

## **ANALISIS SENTIMEN ULASAN REVIEW APLIKASI MYTELKOMSEL, INDOSATM3 DAN MYXL DI GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN METODE BERT**

### ***SENTIMENT ANALYSIS OF MYTELKOMSEL, INDOSATM3 AND MYXL APPLICATION REVIEWS ON GOOGLE PLAY STORE USING THE BERT METHOD***

**Dybio Dompu Hot Asih, Lindung Parningotan Manik**

Magister Ilmu Komputer Universitas Nusa Mandiri, Magister Ilmu Komputer Universitas Nusa Mandiri

dybio.dompu@gmail.com, lindung.lpm@nusamandiri.ac.id

#### **ABSTRAK**

Aplikasi seluler dari penyedia layanan telekomunikasi, seperti MyTelkomsel, IndosatM3, dan MyXL, semakin penting dalam kehidupan sehari-hari konsumen. Pengguna sering meninggalkan ulasan dan penilaian di platform seperti Google PlayStore, yang dapat menjadi sumber informasi berharga bagi perusahaan untuk meningkatkan kualitas layanan. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi MyTelkomsel, IndosatM3, dan MyXL di Google PlayStore menggunakan BERT. Penelitian ini dilakukan untuk analisa sentimen terhadap aplikasi MyTelkomsel, IndosatM3 dan MyXl di Google Play Store. Data review komentar diambil dari fitur komentar yang ada di Google Play Store menggunakan teknik scrapping. Data yang digunakan berjumlah 600 records. Hasil dari analisa sentimen dapat dimanfaatkan untuk melihat respon pengguna MyTelkomsel, IndosatM3 dan MyXl lalu pengembang bisa memaksimalkan fitur yang dirasa kurang oleh pengguna. Model dan metode yang digunakan adalah model pre- trained BERT. Dalam penelitian ini, kami mengumpulkan data ulasan dari ketiga aplikasi tersebut dan mengklasifikasikannya ke dalam tiga kategori sentimen utama: positif, negatif, dan netral. Model BERT dilatih untuk mengenali pola dalam ulasan tersebut dan mengklasifikasikan sentimen dengan akurasi yang tinggi.

**Kata Kunci:** Analisis Sentimen, Klasifikasi Sentimen, Ulasan Pengguna MyTelkomsel, IndosatM3 dan MyXL, Model Transformasi, BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers)

#### **ABSTRACT**

Mobile applications from telecommunications service providers, such as MyTelkomsel, IndosatM3, and MyXL, are increasingly important in consumers' daily lives. Users often leave reviews and ratings on platforms like Google PlayStore, which can be a valuable source of information for companies to improve service quality. This research aims to conduct sentiment analysis of user reviews of the MyTelkomsel, IndosatM3, and MyXL applications on Google PlayStore using BERT. This research was conducted to analyze sentiment towards the MyTelkomsel, IndosatM3 and MyXl applications on the Google Play Store. Comment review data is taken from the comments feature in the Google Play Store using scrapping techniques. The data used is 600 records. The results of sentiment analysis can be used to see the responses of MyTelkomsel, IndosatM3 and MyXl users and then developers can maximize features that users feel are lacking. The model and method used is a pre-trained BERT model. In this study, we collected review data from these three apps and classified them into three main sentiment categories: positive, negative, and neutral. The BERT model is trained to recognize patterns in these reviews and classify sentiment with high accuracy.

**Keyword:** Sentiment Analysis, Sentiment Classification, MyTelkomsel, IndosatM3 and MyXL User Reviews, Transformation Model, BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers)

## **PENDAHULUAN**

### **1.1. Latar Belakang Penulisan**

Dalam perkembangan teknologi dan peningkatan jumlah pengguna smartphone di Indonesia telah memicu kebutuhan yang

tinggi akan layanan operator telekomunikasi yang andal dan efisien. Operator seluler menggunakan jaringan koneksi seluler seperti 4G atau 5G untuk terhubung dengan internet. Telkomsel, IndosatM3 dan XL merupakan *Internet*

*Service Provider* (ISP) atau Penyedia Layanan Internet yang memiliki kecepatan tertinggi di Indonesia nomor satu dan dua. Aplikasi seperti MyTelkomsel, IndosatM3, dan MyXL menjadi alat penting bagi pelanggan untuk mengakses layanan seperti pembelian pulsa, cek kuota, pembayaran tagihan, dan lain-lain. Sebagai akibatnya, banyak pengguna memberikan ulasan mereka melalui platform seperti Google Play Store untuk berbagi pengalaman terkait kinerja aplikasi tersebut.

