

# Analisis Sentimen *Review* Aplikasi JKN Mobile menggunakan Algoritma *Bidirectional Encoder Representations from Transformers*

Alan Al Ridho Saputra Maulana<sup>1</sup>, Nurul Mega Saraswati<sup>2</sup>, Asep Saeful Millah<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Universitas Peradaban

Email: <sup>1</sup>[alanalridho12@gmail.com](mailto:alanalridho12@gmail.com), <sup>2</sup>[nurul.mega.s@gmail.com](mailto:nurul.mega.s@gmail.com), <sup>3</sup>[asepsaeful232@gmail.com](mailto:asepsaeful232@gmail.com)

## Abstrak

JKN *Mobile* adalah layanan aplikasi dibidang kesehatan yang di kembangkan oleh BPJS Kesehatan untuk mempermudah peserta Jaminan Kesehatan Nasional (JKN) dalam mengakses beragam layanan kesehatan secara online. Aplikasi ini kerap menerima ulasan negatif, terutama terkait performa dan kegunaannya. Oleh karena itu, diperlukan analisis sentimen untuk memahami persepsi pengguna yang dapat dijadikan dasar evaluasi dan pengembangan aplikasi di masa mendatang. Data ulasan diambil dari *Google Play Store* melalui teknik web scraping, dengan jumlah total 7.000 ulasan dari bulan juni 2023 – juli 2024. Algoritma BERT digunakan untuk mengklasifikasikan ulasan-ulasan tersebut ke dalam kategori sentimen positif dan negatif. Hasilnya, BERT berhasil mencapai rata-rata nilai *accuracy* sebesar 93%, *precision* sebesar 90%, nilai *recall* sebesar 88%, dan nilai *F1- Score* sebesar 89% tingkat akurasi dalam proses klasifikasi. Hasil Penelitian ini diharapkan dapat membantu BPJS Kesehatan meningkatkan kualitas aplikasi *JKN Mobile* serta menyediakan layanan kesehatan yang lebih baik bagi masyarakat.

**Keyword:** *jkn mobile, bert, sentiment analysis, web scraping, bpjs kesehatan.*

## I. PENDAHULUAN

Teknologi sangat dibutuhkan di era saat ini, terlebih Pemanfaatan teknologi informasi telah berkembang dengan pesat dalam waktu singkat di berbagai disiplin ilmu, termasuk pendidikan, sosial, dan bidang-bidang lainnya. Tak terkecuali, teknologi informasi juga telah diterapkan secara luas dalam bidang kesehatan[1]. Akses yang adil dan berkualitas terhadap layanan kesehatan dapat meningkatkan kualitas hidup masyarakat, menurunkan angka kematian, dan meningkatkan produktivitas nasional. Program Jaminan Kesehatan Nasional berperan penting dalam memastikan seluruh lapisan masyarakat, termasuk masyarakat miskin, memiliki akses terhadap layanan kesehatan yang memadai dan terjangkau, sehingga berkontribusi terhadap pembangunan layanan kesehatan yang berkelanjutan[2]. Program Jaminan Kesehatan Nasional (JKN) merupakan bagian penting dari pembangunan berkelanjutan layanan kesehatan di Indonesia untuk memastikan bahwa semua segmen masyarakat, termasuk masyarakat miskin, memiliki

