]. *Layer-layer* utama yang digunakan untuk pembuatan arsitektur jaringan LSTM antara lain: *Embedding Layer*, *LSTM Layer*, *Dense Layer*, *Dropout Layer* dan *Fully Connected Layer* [12].

## 2.7 Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)

BERT adalah model pembelajaran mendalam unggul untuk Pemrosesan Bahasa Alami (NLP) yang menggunakan pendekatan dua arah untuk memahami konteks komentar. Model ini memiliki enam lapisan transformer di setiap encoder dan decoder. Google menyediakan model BERT sebagai sumber terbuka, memungkinkan penggunaan langsung [13]. Proses BERT dimulai dengan representasi embedding kata, dengan setiap lapisan menggunakan perhitungan perhatian untuk memperbarui representasi kata. Setiap token dalam BERT memiliki 12 representasi perantara dari 12 lapisan berbeda [14].

## 3. METODE PENELITIAN



Gambar 1. Alur penelitian

Pada gambar diatas merupakan alur dari penelitian yang berjudul Analisis Sentimen Berbasis Aspek dan Deteksi Emosi Pada *Coffee Shop* Menggunakan *Deep Learning*. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kualitas layanan coffee shop melalui ulasan pelanggan dengan memanfaatkan teknik deep learning. Adapun tahap – tahap yang dilakukan dalam analisis ini yaitu pengumpulan data, *preprocessing* data, filtering data, pemodelan topik, anotasi yang meliputi aspek, sentimen dan emosi, evaluasi model BERT dan LSTM dan visualisasi data serta hasilnya.

## 4. PEMBAHASAN

### 4.1. Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini, data ulasan pelanggan dari 103 *Coffee Shop* di Kota Palangka Raya dikumpulkan untuk menganalisis sentimen dan pengalaman pelanggan terhadap layanan dan produk yang disediakan. Ulasan diambil dari *Google Maps* menggunakan alat *Instant Data Scraper*, yang secara otomatis mengekstrak ulasan beserta informasi terkait, seperti nama coffee shop, waktu ulasan, dan nama pengguna. Proses ini memastikan data yang akurat dan lengkap,

memberikan gambaran komprehensif tentang persepsi pelanggan terhadap *Coffee Shop* yang diteliti.

Tabel 1. Pengumpulan data

No	Coffe shop	Nama	Waktu	Ulasan_CoffeeShop
0	RU Indonesia Coffee	Hana	7 hours ago	Saya suka kopinya Ru.inc, tempatnya juga nyaman untuk duduk lama sekadar ngobrol sama teman atau bekerja. Pegawainya juga ramah2 dan sigap membantu 😊 ...
1	Teras Depan Coffee	Husien Anugrah	18 hours ago	Pelayanan kurang ramah, masa kasih asbak rokok main lempar terus waktu antar pesanan sambil ngerokok kurang etis banget untuk sebuah usaha yang bergerak di bidang pelayanan
2	Arusta Coffee	J Eric Kurniawan	22 hours ago	Astaga. Kerennn. Sangat nyaman buat nongkrong jaman sekarang 🙌👏 ...
3	Searah Kofie	Nordin rahmatullah	1 day ago	Tempat ya nyaman untuk nongkrong sama teman teman
4	Arusta Coffee	Risa Karmila	1 day ago	Salah satu tempat favorit untuk nongkrong dan santai bersama keluarga, tempat serta suasananya nyaman dan juga untuk menu yang tersedia bervariasi.....

#### 4.2. Preprocessing Data

Pada tahapan *preprocessing* bertujuan untuk membersihkan dan mempersiapkan data sebelum melakukan analisis. Berikut ini tahapan dari *preprocessing* data :

##### 4.2.1 Data Cleansing

Pada data *cleansing* tahap yang dilakukan yaitu meliputi penghapusan spasi berlebihan, emoji, hashtag, mention, URL, karakter non-huruf, tanggal, angka, huruf berlebihan, dan mengonversi semua teks menjadi huruf kecil untuk memastikan konsistensi teks yang dianalisis.

Tabel 2. Data *Cleansing*

No	Sebelum Data Cleansing	Sesudah Data Cleansing
0	Saya suka kopinya Ru.inc, tmptx juga nyaman utk duduk lama sekadar ngobrol sama teman atau bekerja. Pegawainya jg ramah2 dan sigap membantu 😊 ...	saya suka kopinya ruinc tmptx juga nyaman utk duduk lama sekadar ngobrol sama teman atau bekerja pegawainya jg ramah dan sigap membantu
1	Pelayanan kurang ramah, masa kasih asbak rokok main lempar trs waktu antar pesanan smbil ngerokok kurang etis bgt untuk sebuah usaha yg bergerak di bidang pelayanan	pelayanan kurang ramah masa kasih asbak rokok main lempar trs waktu antar pesanan smbil ngerokok kurang etis bgt untuk sebuah usaha yg bergerak di bidang pelayanan
2	Astaga. Kerennn. Sgt nyaman buat nongki jaman skrng 🙌👏 ...	astaga keren sgt nyaman buat nongki jaman skrng
3	Tempat ya nyaman untuk nongkrong sama teman teman	tempat ya nyaman untuk nongkrong sama teman teman
4	Salah satu tmpt favorit untuk nongkrong dan santai bersama keluarga, tmpt serta suasananya nyaman dan juga utk menu yg tersedia bervariasi.....	salah satu tmpt favorit untuk nongkrong dan santai bersama keluarga tmpt serta suasananya nyaman dan juga utk menu yg tersedia bervariasi

##### 4.2.2 Normalisasi

Tahap normalisasi mengubah kata *slang* menjadi kata baku dengan mencocokkan frekuensi kata-kata mirip dalam korpus. Proses ini dimulai dengan mengimpor dataset kata slang dan kata baku, yang kemudian dikonversi menjadi kamus untuk memetakan setiap kata *slang* ke padanan

bakunya. Teks ulasan yang telah dibersihkan diproses untuk mengganti kata slang dengan kata baku sesuai kamus, menghasilkan teks yang lebih formal dan konsisten, siap untuk analisis lebih lanjut.