Di dalam ulasan pelanggan ini menjadi salah satu sumber data penting untuk memahami sentimen pengguna terhadap aplikasi yang disediakan oleh perusahaan telekomunikasi. Sentimen ini dapat mencerminkan seberapa baik aplikasi memenuhi kebutuhan pengguna, serta potensi perbaikan yang diperlukan. Namun, analisis manual terhadap ribuan ulasan pengguna menjadi tantangan besar karena volume data yang sangat besar dan kompleksitas dalam memahami emosi dan opini yang disampaikan dalam teks.

Dengan demikian, metode analisis sentimen berbasis Natural Language Processing (NLP) menjadi solusi efektif. Salah satu model terdepan yang digunakan dalam NLP adalah BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers), yang dikenal karena kemampuannya dalam memahami konteks dan nuansa dalam teks melalui pemrosesan dua arah. BERT memungkinkan analisis sentimen yang lebih akurat dan mendalam dengan mempertimbangkan konteks penuh dari setiap kalimat, dibandingkan dengan model tradisional yang hanya menganalisis satu arah.

Terdapat beberapa penelitian sebelumnya yang sudah melakukan klasifikasi sentimen terhadap ulasan pengguna secara daring. Menggunakan pendekatan *Multinomial Naïve Bayes*, penelitian Raden Mas Rizqi Wahyu

Panca Kusuma Atmaja, melakukan analisis sentimen customer review aplikasi ruangguru menghasilkan presisi dan recall yakni 98,9% dan nilai akurasi 99%. Penelitian Vidya Chandradev metode *fine-tuning* pada model *deep learning* BERT, khususnya SmallBERT dapat digunakan untuk klasifikasi sentiment dengan hasil yang baik tanpa banyak *preprocessing*. Dalam studi yang dilakukan oleh Alex Sander Prasetya Braja. Hasil terbaik diperoleh dengan model IndoBERTBASE dengan akurasi tertinggi sebesar 94%, menggunakan *hyperparameters* yaitu *learning rate* 0,00002, *batch size* 32, jumlah *epoch* 5 dan waktu pelatihan 12 menit. Dari penelitian yang sudah ada sebelumnya, penulis mengambil metode *machine learning* menggunakan BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) untuk mengklasifikasikan sentimen, sehingga penelitian ini bertujuan untuk membandingkan 3 kelas berdasarkan hasil klasifikasi pada 3 provider internet aplikasi MyTelkomsel, IndosatM3 dan Myxl dengan sumber data teks dari google play store berdasarkan review ulasan pengguna dalam kualitas penggunaan internet Telkomsel, IndosatM3 dan XL.

Dengan menggunakan model BERT, penulis bertujuan untuk melakukan analisis sentimen terhadap ulasan aplikasi MyTelkomsel, IndosatM3, dan MyXL di Google PlayStore. Hasil analisis ini diharapkan dapat memberikan wawasan yang lebih dalam mengenai persepsi pengguna terhadap aplikasi-aplikasi tersebut, membantu perusahaan telekomunikasi dalam meningkatkan kualitas layanan, serta mendukung pengambilan keputusan yang lebih tepat berdasarkan data sentimen pelanggan.

Pada umumnya pengguna internet di Indonesia setiap tahunnya terus bertambah. Dan berdasarkan *report* dari

Asosiasi Penyelenggara Jasa Internet Indonesia, pada tahun 2022 pengguna internet mencapai 210 juta atau setara dengan 77% dari penduduk Indonesia. Layanan internet disediakan oleh *Internet Service Provider (ISP)* yang pada umumnya juga merupakan perusahaan operator seluler. Penyedia Provider layanan internet seperti Indihome, First Media, dan Biznet sedangkan operator seluler yang menyediakan jasa layanan internet seperti Telkomsel, Indosat dan XL. Telkomsel merupakan operator penyedia internet terbesar di Indonesia dan di ikuti oleh Indosat. XL menjadi provider yang memiliki kecepatan unduhan tertinggi di Indonesia dan diikuti oleh Telkomsel, namun Telkomsel memberikan cakupan yang lebih luas dan pengalaman lebih baik dibandingkan XL. Penyedia layanan internet membentuk masyarakat lebih aktif dalam menggunakan berbagai layanan yang ada di Internet seperti *video streaming, video conference, dan social media*. Sosial media menghasilkan Big Data yang dapat ditambang untuk menghasilkan wawasan mendalam terhadap suatu fenomena dengan mengolah data dalam bentuk teks melalui analisis sentiment[1-5].