akses terhadap layanan kesehatan yang memadai dan terjangkau JKN Mobile memudahkan akses layanan kesehatan, tetapi banyak ulasan negatif dari pengguna JKN Mobile yang mengeluhkan masalah seperti lambatnya aplikasi, navigasi yang membingungkan, dan keraguan tentang keamanan data. Hal ini dapat berakibat pada menurunnya kepuasan pengguna dan berpotensi menghambat upaya pemerintah untuk meningkatkan cakupan layanan kesehatan [3]. Analisis sentimen, atau yang dikenal sebagai penggalian opini, adalah proses menganalisis teks dalam jumlah besar untuk menentukan apakah teks tersebut mengandung sentimen positif, negatif, atau netral. Analisis ini memberikan umpan balik berupa sentimen positif, netral, dan negatif dari masyarakat, yang bisa dijadikan pertimbangan dalam proses pengambilan keputusan. Tujuan analisis sentimen adalah untuk mengevaluasi inovasi yang diperkenalkan oleh BPJS Kesehatan kepada publik, sehingga BPJS Kesehatan dapat mengidentifikasi dan memperbaiki kekurangan dalam aplikasinya. Tugas utama analisis sentimen di media sosial adalah penggalian data untuk mengekstrak makna dan opini pengguna dari data tersebut, baik dalam bentuk balasan yang diposting, pesan, komentar, atau suka dalam dunia bisnis, penggunaan analisis emosi dan sentimen sangat penting mengingat peran intelijen bisnis untuk memahami pendapat pelanggan terhadap produk atau jasa yang ditawarkan sehingga dapat dijadikan ide dalam pengembangan produk. Analisis sentimen juga dapat membantu menganalisis produk pesaing, analisis sentimen terhadap program pemerintah dapat membantu pemerintah memahami opini masyarakat terhadap usulan kebijakan. Pemerintah memungkinkan dan informasi dipublikasikan secara online akses real-time terhadap perubahan permintaan publik dan mengaitkan ini dengan pelepasan emosi yang lalu[4]. Dampak ulasan di Google Play Store: Ulasan negatif di Google Play Store dapat dengan mudah dilihat oleh calon pengguna *JKN Mobile*, sehingga dapat merusak citra BPJS Kesehatan dan menurunkan kepercayaan masyarakat terhadap aplikasi. Hal ini dapat berakibat pada menurunnya jumlah pengguna baru dan berpotensi menghambat pencapaian tujuan program JKN[5]. Dampak positif dari ulasan yang baik di *Google Play Store* juga tidak dapat diabaikan. Ulasan positif dapat meningkatkan citra BPJS Kesehatan dan memperkuat kepercayaan masyarakat terhadap aplikasi *JKN Mobile*. Hal ini dapat mendorong lebih banyak pengguna baru untuk mengunduh dan menggunakan aplikasi, sehingga membantu pencapaian tujuan program JKN. Algoritma *Bidirectional encoder Representations*

from Transformers Representations from Transformers (BERT) adalah model deep learning biasa digunakan dalam pemrosesan bahasa alami yang memahami konteks teks secara dua arah, memungkinkan penangkapan makna kata dari keseluruhan kalimat. Keunggulan Algoritma BERT adalah dalam konteks analisis ulasan pengguna, Algoritma BERT memiliki kemampuan untuk memahami konteks kalimat dengan lebih baik dibandingkan metode analisis sentimen tradisional, sehingga menghasilkan analisis yang lebih akurat dan informatif[6]. Algoritma ini juga telah terbukti memiliki tingkat akurasi yang tinggi dalam berbagai tugas NLP, termasuk analisis sentimen, dengan menggunakan BERT, BPJS Kesehatan dapat lebih efektif mengevaluasi ulasan pengguna dan meningkatkan kualitas aplikasi JKN Mobile. Penelitian ini dilakukan untuk memberikan saran bagi pengembangan aplikasi JKN Mobile, karena hasil analisis opini dapat memberikan pandangan dan pengalaman pengguna secara lebih mendalam. Pengembangan perangkat lunak dapat mengidentifikasi area yang memerlukan perbaikan dalam hal fungsionalitas, kemudahan penggunaan, dan kegunaan dengan memahami umpan balik pengguna. Hal ini tidak hanya meningkatkan kualitas layanan yang diberikan, tetapi juga dapat meningkatkan kepuasan dan kepercayaan pengguna terhadap aplikasi JKN Mobile. Fokus penelitian ini adalah mengkategorikan review pengguna aplikasi seluler JKN Mobile di Indonesia menggunakan data pengguna yang diambil pada ulasan aplikasi JKN Mobile di Google Play Store. Klasifikasi pengguna menggunakan abstraksi adalah bagian dari pemrosesan bahasa alami yang melibatkan pengurutan dari satu teks ke dalam satu atau lebih kategori yang sesuai berdasarkan konten dan membangun model dengan menggunakan data pelatihan melibatkan proses pembelajaran dari dataset yang tersedia. Penelitian ini menggunakan algoritma BERT yang merupakan salah satu model NLP terbaik saat ini, sehingga diharapkan dapat menghasilkan analisis sentimen yang lebih akurat dan informatif, sehingga hasil penelitian ini diharapkan dapat membantu BPJS Kesehatan dalam mengambil keputusan strategis untuk meningkatkan kepuasan pengguna aplikasi JKN Mobile dan meningkatkan kualitas pelayanan kesehatan bagi masyarakat Indonesia.