Tabel 3. Normalisasi

No	Sebelum Normalisasi	Sesudah Normalisasi
0	saya suka kopinya ruinc tmptx juga nyaman utk duduk lama sekadar ngobrol sama teman atau bekerja pegawainya jg ramah dan sigap membantu	saya suka kopinya ruinc tempatnya juga nyaman untuk duduk lama sekadar mengobrol sama teman atau bekerja pegawainya juga ramah dan sigap membantu
1	pelayanan kurang ramah masa kasih asbak rokok main lempar trs waktu antar pesanan smbil ngerokok kurang etis bgt untuk sebuah usaha yg bergerak di bidang pelayanan	pelayanan kurang ramah masa kasih asbak rokok main lempar terus waktu antar pesanan sambil ngerokok kurang etis banget untuk sebuah usaha yang bergerak di bidang pelayanan
2	astaga keren sgt nyaman buat nongki jaman skrng	astaga keren sangat nyaman buat nongkrong jaman sekarang
3	tempat ya nyaman untuk nongkrong sama teman teman	tempat ya nyaman untuk nongkrong sama teman teman
4	salah satu tmpt favorit untuk nongkrong dan santai bersama keluarga tmpt serta suasananya nyaman dan juga utk menu yg tersedia bervariasi	salah satu tempat favorit untuk nongkrong dan santai bersama keluarga tempat serta suasananya nyaman dan juga untuk menu yang tersedia bervariasi

#### 4.2.3 Stopword Removal

Stopword adalah kata-kata umum yang sering muncul dalam teks namun tidak memiliki makna khusus. Tujuan stopwords removal adalah mengurangi ukuran kosakata dan fokus pada kata-kata yang lebih informatif. Proses ini dimulai dengan mengimpor daftar stopwords, yang dikonversi menjadi set berisi stopwords dalam huruf kecil. Teks ulasan yang telah dinormalisasi diproses untuk menghapus stopwords, kecuali kata negasi seperti "tidak," "kurang," "jangan," dan sejenisnya yang penting untuk analisis sentimen. Hasilnya adalah teks yang lebih bersih dan fokus, dengan kata-kata penting tetap dipertahankan untuk analisis lebih lanjut.

Tabel 4. Stopword removal

No	Sebelum Stopword	Sesudah Stopword
0	saya suka kopinya ruinc tempatnya juga nyaman untuk duduk lama sekadar mengobrol sama teman atau bekerja pegawainya juga ramah dan sigap membantu	suka kopinya ru inc tempatnya nyaman duduk mengobrol teman pegawainya ramah sigap membantu
1	pelayanan kurang ramah masa kasih asbak rokok main lempar terus waktu antar pesanan sambil ngerokok kurang etis banget untuk sebuah usaha yang bergerak di bidang pelayanan	pelayanan kurang ramah asbak rokok main lempar pesanan ngerokok kurang etis usaha bergerak bidang pelayanan
2	astaga keren sangat nyaman buat nongkrong jaman sekarang	astaga keren nyaman kumpul zaman
3	tempat ya nyaman untuk nongkrong sama teman teman	nyaman kumpul teman teman
4	salah satu tempat favorit untuk nongkrong dan santai bersama keluarga tempat serta suasananya nyaman dan juga untuk menu yang tersedia bervariasi	favorit kumpul santai keluarga suasananya nyaman menu tersedia bervariasi

#### 4.2.4 Tokenization

Proses tokenisasi dimulai dengan memecah teks ulasan yang telah dibersihkan dari stopwords menjadi unit-unit lebih kecil yang disebut token, biasanya berupa kata atau frasa. Ini memudahkan

analisis teks pada tingkat kata atau frasa, yang penting untuk klasifikasi teks dan pemrosesan bahasa alami lainnya.

Tabel 5. *Tokenization*

No	Sebelum <i>Tokenization</i>	Sesudah <i>Tokenization</i>
0	suka kopinya ru inc tempatnya nyaman duduk mengobrol teman pegawainya ramah sigap membantu	['suka', 'kopinya', 'ru', 'inc', 'tempatnya', 'nyaman', 'duduk', 'mengobrol', 'teman', 'pegawainya', 'ramah', 'sigap', 'membantu']
1	pelayanan kurang ramah asbak rokok main lempar pesanan ngerokok kurang etis usaha bergerak bidang pelayanan	['pelayanan', 'kurang_ramah', 'asbak', 'rokok', 'main', 'lempar', 'pesanan', 'ngerokok', 'kurang_etis', 'usaha', 'bergerak', 'bidang', 'pelayanan']
2	astaga keren nyaman kumpul zaman	['astaga', 'keren', 'nyaman', 'kumpul', 'zaman']
3	nyaman kumpul teman teman	['nyaman', 'kumpul', 'teman', 'teman']
4	favorit kumpul santai keluarga suasananya nyaman menu tersedia bervariasi	['favorit', 'kumpul', 'santai', 'keluarga', 'suasananya', 'nyaman', 'menu', 'tersedia', 'bervariasi']

#### 4.2.5 *Stemming*

*Stemming* adalah proses mengubah kata ke bentuk dasarnya dengan menghapus imbuhan, sehingga kata dengan akar yang sama diperlakukan sebagai satu kata. Dimulai dengan token dari teks ulasan yang telah ditokenisasi, setiap token diubah ke bentuk dasarnya menggunakan stemmer. Setelah semua token di-stem, mereka digabungkan kembali menjadi teks utuh. Hasilnya adalah teks yang disederhanakan, memudahkan analisis lanjutan seperti klasifikasi teks atau analisis sentimen.