Analisis Sentimen adalah suatu teknik mengekstrak data teks untuk mendapatkan informasi tentang sentimen bernilai positif, netral maupun negatif. Analisis sentimen diberikan oleh pengguna internet pada media sosial untuk memberikan suatu penilaian atau opini pribadi. Analisis sentimen merupakan bidang studi yang berkaitan dengan *Natural Language Processing* dengan menilai pandangan, opini, dan emosi terhadap suatu peristiwa atau masalah yang telah terjadi. Melakukan ekstraksi pada data teks untuk mengetahui pandangan kesukaan atau ketidaksukaan dari pengguna terhadap suatu fenomena. Pandangan pengguna

yang unik ini dapat dimanfaatkan oleh industri untuk menentukan apakah produk mereka disukai oleh masyarakat atau tidak. Metode sentimen analisis menggunakan 2 pendekatan yaitu pendekatan machine learning dan lexicon based[6-7].

Melakukan analisis sentimen secara umum melalui tiga tahapan yaitu tahapan preprocessing, *feature extraction* atau *feature selection*, dan algoritma pembelajaran. Tahap preprocessing dilakukan seperti *case folding, tokenisasi, stemming, normalisasi, removing stopword, dan generate n-grams*. Tahap selanjutnya dilakukan *feature extraction* atau *feature selection*, proses ini melakukan pemilihan dan mengekstraksi nilai-nilai penting pada fitur kata. Kemudian akan dibawa ke dalam model pembelajaran seperti *Naïve Bayes*. Model pembelajaran yang digunakan bergantung pada studi kasus dikarenakan setiap model mempengaruhi tingkat *accuracy, precision, recall, dan f1-score*[8-9].

## **BERT**

BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) adalah model bahasa yang revolusioner dalam pemrosesan bahasa alami, mengandalkan encoder untuk menghasilkan representasi kontekstual dari teks input[10]. Melalui pendekatan tokenisasi, embedding, dan attention mechanisms pada setiap layer transformer, BERT memungkinkan pemahaman hubungan antar kata secara mendalam dan bidireksional. Keunikan BERT terletak pada kemampuannya untuk memproses konteks dari kedua arah, menciptakan representasi vektor yang kaya makna. Model ini telah menjadi pionir dalam transfer learning di NLP, memungkinkan pemanfaatan representasi umum pada tugas-tugas khusus setelah proses pelatihan. Dengan demikian, BERT mengubah paradigma pemrosesan bahasa alami, membuka pintu untuk aplikasi yang

Predicted	Actual	
	Positive	Negative
Positive	TP	FP
Negative	FN	TN

lebih canggih seperti klasifikasi teks, analisis sentimen, dan pemahaman bahasa yang lebih kontekstual[11].

### Confusion Matrix

Hasil dari kinerja model klasifikasi dievaluasi menggunakan confusion matrix seperti akurasi, precision, recall, specificity, dan F1 score [12]. Tabel 1 menunjukkan struktur confusion matrix.

Tabel 1. Confusion Matrix

Penelitian ini menggunakan akurasi untuk mengukur seberapa akurat model dapat mengklasifikasikan data dengan benar.

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{FP} + \text{FN} + \text{TN}}$$

Precision menggambarkan tingkat keakuratan antara data prediksi benar positif yang diminta dengan hasil prediksi yang diberikan oleh model.

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}}$$

Recall menggambarkan keberhasilan model dalam menemukan kembali sebuah informasi.

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}}$$

F1 score merupakan perbandingan rata-rata precision dan recall yang dibobotkan.

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

### METODE

Pada penelitian ini menggunakan algoritma BERT melalui pendekatan metodologi CRISP-DM yang merupakan proses standar terbuka lintas industri untuk penambangan data, metode ini paling banyak digunakan karena penerapannya yang cukup efektif dan memiliki langkah-langkah yang *applicable* (mudah diterapkan)[13-17].

Urutan langkah-langkah metodologi CRISP-DM akan dijelaskan melalui bagan sebagai berikut:

#### A. Pemahaman Bisnis & Pemahaman Data

Pada tahap pertama terdapat *business understanding* (pemahaman bisnis) dan *data understanding* (pemahaman data). Pemahaman bisnis membahas terkait tujuan dilakukannya penelitian pada aplikasi MyTelkomsel, IndosatM3 dan MyXL, disamping itu pemahaman data membahas terkait sumber data dan jumlah data yang akan dimasukkan ke dalam model untuk tujuan penelitian sentimen analisis *review* komentar aplikasi MyTelkomsel, IndosatM3 dan MyXL menggunakan metode BERT[18].