## II. TINJAUAN PUSTAKA

### A. Penelitian Terkait

Penelitian yang dilakukan oleh Jehezkiel Hardwin Tandijaya, dkk dengan judul “Klasifikasi dalam Pembuatan Portal Berita Online dengan Menggunakan Metode BERT” ini bertujuan untuk mengambil dan mengkategorikan berita dari portal berita online menggunakan teknik *scraping* dan metode *Bidirectional Encoder Representations from Transformers* (BERT). Teknologi internet memudahkan akses informasi dari berbagai platform berita online, namun banyaknya berita yang tersedia perlu dikategorikan untuk memastikan kredibilitasnya. Seringkali, berita dari satu sumber bisa saja tidak akurat atau menyesatkan (fake news), sehingga perlu

membaca dari beberapa sumber untuk verifikasi. Proses *scraping* akan mengambil berita, dan kemudian BERT akan mengkategorikannya. Pengujian dengan model *pra-latih indobenchmark/indobert-base-p1* menunjukkan akurasi hingga 87.548%[1].

Penelitian selanjutnya yang dilakukan oleh Ardiansyah, dkk dengan judul “Analisis sentimen terhadap pelayanan Kesehatan berdasarkan ulasan Google Maps menggunakan BERT” bertujuan untuk menganalisis sentimen terhadap layanan kesehatan menggunakan Natural Language Processing (NLP). Standar pelayanan kesehatan diukur melalui kepuasan pasien yang diekspresikan dalam ulasan di Google Maps. Ulasan ini sering kali tidak berkorelasi dengan teks yang diberikan, sehingga diperlukan analisis sentimen. Model BERT indobenchmark/indobert-base-p1 digunakan untuk klasifikasi teks berbahasa Indonesia. Setelah preprocessing, dataset yang digunakan terdiri dari 4228 data dari awalnya 4748 data, dibagi menjadi data latih, validasi, dan tes dengan rasio 70:30:30. Hasil penelitian menunjukkan model memiliki akurasi 85% pada data validasi dan 86% pada data tes. Topik pelayanan adalah yang paling sering muncul dalam ulasan layanan kesehatan.[7].

### B. JKN Mobile

Aplikasi JKN Mobile adalah platform layanan kesehatan digital yang dikembangkan oleh BPJS Kesehatan dengan tujuan memudahkan akses bagi peserta Jaminan Kesehatan Nasional-Kartu Indonesia Sehat (JKN-KIS). Teknologi inovatif ini diharapkan dapat diterima dengan baik oleh masyarakat. Penting untuk mengumpulkan opini publik guna memahami tanggapan mereka terhadap layanan BPJS setelah peluncuran aplikasi Mobile JKN. Aplikasi ini mencakup berbagai fitur, seperti informasi kepesertaan, perubahan data pengguna, pembayaran dan kartu registrasi, manfaat, informasi metode pembayaran donasi, catatan dan riwayat transaksi, virtual account, serta layanan pendaftaran, verifikasi, informasi JKN, lokasi, dan pengaduan. Beragam fitur tersebut membantu peserta BPJS mengakses layanan kesehatan baik di tingkat pertama maupun lanjutan[4].

### C. Classification

Klasifikasi adalah proses mengkategorikan objek berdasarkan atributnya ke dalam kelas yang telah ditentukan. Dalam pembelajaran mesin, klasifikasi dilakukan dengan mengelompokkan data berdasarkan contoh pelatihan yang berlabel. Algoritma *Bidirectional Encoder Representations from Transformers* (BERT) akan digunakan untuk mengklasifikasikan komentar menjadi kelas positif, negatif, dan netral[8].