Tabel 6. *Stemming*

No	Sebelum <i>Tokenization</i>	Sesudah <i>Tokenization</i>
0	['suka', 'kopinya', 'ru', 'inc', 'tempatnya', 'nyaman', 'duduk', 'mengobrol', 'teman', 'pegawainya', 'ramah', 'sigap', 'membantu']	suka kopi ru inc tempat nyaman duduk obrol teman pegawai ramah sigap bantu
1	['pelayanan', 'kurang_ramah', 'asbak', 'rokok', 'main', 'lempar', 'pesanan', 'ngerokok', 'kurang_etis', 'usaha', 'bergerak', 'bidang', 'pelayanan']	layan kurang ramah asbak rokok main lempar pesan ngerokok kurang etis usaha gerak bidang layan
2	['astaga', 'keren', 'nyaman', 'kumpul', 'zaman']	astaga keren nyaman kumpul zaman
3	['nyaman', 'kumpul', 'teman', 'teman']	nyaman kumpul teman teman
4	['favorit', 'kumpul', 'santai', 'keluarga', 'suasananya', 'nyaman', 'menu', 'tersedia', 'bervariasi']	favorit kumpul santai keluarga suasana nyaman menu sedia variasi

#### 4.3. *Filtering Data*

Dalam analisis ulasan *coffee shop*, penting untuk memfilter data agar lebih relevan. Ulasan dengan kurang dari empat kata disaring karena cenderung kurang informatif, dan baris data kosong atau bernilai NaN dihapus untuk menjaga dataset tetap bersih. Langkah ini memastikan hanya ulasan yang bermakna dan data yang lengkap yang dianalisis, meningkatkan kualitas hasil analisis dan evaluasi model. Data yang telah difilter digunakan untuk menilai seberapa baik model dalam mengidentifikasi sentimen, aspek, dan emosi, memberikan gambaran performa yang lebih akurat.

Tabel 7. *Filtering Data*

Jumlah dataset awal	Jumlah dataset sesudah filter
4319	2407

#### 4.4. *Pemodelan Topik*

##### 4.4.1 *Bag of Word*

*Bag of Words* (BoW) adalah metode merepresentasikan teks sebagai fitur numerik berdasarkan frekuensi kata tanpa memperhatikan tata bahasa atau urutan kata. Teks ulasan yang telah di-stem diubah menjadi format BoW dengan memecah teks menjadi daftar kata, membentuk kamus yang memetakan setiap kata unik ke ID numerik, dan mengonversi dokumen menjadi format numerik berdasarkan ID kata dan frekuensinya. Hasilnya diperiksa untuk memastikan keakuratan, menjadikan teks siap untuk analisis lanjutan seperti pemodelan topik atau klasifikasi.

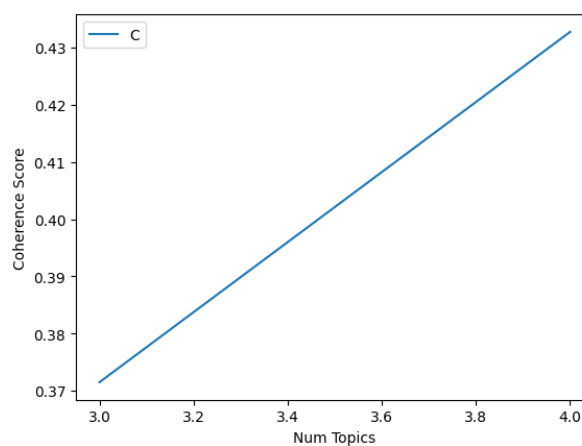
#### 4.4.2 Model LDA

Model LDA menghitung dan memvisualisasikan nilai koherensi untuk berbagai jumlah topik, membantu menentukan jumlah topik optimal. Grafik memplot nilai koherensi terhadap jumlah topik, dengan label dan legenda yang sesuai. Nilai koherensi dicetak hingga tiga desimal untuk setiap jumlah topik. Pemodelan ini membatasi maksimum lima topik, dengan minimum tiga topik dan penambahan satu topik per langkah. Hasil ini digunakan untuk memilih jumlah topik optimal dalam model LDA. Berikut ini hasil dari nilai koherensi pada setiap topik :

Tabel 8. Model LDA

Num Topics	Coherence Value
3	0.371
4	0.433

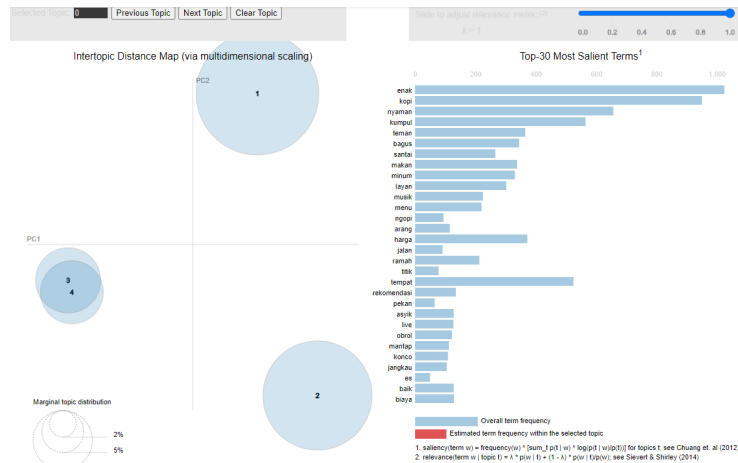
Setelah mendapatkan koherensi, selanjutnya ialah menampilkan data tersebut kedalam sebuah diagram grafik nilai koherensi yaitu dengan jumlah empat topik yang memiliki nilai koherensi yang tertinggi. Berikut ini tampilan grafik :