#### 1. Pemahaman Bisnis:

Aplikasi MyTelkomsel, IndosatM3 dan MyXL adalah aplikasi yang dibuat oleh masing-masing provider untuk mempermudah para pengguna provider itu sendiri. Fokus peneliti terletak di analisa sentimen review komentar MyTelkomsel, IndosatM3 dan MyXL pada platform Google Play Store. Analisa sentimen dilakukan agar dapat mengidentifikasi dan mengklasifikasi komentar mana yang dianggap positif, negatif ataupun netral[19-20].

## 2. Pemahaman Data

Tahap selanjutnya adalah Pemahaman Data. Hal ini penting dilakukan agar data yang akan digunakan dalam penelitian sentimen analisis review komentar pada aplikasi MyTelkomsel, IndosatM3 dan MyXL di platform Google Play Store. Tahap pemahaman data sangat berpengaruh terhadap hasil luaran sentimen analisis. Pada proses *machine learning* sentimen analisis seringkali dijumpai data yang tidak konsisten, memiliki *nan-values*, dan masih banyak anomali anomali yang dapat mengganggu proses pelatihan model sentimen analisis. Terdapat beberapa aspek pemahaman terkait pemahaman data yang telah dijelaskan pada alur diatas. Aspek pertama yakni:

### a. Sumber Data:

Pada penelitian ini Data yang akan di *scraping*(diambil) berasal dari platform Google Play Store. Dimana Platform ini sudah dipercaya bagi pengguna smartphone android untuk mengunduh dan mengunggah aplikasi.

### b. Jumlah data:

Jumlah data yang akan di *scraping* kurang lebih sekitar 600 *records* yang terdiri dari rating 1-5 pada platform Google Play Store. Peneliti mengambil data dengan jumlah besar karena pada tahap persiapan data akan banyak data yang akan dihapus karena dianggap terlalu banyak

mengandung karakter yang tidak bisa dimasukkan ke dalam model, tidak dapat dilakukan pembersihan(*cleaning*).

## Hasil dan Pembahasan

Sebelum data dimasukkan ke dalam model, perlu dilakukan persiapan data. Hal ini bertujuan agar data yang akan di masukkan ke dalam model sesuai dengan algoritma yang digunakan dalam model tersebut. Persiapan data memiliki beberapa tahap. Dimulai dari proses *scraping* data, proses *cleaning* data, proses labelisasi data, proses pemisahan data menjadi dua bagian latih dan uji, dan proses tokenisasi. Berikut penjelasan tiap tahap dalam persiapan Data:

### 1. Tahap *scraping* data:

Tahap awal dari persiapan data adalah tahap *scraping* data. Tahap ini menggunakan library *google\_play\_scraper* sebagai tools untuk mengambil data dan proses ekstraksi

### 2. Tahap proses *cleaning* data

Proses *cleaning* data kali ini meliputi menghilangkan atribut yang tidak dibutuhkan dalam sentimen analisis seperti ID, waktu komentar, *rating* dll dan atribut lainnya. Berikutnya membersihkan karakter utf-8, titik koma, emoticon, dan proses *text-correction*.

### 3. Proses *labeling* dan visualisasi data

Proses *labeling* dapat memudahkan model dalam menggolongkan klasifikasi sentimen. Karena input ke dalam model berupa tekstual ke angka jadi data tekstual harus diberi label terlebih dahulu. Proses *labeling* dilakukan secara manual dengan asumsi rating 1-2 tergolong negatif, rating 3 netral, dan rating 4-5 tergolong positif.

### 4. Proses *splitting* data latih dan uji

Proses ini memisahkan data menjadi dua bagian dengan proporsi 30% : 70%. 30% data uji dan 70% data latih. Pemisahan penting dilakukan karena untuk

menentukan data mana yang akan dilatih dan data mana yang akan diujikan sehingga model dapat mengelompokkan berdasarkan data uji dan data latih.

#### 5. Proses tokenisasi dan *data encoding*

Tokenisasi adalah merubah sensitif data menjadi non-sensitif data. Proses ini meliputi: Proses *token embeddings*, *segment embeddings*, dan *position embeddings*. “CLS” adalah token yang dipesan untuk mewakili awal urutan selama “SEP” memisah segment (teks). Proses tersebut adalah:

- *Token embeddings*

*Token embeddings* secara umum adalah seperti *word embeddings* yakni menggunakan vector untuk mewakili token(kalimat)

- *Segment embeddings*

*Segment embeddings* memiliki cara kerja ketika masukkan terdiri 2 kalimat, kalimat *embeddings* yang sesuai akan ditentukan ke kata-kata tertentu

- *Positions embeddings*

*Positions embeddings* mereferensi kepada urutan token dari *input*(masukkan)

Proses ini menjadikan kalimat per kalimat menjadi angka yang kemudian dilakukan proses *encoding* lalu dapat di *input* ke dalam model. Tokenisasi menggunakan library BERT yaitu BERT-Tokenizer.