### D. Transformers

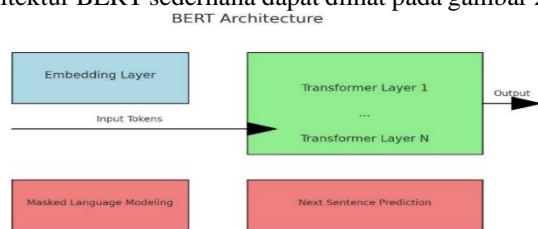
Adalah model yang pertama kali berhasil memanfaatkan mekanisme *self-attention* untuk menentukan hubungan antar kata dalam pemrosesan bahasa alami (NLP) dan komputasi. Model ini dirancang untuk mengelola data berurutan seperti bahasa dan digunakan untuk berbagai fungsi, termasuk penerjemahan bahasa dan peringkasan teks. *Transformers* memiliki dua komponen utama: *encoder* dan *decoder*. Arsitektur ini memiliki tumpukan kode di mana *encoder* bertanggung jawab untuk memproses urutan masukan, dan *decoder* bertanggung jawab untuk menghasilkan urutan keluaran dalam tumpukan *decoder*, pola *self-attention* digunakan sebagai topeng sehingga setiap posisi dapat memperhatikan hanya posisi sebelumnya dan posisi saat ini, untuk mencegah kebocoran

informasi dari posisi masa depan dalam urutan. Tumpukan *decoder* juga digunakan selama proses decoding untuk mengelola keluaran. Proses ini menggunakan data dari tahap masukan yang telah diproses oleh *encoder* untuk menghasilkan keluaran berurutan. Distribusi probabilitas kemudian digunakan untuk menentukan token berikutnya dalam urutan keluaran, memastikan hasil yang lebih akurat dan relevan. *Arsitektur Transformer* telah menjadi dasar bagi banyak model NLP canggih lainnya seperti BERT, GPT, dan T5, yang semuanya telah menunjukkan kinerja luar biasa dalam berbagai tugas NLP[9].

### E. Bidirectional Encoder Representations from Transformers

*Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)* adalah model representasi kata kontekstual yang telah dilatih sebelumnya menggunakan pendekatan *Masked Language Model (MLM)* dan *arsitektur Transformers* yang bersifat dua arah. Struktur model BERT terdiri dari *encoder* dan *decoder* berbasis *transformator* yang berlapis-lapis. Arsitektur ini memanfaatkan *stacked self-attention* dan *fully connected layers* pada bagian *encoder* dan *decoder*. Kinerja *framework BERT* melibatkan dua tahap: *pre-training* dan *fine-tuning*. Pada tahap *pre-training*, BERT tidak mengikuti metode tradisional *left-to-right* atau *right-to-left*, tetapi menerapkan *Masked Language Modeling (MLM)* dan *Next Sentence Prediction (NSP)* untuk menyiapkan data. *Masked Language Modeling (MLM)* berfungsi untuk mengisi kata yang hilang, di mana model menggunakan kata-kata kontekstual di sekitar token yang *dimasked* untuk memprediksi kata yang tidak ada. Sementara itu, *NSP* bertujuan untuk memprediksi kalimat berikutnya berdasarkan dua kalimat yang diberikan. Setelah tahap *pre-training* selesai, BERT melanjutkan dengan *tahap fine-tuning*, dimulai dengan parameter yang sudah dilatih sebelumnya, dan semua parameter disesuaikan selama *fine-tuning* menggunakan data berlabel dari tugas-tugas downstream[8].

Arsitektur BERT sederhana dapat dilihat pada gambar 2.1.



Gambar tersebut memberikan *representasi* sederhana dari arsitektur BERT, yang terdiri dari beberapa komponen utama: *Embedding Layer*:

Ini adalah langkah pertama dalam arsitektur BERT. Di sini, setiap token (kata atau subkata) dari input kalimat diubah menjadi vektor embedding. Vektor ini adalah kombinasi dari tiga komponen:

*Token Embedding*: Representasi dari token itu sendiri.

*Segment Embedding*: Jika input terdiri dari dua kalimat, ini menunjukkan apakah token tersebut berasal dari kalimat pertama atau kedua.

*Positional Embedding*: Memberikan informasi tentang posisi

token dalam urutan kalimat.

Hasil dari lapisan ini adalah vektor yang menyertakan informasi kontekstual dan posisi token.

Transformer Layers:

Setelah *embedding layer*, vektor token ini diteruskan melalui serangkaian lapisan transformer. BERT biasanya terdiri dari 12 atau 24 lapisan transformer, tergantung pada varian modelnya (BERT-base atau BERT-large).