Gambar 2. Grafik hasil nilai koherensi

#### 4.4.3 Visualisasi Topik

Hasil dari model LDA sebelumnya akan divisualisasikan menggunakan pyLDAvis untuk menginterpretasikan topik-topik yang terbentuk berdasarkan kata-kata yang dibobot oleh LDA. Visualisasi ini akan menampilkan 4 topik dengan nilai koherensi tertinggi dari dataset ulasan yang telah diproses. Berikut adalah tampilan visualisasi model LDA :



Gambar 3. Visualisasi Topik

Berdasarkan visualisasi, kata-kata yang sering muncul pada setiap topik digunakan untuk menentukan aspek relevan dengan bantuan Generative AI (GEN AI). Berikut adalah hasilnya:

Tabel 9. Ekstraksi aspek tiap topik

Topik	Aspek	Kata Per Topik
1	Food and Drinks	"jarang", "jalan", "pekan", "es", "sekut", "susu", "goreng", "varian", "toko", "segar", "latte", "tonton", "mampir", "ringan", "standar", "tea", "coklat", "nasi", "pisang", "variatif", "ayam", "interior", "ada", "caramel", "acara", "vietnam", "kemarin", "green", "espresso", "gelas"
2	Ambience	"ngopi", "titik", "sudut", "lengkap", "kualitas", "coffee", "pakai", "cantik", "jangan", "baristanya", "khas", "belanja", "jenis", "juara", "hangout", "nama", "bar", "kasir", "bintang", "tutup", "terima", "bisnis", "bayar", "coffe", "langsung", "instagramable", "atas", "tinggal", "spesial", "sedap"
3	Service	"enak", "kopi", "tempat", "bagus", "makan", "minum", "layan", "ramah", "biaya", "baik", "kurang", "ruang", "parkir", "mahal", "kedai", "suasana", "ramai", "tambah", "harga", "pesan", "luas", "kelas", "pungut", "gambar", "bersih", "saji", "sesuai", "langgan", "duduk", "camil"
4	Place	"nyaman", "kumpul", "teman", "harga", "santai", "musik", "menu", "rekomendasi", "tempat", "asyik", "live", "obrol", "mantap", "konco", "jangkau", "murah", "suasana", "foto", "nikmat", "keluarga", "hotel", "amar", "kaki", "favorit", "kantong", "tugas", "lokasi", "keren", "sahabat", "kerja"

#### 4.5. Anotasi

##### 4.5.1. Anotasi Aspek

Anotasi aspek pada teks ulasan dimulai dengan membaca dataset, menghapus baris dengan teks yang hilang, dan mengubah teks menjadi vektor TF-IDF. Daftar kata kunci untuk aspek seperti *Food and Drinks*, *Ambience*, *Place*, dan *Service* diperoleh dari teknik topic modeling LDA. Generative AI digunakan untuk memetakan kata kunci ke aspek yang relevan. *Cosine similarity* dihitung antara vektor ulasan dan vektor kata kunci untuk menentukan aspek yang paling relevan. Hasilnya disimpan dalam DataFrame dan file Excel, dengan aspek terpenting untuk setiap ulasan dicatat. Integrasi LDA dan AI generatif meningkatkan akurasi penentuan aspek, memberikan analisis yang lebih mendalam untuk ulasan *coffee shop*.



Tabel 10. Hasil anotasi aspek

review_clean	Food and Drinks	Ambience	Service	Place	Aspect
suka kopi ru inc tempat nyaman duduk obrol teman pegawai ramah sigap bantu	0.0	0.0	0.092981	0.085608	Service
layan kurang ramah asbak rokok main lempar pesan ngerokok kurang etis usaha gerak bidang layan	0.0	0.0	0.116558	0.000000	Service
astaga keren nyaman kumpul zaman	0.0	0.0	0.000000	0.119394	Place
nyaman kumpul teman teman	0.0	0.0	0.000000	0.178249	Place
favorit kumpul santai keluarga suasana nyaman menu sedia variasi	0.0	0.0	0.043576	0.294955	Place

#### 4.5.2. Anotasi Sentimen

Proses anotasi sentimen menggunakan model RoBERTa yang disesuaikan untuk bahasa Indonesia, yaitu Indonesian-RoBERTa-Base-Sentiment-Classifer. Model ini mengklasifikasikan sentimen teks ulasan ke dalam label "positive", "negative", atau "neutral". Teks dianalisis, menghasilkan label sentimen dan skor kepercayaan. Hasil anotasi kemudian ditambahkan ke data ulasan untuk memberikan wawasan tentang sentimen setiap ulasan.

Tabel 11. Hasil anotasi sentimen

review_clean	Sentiment	Score
suka kopi ru inc tempat nyaman duduk obrol teman pegawai ramah sigap bantu	positive	0.999095
layan kurang ramah asbak rokok main lempar pesan ngerokok kurang etis usaha gerak bidang layan	negative	0.999177
astaga keren nyaman kumpul zaman	positive	0.998867
nyaman kumpul teman teman	positive	0.998671
favorit kumpul santai keluarga suasana nyaman menu sedia variasi	positive	0.999345

#### 4.5.3. Anotasi Emosi

Algoritma anotasi emosi menggunakan NRC Lexicon untuk bahasa Indonesia mencakup emosi seperti anger, anticipation, disgust, fear, joy, sadness, surprise, dan trust. Setiap ulasan dianalisis berdasarkan kata-kata dalam lexicon, dengan skor emosi diinisialisasi dari nol dan dinormalisasi. Emosi dominan ditentukan berdasarkan skor tertinggi dan prioritas. Sentimen ulasan dipetakan ke emosi dominan, valence, arousal, dan kepuasan pelanggan menggunakan peta valence-arousal dan emosi-ke-kepuasan. Hasilnya adalah dataset berisi label emosi, valence, arousal, dan kepuasan, untuk analisis lebih lanjut.