Sumber Data	Jumlah	Total
Google Play Store	600	600

Tabel 2. Hasil Scrapping

Dimana dari hasil scrapping maka dilakukan validasi menggunakan metode Common Sense untuk membuktikan perihal hasil ulasan review yang baik dan benar. Terdapat total data yang berhasil di validasi dapat dilihat pada table berikut:

Sumber Data	Jumlah	Total
Google Play Store	600	573

Tabel 3. Hasil Validasi Scrapping

Setelah dilakukan validasi data maka dilakukan lah pengujian dengan 2 kelas, 3 kelas dan 5 kelas. Yang dimana proses pelabelan untuk 2 kelas diambil berdasarkan rating, dimana rating 1-3 digolongkan negatif dan rating 4-5 digolongkan positif. Untuk proses pelabelan yang 3 kelas pun diambil berdasarkan rating juga yang dimana rating 1-2 digolongkan negatif, rating 3 digolongkan netral dan rating 4-5 digolongkan positif. Dan untuk pelabelan yang 5 kelas pun diambil berdasarkan rating juga yang dimana rating 1 digolongkan sangat negatif, rating 2 digolongkan negative, rating 3 digolongkan netral, rating 4 digolongkan positif, dan rating 5 digolongkan sangat positif. Terlampir tabel masing- masing kelas[21-24].

	Id	Text	category
0	028e16bd-56ca-4dca-a719-	Soooooo many time promotion messages.	Negative
1	4aa4c9fb-d770-448b-b012-57a7c94aa319	The apps seems to be full screen and forcefully hide the phone main button (menu, home, back)	negative
2	a8c79583-52a8-462b-a172-2f031a65e073	easy to use	positive
3	92602c36-294f-47bd-89b5-d909185d1c1e	Ok	positive

Tabel 4.1. Pelabelan Dua Kelas

	Id	Text	category
1	4aa4c9fb-d770-448b-b012-57a7c94aa319	The apps seems to be full screen and forcefully hide the phone main button (menu, home, back)	negative
2	9acfb0a6-c929-4c8a-8146-2c828e23ffac	Tidak bisa dibuka. Mohon di bantu	negative

3	181ae22f-bfe9-4221-a9f3-89f433263b9b	mahal pakatnya ☐💎💎	netral
4	173d94f9-9157-4d09-885f-d971d5d9839a	signal maupin jaringan selulernya buruk	netral
5	a8c79583-52a8-462b-a172-2f031a65e073	easy to use	positive
6	92602c36-294f-47bd-89b5-d909185d1c1e	Ok	positive

Tabel 4.2 Pelabelan Tiga Kelas

	Id	Text	category
0	028e16bd-56ca-4dca-	Soooooo many time promotion messages. No matter i click yes or no	sangat negative
7	0050d512-e668-44a7-ad09-b3136a2b280c	kenapa semenjak update kuota mahal-mahal semua yang paket sebulan?	negative
5	181ae22f-bfe9-4221-a9f3-89f433263b9b	mahal pakatnya ☐💎💎	netral
3	a8c79583-52a8-462b-a172-2f031a65e073	easy to use	positive
20	fad3e97d-706d-40c0-a0f0-96c6436b258b	Top	sangat positive

Tabel 4.2 Pelabelan 5 Kelas

### Modeling

Pada tahap ini data telah melalui proses encoding dan tokenisasi. Selanjutnya melalui proses pembuatan model BERT *pre-trained* yang bertujuan memasukkan dataset ke dalam model untuk di uji dan dilatih. Pada Gbr 1 merupakan hasil set-up BERT *pre-trained* model.

```
tokenizer = BertTokenizer.from_pretrained('bert-base-uncased',
do_lower_case=True)

encoded_data_train = tokenizer.batch_encode_plus(
df[df.data_type=='train'].text.values,
add_special_tokens=True,
return_attention_mask=True,
pad_to_max_length=True,
max_length=256,
return_tensors='pt'
)

encoded_data_val = tokenizer.batch_encode_plus(
df[df.data_type=='val'].text.values,
add_special_tokens=True,
return_attention_mask=True,
pad_to_max_length=True,
max_length=256,
return_tensors='pt'
)

input_ids_train = encoded_data_train['input_ids']
attention_masks_train = encoded_data_train['attention_mask']
labels_train = torch.tensor(df[df.data_type=='train'].label.values)

input_ids_val = encoded_data_val['input_ids']
attention_masks_val = encoded_data_val['attention_mask']
labels_val = torch.tensor(df[df.data_type=='val'].label.values)

dataset_train = TensorDataset(input_ids_train, attention_masks_train, labels_train)
dataset_val = TensorDataset(input_ids_val, attention_masks_val, labels_val)
```