*Self-Attention Mechanism* di setiap lapisan memungkinkan model untuk memahami hubungan antara setiap token dengan token lain dalam kalimat, baik yang berada sebelum maupun setelah token tersebut. Ini yang disebut dengan "*bidirectional*" dalam BERT.

Setiap lapisan transformer bertanggung jawab untuk lebih memperkaya representasi token dengan konteks dari seluruh kalimat.

Output:

Setelah melalui beberapa lapisan transformer, model menghasilkan vektor output yang telah diperkaya dengan konteks. Vektor ini bisa digunakan untuk berbagai tugas NLP (*Natural Language Processing*).

Pretraining Tasks:

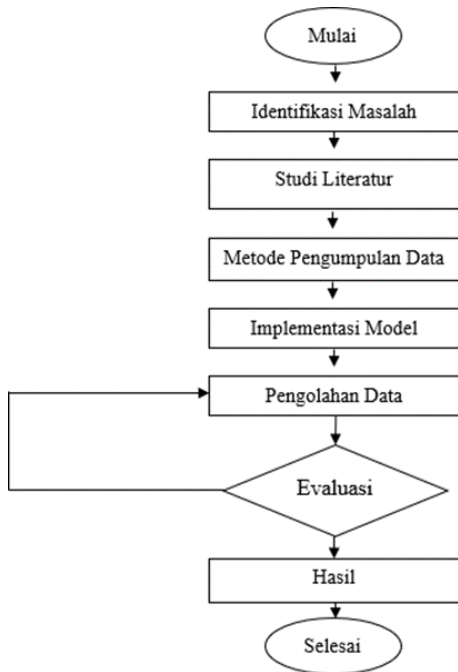
*Masked Language Modeling (MLM)*: Dalam tugas ini, beberapa token dalam input disembunyikan (*masked*), dan model dilatih untuk memprediksi token yang hilang tersebut. Ini membantu model belajar hubungan antar kata dalam berbagai konteks.

*Next Sentence Prediction (NSP)*: Tugas ini melibatkan dua kalimat. Model dilatih untuk memprediksi apakah kalimat kedua adalah lanjutan dari kalimat pertama atau tidak. Ini membantu model memahami hubungan antar kalimat.

Keseluruhan arsitektur ini memungkinkan BERT untuk memahami bahasa dalam konteks yang lebih luas dan lebih kompleks, membuatnya sangat efektif untuk berbagai tugas NLP seperti klasifikasi teks, entitas pengenalan nama.

### III. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan dengan tujuan untuk mengevaluasi tingkat akurasi algoritma *Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)* dalam klasifikasi teks, khususnya pada analisis sentimen ulasan aplikasi *JKN Mobile*.



Gambar 3. 1 Tahapan Penelitian

Berikut adalah penjelasan dari gambar 3.1 diatas :

1. Identifikasi Masalah

Tahap awal dalam penelitian ini adalah merumuskan identifikasi masalah yang akan dipecahkan. Masalah yang menjadi fokus penelitian ini adalah mengetahui tingkat akurasi dari algoritma *Bidirectional encoder Representations from Transformers* (BERT) dalam klasifikasi data berupa teks. Tujuan utamanya adalah untuk mengevaluasi sejauh mana algoritma BERT dapat memberikan hasil yang akurat dalam analisis data teks.

2. Studi Literatur

Studi Literatur yaitu penulis mempelajari jurnal, artikel, dan *website* terkait metode yang digunakan untuk analisis sentimen pada sebuah aplikasi, dimana manfaat dari studi literatur yang diperoleh yaitu penulis dapat memperdalam pemahamannya mengenai konsep dan teori yang terdapat pada objek penelitian tentang metode *Bidirectional Encoder Representations from Transformers* (BERT) yang akan diterapkan pada analisis sentimen *review* aplikasi *JKN Mobile*.

3. Metode Pengumpulan Data

Data yang digunakan untuk observasi adalah mengumpulkan data penelitian ini, dengan tujuan utama menganalisis sentimen dalam ulasan aplikasi *JKN Mobile*. Selain itu penulis melakukan tinjauan literatur untuk mendukung pembentukan metode yang digunakan dalam penelitian ini. *Dataset* yang dibutuhkan diambil dari *platform Google Play Store* dengan mengambil ulasan pengguna aplikasi *JKN Mobile* melalui proses *web scraping* dengan menggunakan bahasa pemrograman *python*.