Tabel 12. Hasil anotasi emosi

review_clean	Emotion_Label	Valence	Arousal	Customer Satisfaction
suka kopi ru inc tempat nyaman duduk obrol teman pegawai ramah sigap bantu	Joy	Positive	High	Satisfied
layan kurang ramah asbak rokok main lempar pesan ngerokok kurang etis usaha gerak bidang layan	Anger	Negative	High	Very Dissatisfied
astaga keren nyaman kumpul zaman	Joy	Positive	High	Satisfied

nyaman kumpul teman teman	Joy	Positive	High	Satisfied
favorit kumpul santai keluarga suasana nyaman menu sedia variasi	Joy	Positive	High	Satisfied

#### 4.6. Evaluasi Model

##### 4.6.1. Model LSTM

Pada evaluasi model LSTM, dataset berisi ulasan yang dilabeli berdasarkan emosi (*joy, sadness, fear, disgust, anger, anticipation, trust, surprise, neutral*), aspek (*Food and Drinks, Ambience, Place, Service*), dan 258sentiment (*positive, negative, neutral*). Model dilatih untuk mengklasifikasikan teks dalam 258sentimen kategori emosi, tiga aspek, dan tiga 258sentiment. Kinerja dievaluasi menggunakan *confusion matrix*, kurva ROC, dan *classification report* untuk *precision, recall*, dan *F1 score*, memberikan gambaran menyeluruh tentang efektivitas model.

Tabel 13. Evaluasi Model LSTM

Splitting Data (90:10)				
Anotasi	Metrik			
	Balanced Accuracy	Precesion	Recall	F1-Score
Aspek	88%	88%	88%	87%
Sentiment	97%	97%	97%	97%
Emosi	97%	97%	97%	97%
Splitting Data (80:20)				
Anotasi	Metrik			
	Balanced Accuracy	Precesion	Recall	F1-Score
Aspek	90%	89%	89%	89%
Sentiment	97%	97%	97%	97%
Emosi	97%	97%	97%	97%

Hasil kurva ROC menggunakan model LSTM saat evaluasi menggunakan *splitting* data 90:10 aspek memperoleh 94-99%, sentiment 98-99%, untuk kelas positive mendapatkan 98% dan 99% untuk kelas negative dan neutral dan emosi 99-100% untuk kelas joy dan anticipation mendapatkan 99% dan emosi yang lainnya 100%. Untuk evaluasi menggunakan *splitting* data 80:20 aspek mendapatkan 94% dan 98% untuk kelas place dan service 94%, kelas *food and drinks* 98%, sentiment 98-99% dan emosi 99-100% untuk kelas joy dan anticipation mendapatkan 99% dan emosi yang lainnya 100%.

Hasil *classification report* LSTM untuk nilai *weighted average* nya menunjukkan hasil yang sama seperti hasil *balanced* akurasi nya yaitu aspek 88% dan 90%, sentiment 97% serta emosi 97%, yang bertujuan untuk membantu dalam menilai kekuatan dan kelemahan model di masing-masing kategori, memberikan gambaran menyeluruh tentang bagaimana model berfungsi dan area mana yang mungkin perlu ditingkatkan.

##### 4.6.2. Model BERT

Model BERT yang disesuaikan untuk klasifikasi sentimen, emosi, dan aspek pada teks bahasa Indonesia dievaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Evaluasi sentimen mengukur kemampuan model dalam mengenali sentimen positif, negatif, atau netral. Evaluasi aspek fokus pada identifikasi kategori seperti *Food and Drinks, Ambience, Place, dan Service*. Evaluasi emosi menilai kemampuan model dalam mengklasifikasikan emosi seperti *joy, sadness, fear*, dan lainnya. Kurva ROC memberikan wawasan tambahan tentang konsistensi model di berbagai ambang batas. Hasil evaluasi ini menunjukkan efektivitas model dalam memahami berbagai nuansa teks.

Tabel 14. Evaluasi model BERT

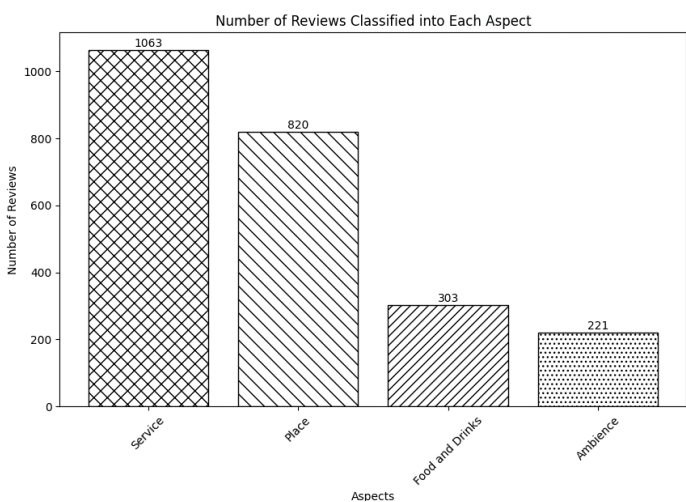
Splitting Data (90:10)				
Anotasi	Metrik			
	Balanced Accuracy	Precesion	Recall	F1-Score
Aspek	94%	94%	94%	94%
Sentiment	99%	99%	99%	99%
Emosi	99%	99%	99%	99%
Splitting Data (80:20)				
Anotasi	Metrik			
	Balanced Accuracy	Precesion	Recall	F1-Score
Aspek	92%	92%	92%	92%
Sentiment	98%	98%	98%	98%
Emosi	99%	99%	99%	99%

Pada kurva ROC menggunakan model LSTM saat evaluasi menggunakan *splitting* data 90:10 aspek menyampai 98-100% , sentiment 100% dan emosi 99-100% untuk kelas *joy* memperoleh 99% sisanya memperoleh 100%. Untuk evaluasi menggunakan *splitting* data 80:20 aspek memperoleh 98% untuk kelas *place* dan *service*, 100% untuk *food and drinks*, sentiment 100% dan emosi 99-100% untuk kelas *anger* memperoleh 99% dan kelas yang lain 100%.