Gambar 1. Bert Pre-Trained Model

Setelah model BERT terinstalasi dengan benar, maka dilanjutkan untuk komputasi data ke dalam model dengan beberapa parameter sebagai berikut:

- *Batch size*: 32 (diatur membuat *dataloaders*)
- *Learning rate*(Adam): 1e-5
- *Epsilon*: 1e-5
- *Epochs*: 5

Pada tahap pemodelan ini, penulis menggunakan *Batch size*: 32 merujuk pada saran *author* BERT. Untuk Epoch ditentukan 5 epoch dikarenakan untuk menguji dan memastikan tidak terjadi *underfitting* (suatu kondisi ketika model tidak mampu untuk mempelajari beberapa data latih yang telah di masukkan) dan akan berakhir dengan performa yang buruk. Terdapat beberapa parameter untuk menentukan apakah model *underfitting* atau *overfitting*(suatu kondisi dimana model melewati hasil yang diharapkan pada beberapa iterasi pertama yang dinilai terlalu optimis). Penentuan semua parameter diatas pada dasarnya berdasarkan "*Hit-and-trial error*" hingga mendapatkan performa yang diharapkan. Diantara semua parameter, Epoch adalah *role* yang signifikan terkait dengan performa *function*. Oleh karena itu penulis menentukan epoch 5 karena dinilai mulai dengan epoch ke 1 hingga epoch ke 5, ada perubahan nilai yang signifikan dari parameter yang telah dimasukkan kedalam model. Berikut hasil yang tampil dalam bentuk permodelan[25-30]

Epoch	Training Loss	Validation Loss	F1 Score Weight
Epoch 1	35,59%	53,03%	83,84%
Epoch 2	41,33%	60,48%	83,84%
Epoch 3	33,24%	58,46%	85,28%
Epoch 4	28,46%	68,46%	83,84%
Epoch 5	26,99%	68,46%	83,84%

Tabel 5.1 Hasil Permodelan Dua Kelas

Epoch	Training Loss	Validation Loss	F1 Score Weight
Epoch 1	62,82%	54,18%	81,17%
Epoch 2	55,83%	59,23%	82,66%
Epoch 3	53,68%	62,36%	82,66%
Epoch 4	46,22%	65,56%	82,66%
Epoch 5	42,01%	66,26%	82,66%

Tabel 5.2 Hasil Permodelan Tiga Kelas

Epoch	Training Loss	Validation Loss	F1 Score Weight
Epoch 1	109,17%	96,36%	62,33%
Epoch 2	93,04%	95,98%	95,98%
Epoch 3	84,26%	100,95%	63,75%
Epoch 4	80,83%	109,27%	62,78%
Epoch 5	76,84%	107,69%	62,78%

Tabel 5.3 Hasil Permodelan Lima Kelas

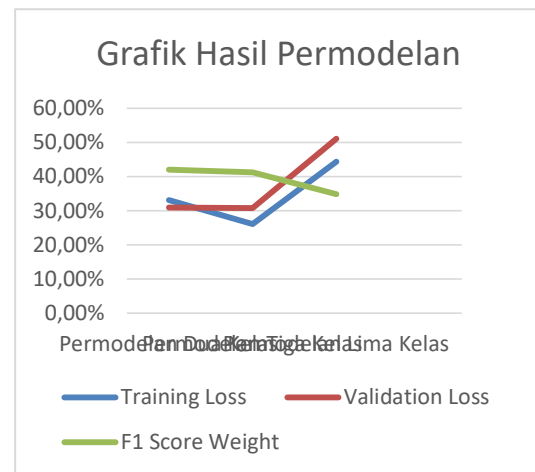
Pada ketiga percobaan use case diatas penulis mendapatkan rata-rata dari ketiga use case:

1. Permodelan Dua Kelas  
 Training Loss : 33,12%  
 Validation Loss : 61,78%  
 F1 Score Weight : 84,13%
2. Permodelan Tiga Kelas  
 Training Loss : 52,12%  
 Validation Loss : 61,52%  
 F1 Score Weight : 82,36%