4. Implementasi Model

Implementasi model BERT mencakup penggunaan *tokenizer* BERT untuk memproses teks, melatih model pada *dataset* tertentu melalui proses *pralatih* dan *penyetelan lanjut*, serta evaluasi kinerja model untuk memastikan pemahaman

konteks dan nuansa dalam data teks menggunakan bahasa pemrograman *python*.

5. Pengolahan Data

Dalam proses ini dilakukan berbagai hal yang pertama *pre-processing* dan *labeling* data atau mengolah data mentah menjadi data siap pakai. kedua *splitting* data, ketiga pembobotan kata dan keempat adalah data siap pakai yang diolah pada sistem menggunakan *Bidirectional Encoder Representations from Transformers* (BERT).

6. Evaluasi

Pada tahap ini dilakukan evaluasi model dengan *confusion matrix*. Jika evaluasi tidak berhasil maka proses akan kembali pengolahan data, dan jika berhasil maka akan ke tahap terakhir yaitu hasil.

7. Hasil

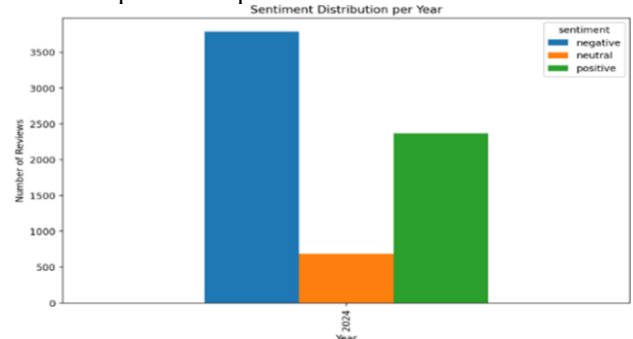
Tahapan ini merupakan terakhir setelah semua tahapan penelitian telah dilakukan mencapai hasil sesuai yang diharapkan penulis dan dapat diimplementasikan ke dalam program menggunakan *GUI*. Sehingga dapat disimpulkan dari semua tahapan penelitian.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil penelitian mengenai analisis sentimen *review* aplikasi *JKN Mobile* menggunakan algoritma *Bidirectional Encoder Representations from Transformers* (BERT) dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. Hasil Pengumpulan Data

Data yang diperoleh merupakan hasil *scraping* yang bersumber langsung dari kolom komentar aplikasi *JKN Mobile* pada *Google Play Store* dengan tautan "*app.bpjs.mobile*", dengan dataset sebesar 7000 data dari bulan juni 2023 – juli 2024. Proses ini menggunakan bahasa pemrograman *python* dengan *library google-play-scrapers* dengan mengirimkan parameter *NEWST*. Selain data ulasan proses *scraping* mengambil sejumlah informasi berupa *username*, *score* dan *ar* menunjukkan hasil *score* yang diperoleh dalam pengambilan *score*. Setiap pengguna memberikan *score* yang berbeda-beda, dimana jumlah *score* tertinggi yaitu pada *score* 5 dan paling rendah *score* 3 dapat dilihat pada Gambar 4.1 dibawah ini.



Gambar 4. 1 Diagram Persebaran Data

Tabel 4.1 tentang data memiliki *score*, namun tidak selalu mencerminkan isi ulasan dengan tepat. Sebagai contoh, terdapat pengguna yang memberikan *score* 5 bintang tetapi dalam ulasannya mengatakan "Memudahkan akses pendaftaran" serta masih banyak contoh ketidaksesuaian antara *score* dan isi ulasan yang lain. Hasil *Scraping* dapat dilihat pada Tabel 4.1, selain data ulasan proses *web scraping* juga mengambil sejumlah informasi berupa *username*, *score* dan tanggal. Hasil yang didapatkan pada pengambilan sejumlah informasi dapat ditunjukkan pada Tabel 4.1

Tabel 4. 1 Scrapping Data

username	score	date	content
M.rasyid nashar	5	2024-07-09	Komplit dan gampang
Utta ratu	1	2024-07-09	Good
Sugi diantoro	5	2024-07-09	Jempol sekali
BeBe Channel	5	2024-07-09	Sejauh ini ok