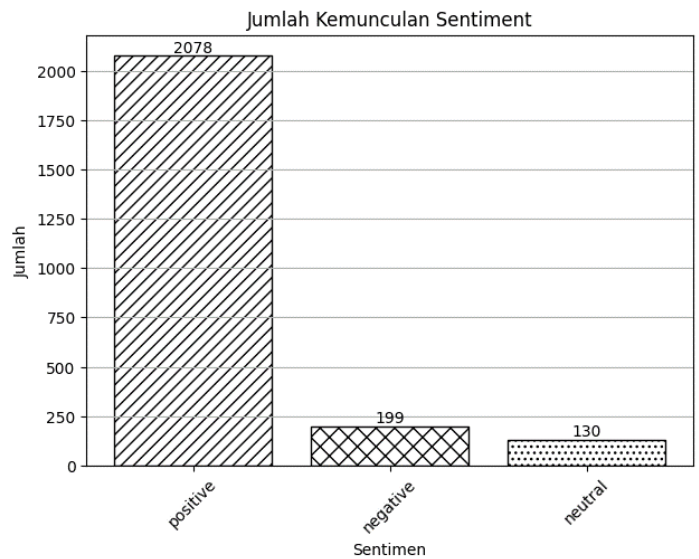
Hasil *classification report* BERT untuk nilai *weighted average* nya menunjukkan hasil yang sama seperti hasil *balanced* akurasi nya yaitu aspek 94% dan 92%, sentiment 99% dan 98% serta emosi 99%, yang bertujuan untuk membantu dalam menilai kekuatan dan kelemahan model di masing-masing kategori, memberikan gambaran menyeluruh tentang bagaimana model berfungsi dan area mana yang mungkin perlu ditingkatkan.

#### 4.7. Visualisasi Data dan Hasil

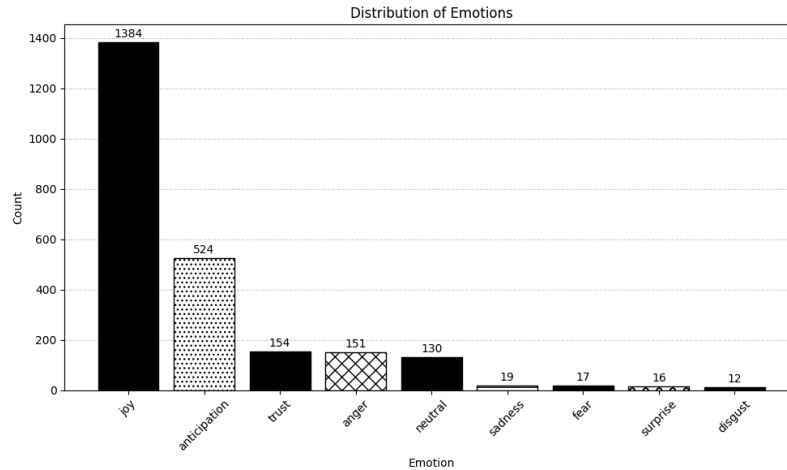
Pada visualisasi data dan hasil menunjukkan distribusi aspek, sentiment dan emosi yaitu distribusi aspek ini akan menampilkan hasil klasifikasi aspek yang terdiri dari *Food and Drinks*, *Ambience*, *Place*, dan *Service*, klasifikasi sentiment terdiri dari positive, negative dan neutral. Klasifikasi emosi terdiri dari *joy*, *anticipation*, *trust*, *anger*, *neutral*, *sadness*, *fear*, *surprise* dan *disgust*.