### 3. Permodelan Lima Kelas

Training Loss : 90,83%  
 Validation Loss : 102,05%  
 F1 Score Weight : 69,52%

Untuk memudahkan hasil tabel diatas akan dijelaskan secara grafik untuk parameter akurasi yang dimana dijelaskan dalam gambar sebagai berikut:



Gambar 3 Grafik Hasil Permodelan

### Kesimpulan

Berdasarkan Penelitian yang sudah dilakukan dan dijelaskan pada bab-bab sebelumnya mengenai analisis sentimen terkait aplikasi MyTelkomsel, IndosatM3 dan MyXL pada bulan Juni dan Juli 2024 di Indonesia, maka dapat diambil kesimpulan dari hasil pengujian yang dilakukan dengan dua, tiga dan lima kelas banyak membuat perbedaan yang tidak begitu jauh.

Berdasarkan review komentar pengguna aplikasi MyTelkomsel, IndosatM3 dan MyXL di Google Play Store. *Review* pengguna mayoritas menyatakan positif. Dari 573 *testing data*, 445 komentar yang dinyatakan negatif, 31 yang dinyatakan netral sentimen, dan 109 komentar dinyatakan positif sentimen. Disini dapat disimpulkan apabila komentar pengguna aplikasi MyTelkomsel, IndosatM3 dan



MyXl di Google Play Store tidak menyukai aplikasi tersebut berdasarkan jumlah sentimen negatf. Berdasarkan dari nilai F1 Score yang didapat dari presisi dan recall yakni 78,67% dan nilai akurasi bernilai 97,52%. Dengan ini dapat disimpulkan bahwa metode *pre-trained* BERT sangat efektif untuk di implementasi analisis sentimen.

## Daftar Pustaka

- [1] A. M. Zakiyyah and M. Rahman, "Interne Service Provider (ISP) RT-RW Net di Desa Kasiyan Timur Kec. Puger Kab. Jember," *Jurnal Pengabdian Masyarakat Ipteks*, vol. 7, no. 1, pp. 30-36, 2021.
- [2] APJII, "Indonesia Digital Outlook 2022," Asosiasi Penyelenggara Jasa Interne Indonesia, Jakarta, 2022.
- [3] Opensignal, "Laporan Pengalamar Jaringan Seluler Indonesia," Opensignal Limited, 2022.
- [4] J. Waring, "Axiata, XL take stake ir Indonesia ISP," 23 Juni 2022. [Online] Available: <https://www.mobileworldlive.com/asia/asia-news/axiata-xl-take-stake-in-indonesia-isp/>.
- [5] F. Wahid, "Metodologi Penelitian Sisten Informasi : Sebuah Gambaran Umum," *Media Inform*, vol. 2, no. 1, pp. 69-81 2004.
- [6] J. Sarwono, *Metode Penelitian Kuantitatif dan Kualitatif*, Yogyakarta: Graha Ilmu 2006.
- [7] N. I. A. Rahmadhan, "Skripsi Evaluasi Kepuasan Pengguna Office Automator System Menggunakan model end-user Computing Satisfaction pada Kementriar Badan Usaha Milik Negara," 2019.
- [8] H. F. Tapikab, B. S. Djahi dan T. Widiastuti, "Klasifikasi Spam E-mai Menggunakan Metode Transformec Complement Naive Bayes (TCNB)," *J. ICON : J. Komputer dan Informatika*, vol. 7, no. 1, pp. 21-26, 2019.
- [9] Y. A. Singgalen, "Pemilihan Metode dar Algoritma dalam Analisis Sentimen d Media Sosial : Systematic Literature Review," *Jurnal of Information System anc Informatics*, vol. 3, no. 2, pp. 278-302 2021.
- [10] A. F. Shabily, P. P. Adikara and M. A. Fauzi, "Analisis Sentimen Pemilihan Presiden 2019 pada Twitter menggunakan metode Maximum Entropy," *Jurna Pengembangan Teknologi Informasi dar Ilmu Komputer*, vol. 3, no. 5, pp. 4204-4209, 2019.
- [11] E. M. Sipayung, H. Maharani dan I. Zefanya, "Perancangan Sistem Analisis Sentimen Komentar Pelanggar Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *Jurnal Sistem Informasi (JSI)*, vol. 8, no. 2, pp. 958 - 965, 2016.
- [12] F. Ratnawati, "Implementasi Algoritma Naive Bayes Terhadap Analisis Sentimen Opini Film pada Twitter," *Jurnal Inovtel Polbeng*, vol. 3, no. 1, pp. 50-60, 2018.
- [13] K. V. S. Toy, Y. A. Sari and I. Cholissodin, "Analisis Sentimen Twitter menggunakan Metode Naive Bayes dengan Relevance Frequency Feature Selection," *Jurna Pengembangan Teknologi Informasi dar Ilmu Komputer*, vol. 5, no. 11, pp. 5068-5074, 2021.
- [14] F. K. Sutrisno, Jondri and K. M. Lhaksana, "Analisis Sentimen Destinasi Wisata Kuliner di Twitter Menggunakan TF-IDF dan Complement Naive Bayes pada Dataset Tidak Seimbang," in *Proceeding of Engineering*, 2021.
- [15] D. H. Wahid and S. N. Azhari, "Peringkasan Sentimen Esktraktif di Twitter Menggunakan Hybrid TF-IDF dan Cosine Similarity," *IJCCS : Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems*, vol. 10, no. 2, pp. 207-218, 2016.
- [16] J. M. B. Sembiring and Hendry, "Naive Bayes Algorithm Classification in Sentimen Analysis Covid-19 Wikipedia," *Jutif . Jurnal Teknik Informatika*, vol. 3, no. 4, pp. 869-875, 2022.
- [17] B. S. Rintyarna, "Sentiment Analysis pada Data Twitter dengan Pendekatan Naive