Gambar 4. Distribusi aspek



Gambar 5. Distribusi sentimen



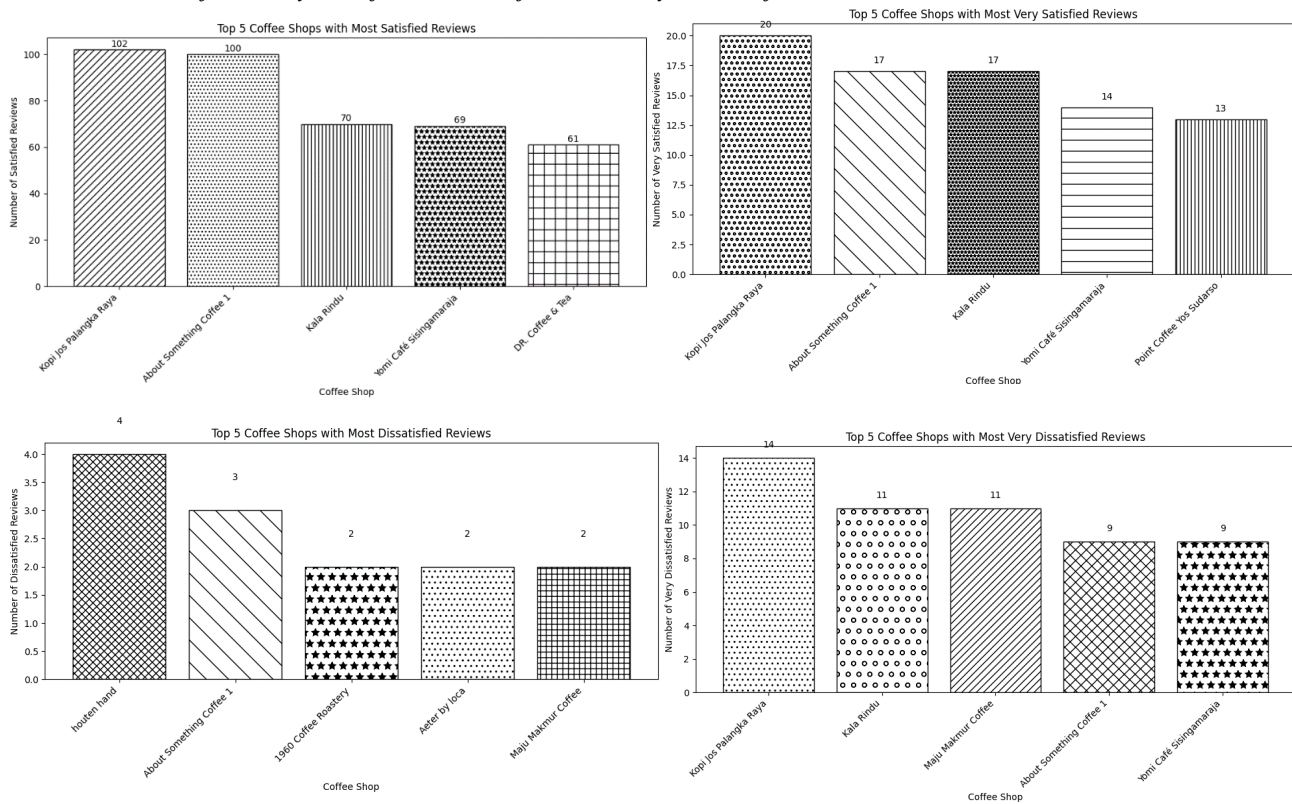
Gambar 6. Distribusi emosi

Berikut ini tampilan distribusi emosi dan sentimen berdasarkan aspek menunjukkan persentase berbagai sentimen dan emosi yang diekspresikan dalam tweet mengenai empat aspek: *Ambience, Food and Drinks, Place, dan Service*.

Aspect	negative	neutral	positive	anger	anticipation	disgust	fear	joy	neutral	sadness	surprise	trust
Ambience	13.57%	12.67%	73.76%	7.69%	28.96%	2.71%	1.81%	39.82%	12.67%	1.36%	0.45%	4.52%
Food and Drinks	7.92%	10.89%	81.19%	7.26%	32.34%	0.33%	0.33%	44.55%	10.89%	0.00%	0.99%	3.30%
Place	2.56%	2.80%	94.63%	1.83%	19.51%	0.00%	0.00%	67.44%	2.80%	0.73%	0.24%	7.44%
Service	11.67%	4.33%	84.01%	9.13%	19.00%	0.47%	1.13%	57.20%	4.33%	0.94%	0.94%	6.87%

Gambar 7. Distribusi Emosi dan Sentimen Berdasarkan Aspek

Berikut ini tampilan hasil distribusi *coffee shop* berdasarkan *customer satisfaction* yang terdiri dari *satisfied, very satisfied, dissatisfied* dan *very dissatisfied*.



Gambar 8. Distribusi *coffee shop* berdasarkan *customer satisfaction*

Berikut ini hasil distribusi *coffee shop* berdasarkan *sustomer satisfaction* dan waktu yang terdiri dari *satisfied*, *very satisfied*, *dissatisfied* dan *very dissatisfied* serta *range* waktunya dari tahun 2018 – 2024.

Best Coffee Shops per Year (Up to 2024):				Coffee Shops for Dissatisfaction (Up to 2024):			
Year	Coffee Shop	Customer_Satisfaction	Count	Year	Coffee Shop	Customer_Satisfaction	Count
2017	Kopi Jos Palangka Raya	Satisfied	5	2018	Kopi Jos Palangka Raya	Dissatisfied	2
2017	Kopi Jos Palangka Raya	Very Satisfied	1	2018	Kopi Jos Palangka Raya	Very Dissatisfied	3
2018	Kopi Jos Palangka Raya	Satisfied	23	2019	Kopi Jos Palangka Raya	Dissatisfied	6
2018	Kopi Jos Palangka Raya	Very Satisfied	6	2019	Yomi Café Sisingamaraja	Very Dissatisfied	2
2019	Kopi Jos Palangka Raya	Satisfied	40	2020	About Something Coffee 1	Dissatisfied	14
2019	Point Coffee Yos Sudarso	Very Satisfied	5	2020	About Something Coffee 1	Very Dissatisfied	3
2020	About Something Coffee 1	Satisfied	40	2021	About Something Coffee 1	Dissatisfied	6
2020	Neverland Indonesia	Very Satisfied	6	2021	About Something Coffee 1	Very Dissatisfied	2
2021	Long Life Coffee	Satisfied	23	2022	About Something Coffee 1	Dissatisfied	5
2021	point coffee rta milono	Very Satisfied	5	2022	Point Coffee Yos Sudarso	Very Dissatisfied	3
2022	Tentang Kopi	Satisfied	28	2023	Nanika Coffee	Dissatisfied	5
2022	About Something Coffee 1	Very Satisfied	5	2023	Night Waltz Coffee	Very Dissatisfied	3
2023	Kala Rindu	Satisfied	22	2024	Maju Makmur Coffee	Dissatisfied	10
2023	About Something Coffee 1	Very Satisfied	4	2024	houten hand	Very Dissatisfied	4
2024	Night Waltz Coffee	Satisfied	23				
2024	Kala Rindu	Very Satisfied	9				

Gambar 9. *Coffee Shop* Berdasarkan *Customer Satisfaction* dan Waktu

Data *coffee shop* berdasarkan distribusi *customer satisfaction* dan waktu menunjukkan perkembangan tingkat kepuasan dan ketidakpuasan pelanggan di berbagai *coffee shop* dari 2017 hingga 2024. "Kopi Jos Palangka Raya" dan "About Something Coffee 1" mendapatkan banyak ulasan positif, sementara "Kala Rindu" menonjol pada 2023, dan "Night Waltz Coffee" serta "Kala Rindu" pada 2024. Namun, beberapa *coffee shop*, seperti "About Something Coffee 1" dan "Point Coffee Yos Sudarso," juga mengalami ketidakpuasan pada beberapa tahun. Data ini membantu mengidentifikasi area perbaikan untuk meningkatkan kepuasan pelanggan di masa mendatang.

## 5. KESIMPULAN

Hasil analisis menunjukkan bahwa model BERT secara signifikan unggul dibandingkan model LSTM dalam klasifikasi aspek, sentimen, dan emosi. Model BERT mencapai akurasi tertinggi untuk aspek (94%), sentimen (99%), dan emosi (99%) dengan rasio pembagian data 90:10, dan tetap konsisten dengan akurasi tinggi pada rasio 80:20. Sementara itu, model LSTM menunjukkan akurasi 88% untuk aspek, serta 97% untuk sentimen dan emosi. Evaluasi kurva ROC menegaskan keunggulan BERT yang mencapai akurasi 100% dalam klasifikasi emosi dan sentimen, dan hampir sempurna dalam aspek, meskipun ada sedikit penurunan pada kategori Service dengan rasio 80:20. BERT menawarkan hasil yang lebih konsisten dan superior dibandingkan LSTM dalam membedakan kelas-kelas, seperti yang ditunjukkan dalam *classification report* yang menunjukkan nilai *weighted average* tertinggi di semua kategori untuk BERT. Hasil ini menggarisbawahi kemampuan BERT dalam menangkap konteks teks yang lebih kompleks dan memberikan performa yang lebih stabil serta akurat dibandingkan dengan LSTM.

## 6. DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Imron, E. I. Setiawan, J. Santoso, and M. H. Purnomo, "Aspect Based Sentiment Analysis Marketplace Product Reviews Using BERT, LSTM, and CNN," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 7, no. 3, pp. 586–591, 2023.
- [2] H. C. Morama, D. E. Ratnawati, and I. Arwani, "Analisis Sentimen berbasis Aspek terhadap Ulasan Hotel Tentrem Yogyakarta menggunakan Algoritma Random Forest Classifier," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 6, no. 4, pp. 1702–1708, 2022.
- [3] H. M. Ritonga, D. N. Pane, and C. A. A. Rahmah, "Pengaruh Kualitas Pelayanan Dan Emosional Terhadap Kepuasan Pelanggan Pada Honda Idk 2 Medan," *Jumant*, vol. 12, no. 2, pp. 30–44, 2020.

- 
- [4] A. Raup, W. Ridwan, Y. Khoeriyah, S. Supiana, and Q. Y. Zaqiah, "Deep Learning dan Penerapannya dalam Pembelajaran," *JIP-Jurnal Ilmiah Ilmu Pendidikan*, vol. 5, no. 9, pp. 3258–3267, 2022.
  - [5] G. Setiawan, H. N. Palit, and E. Setyati, "Aspect Based Sentiment Analysis pada Layanan Umpan Balik Universitas dengan Menggunakan Metode Naïve Bayes dan Latent Semantic Analysis," *Jurnal Infra*, vol. 7, no. 1, pp. 170–174, 2019.
  - [6] D. Adimanggala, F. A. Bachtiar, and E. Setiawan, "Evaluasi Topik Tersembunyi Berdasarkan Aspect Extraction menggunakan Pengembangan Latent Dirichlet Allocation," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 5, no. 3, pp. 511–519, 2021.
  - [7] D. Alita and A. R. Isnain, "Pendeteksian Sarkasme pada Proses Analisis Sentimen Menggunakan Random Forest Classifier," *Jurnal Komputasi*, vol. 8, no. 2, pp. 50–58, 2020.
  - [8] A. Mukti, A. D. Hadiyanti, A. Nurlaela, and J. Panjaitan, "Sistem Analisa Sentiment Bakal Calon Presiden 2024 Menggunakan Metode NLP Berbasis Web," *SOSCIED*, vol. 6, no. 1, pp. 128–140, 2023.
  - [9] H.-Y. Yu, Y.-G. Cheong, and B.-C. Bae, "Extracting and Clustering of Story Events from a Story Corpus.," *KSII Transactions on Internet & Information Systems*, vol. 15, no. 10, 2021.
  - [10] A. F. Fazri, R. Arifin, and A. B. Primanto, "Pengaruh Visual Merchandising, Potongan Harga, Kualitas Layanan, Dan Store Atmosphere Terhadap Impulse Buying Melalui Emosi Positif Sebagai Variabel Mediasi Pada Pembeli Toko Paradise (Studi Kasus Pada Masyarakat Kelurahan Sisir)," *E-JRM: Elektronik Jurnal Riset Manajemen*, vol. 9, no. 08, 2020.
  - [11] M. F. Rizkilloh and S. Widiyanesti, "Prediksi Harga Cryptocurrency Menggunakan Algoritma Long Short Term Memory (LSTM)," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 6, no. 1, pp. 25–31, 2022.
  - [12] B. A. H. Kholifatullah and A. Prihanto, "Penerapan Metode Long Short Term Memory Untuk Klasifikasi Pada Hate Speech," *Journal of Informatics and Computer Science (JINACS)*, pp. 292–297, 2023.
  - [13] D. Pradipta, K. Kusriani, and H. Al Fatta, "Sentiment Analysis Comments Covid-19 Variant Omicron on Social Media Instagram with Bidirectional Encoder from Transformers (BERT)," *JTECS: Jurnal Sistem Telekomunikasi Elektronika Sistem Kontrol Power Sistem dan Komputer*, vol. 3, no. 1, pp. 51–58, 2023.
  - [14] B. Kurniawan, A. A. Aldino, and A. R. Isnain, "Sentimen Analisis Terhadap Kebijakan Penyelenggara Sistem Elektronik (Pse) Menggunakan Algoritma Bidirectional Encoder Representations From Transformers (Bert)," *J. Teknol. dan Sist. Inf*, vol. 3, no. 4, pp. 98–106, 2022.
-