- Bayes Multinomial," *Justindo : Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi Indonesia* vol. 2, no. 1, 2017.
- [18] H. Aulawi, W. A. Kurniawan and A. S. Azhar, "Analisis Sentimen Terhadap Layanan INDOSAT pada Media Sosial Twitter Selama Pandemi".
- [19] M. Haerunnissa, A. Priyanto, C. Asnaw and N. A. Sa'diya, "Analisis Sentimen Kepuasan Pelanggan Perusahaan Telekomunikasi Seluler Telkomsel di Twitter".
- [20] N. Putu, V. D. Saraswati, N. Yudistira and P. P. Adikara, "Analisis Sentimen terhadap Perundungan Siber pada Twitter menggunakan Algoritma Bidirectional Encoder Representations from Transformer (BERT)," 2023.
- [21] A. Aljabar, B. M. Karomah, K. Kunci dan : Bert, "Mengungkap Opini Publik Pendekatan BERT-based-caused untuk Analisis Sentimen pada Komentar Film," 2024.
- [22] F. N. Zuhri, A. Alamsyah and S. Si "ANALISIS SENTIMEN MASYARAKAT TERHADAP BRAND SMARTFREN MENGGUNAKAN NAIVE BAYES CLASSIFIER DI FORUM KASKUS PUBLIC SENTIMENT ANALYSIS OF SMARTFREN BRAND USING NAIVE BAYES CLASSIFIER ON KASKUS FORUM".
- [23] A. Aljabar, B. M. Karomah, K. Kunci dan : Bert, "Mengungkap Opini Publik Pendekatan BERT-based-caused untuk Analisis Sentimen pada Komentar Film," 2024.
- [24] V. Chandradev, I. Made, A. Dwi Suarjaya I. Putu dan A. Bayupati, "Chandradev Analisis Sentimen Review Hotel menggunakan Metode Deep Learning BERT 107 Analisis Sentimen Review Hotel Menggunakan Metode Deep Learning BERT".
- [25] J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, K. T. Google dan A. I. Language, "BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding".
- [26] M. Haerunnissa, A. Priyanto, C. Asnaw dan N. A. Sa'diya, "Analisis Sentimen Kepuasan Pelanggan Perusahaan Telekomunikasi Seluler Telkomsel di Twitter".
- [27] N. Putu, V. D. Saraswati, N. Yudistira dan P. P. Adikara, "Analisis Sentimen terhadap Perundungan Siber pada Twitter menggunakan Algoritma Bidirectional Encoder Representations from Transformer (BERT)," 2023.
- [29] D. Wulandari, "Mix.co.id," 14 September 2021. [Online]. Available <https://mix.co.id/indonesia-most-engaged-brand/telkomsel-the-most-engaged-internet-service-provider-brand-2021-mobile-broadband-internet-category/>.
- [30] G. G. S. Putra, W. Swastika dan P. L. T. Irawan, "Perbandingan Particle Swarm Optimization dengan Genetic Algorithm dalam Feature Selection untuk Analisis Sentimen pada Permendikbudristek PPKS-LPT," *JEPIN*, vol. 8, no. 3, pp. 412-421 2022.