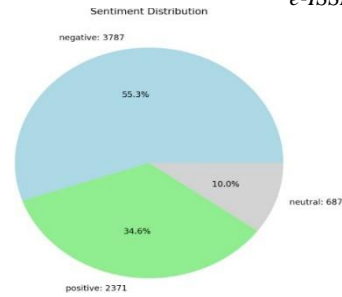
## 2. Hasil Preprocessing

Data Metode *web scrapping* digunakan untuk mengambil data ulasan aplikasi *JKN Mobile* dari situs *Google Play Store* dan kemudian disimpan dalam format *CSV*. Untuk digunakan dalam analisis berikutnya, semua data kemudian diberi label sentimen. Meskipun demikian, untuk meningkatkan kualitas data, perlu dilakukan beberapa tahapan *preprocessing*. Pada tahap ini, data diproses agar lebih mudah dianalisis dan dipahami. Tabel 4.1 menunjukkan berbagai teknik, termasuk *content*, *cleaning*, *case\_folding*, *tokenizing*, *normalization*, *filtering*, dan *stemming sentiment*.

Tabel 4. 2 Hasil Preprocessing

NO	Text_to kenize	tweet_t okenize	text_no rmalize d	text_sto pword	Text_Stea mming	Text_C lean
1	Kompli t dan gampang	['kompli t', 'dan', 'gampang']	['kompli t', 'dan', 'gampang']	['kompli t', 'gampang']	['kompli t', 'gampang']	kompli t dan gampang
2	Good	['good']	['good']	['good']	['good']	good
3	Jempol	['jempol']	['jempol']	['jempol']	['jempol']	jempol
4	Sejauh ini ok	['sejauh', 'ini', 'ok']	['sejauh', 'ini', 'ok']	['ok']	['ok']	ok

Kemudian, proses penambahan label pada data dilakukan dengan menggunakan Indonesia sentiment *lexicon*. Sebanyak 7000 data diberikan label secara otomatis dengan memanfaatkan kamus sentiment. Kamus sentimen Indonesia ini berisikan daftar kata-kata yang memiliki sentimen positif dan negatif, serta telah memiliki bobot nilai bobot yang berkisar dari -5 sampai +5 untuk setiap kata-kata tersebut. Label yang digunakan pada penelitian ini adalah label positif dan negatif. Label positif dan negatif adalah kategori atau kata tanda yang diberikan pada sebuah data untuk menunjukkan apakah data tersebut termasuk ke dalam kelas positif atau negatif terkait dengan suatu topik atau topik tertentu. Misalnya, jika topiknya adalah sentimen yang bersifat memuji atau kritik yang membangun maka akan berlabel positif dan begitu sebaliknya maka akan dilabeli dengan negatif. Jumlah ringkasan masing-masing label dapat dilihat pada Gambar 4.2. Dimana label negatif lebih dominan mencapai 59,9% data dan 40,1% data berlabel positif.



Gambar 4. 2 Jumlah Class Positif dan Negatif

## 3. Pembobotan Kata

Proses memberikan nilai atau bobot pada setiap kata dalam teks untuk menentukan kontribusi pada kata tersebut terhadap keseluruhan sentimen (positif, negatif, atau netral) dari teks tersebut. Tujuannya untuk mengidentifikasi kata-kata yang lebih signifikan dalam menentukan sentimen yang jelas.

Adapun metode yang digunakan dalam pembobotan kata dalam analisis sentimen:

*Term Frequency (TF)*: mengukur seberapa sering kata yang muncul dalam dokumen.

*Inverse Document Frequency (IDF)*: untuk mengukur seberapa kata yang jarang muncul dalam dokumen.

*Term Frequency- Inverse Document Frequency (IDF)*: untuk memberikan bobot yang lebih tinggi dari kata-kata yang sering muncul didalam dokumen tertentu tapi tidak muncul didalam dokumen lain.

*Word Embeddings*: menggunakan representasi vektor kata yang dikembangkan oleh model seperti *Word2Vec*, *GloVe*, atau *BERT Word*

*Embedings* digunakan untuk menangkap kata yang bermakna dalam konteks dan hubungan antar kata-kata yang memberikan bobot spesifik.

Sentimen *Lexicons*: menggunakan daftar kata dengan nilai sentimen yang telah ditentukan. Sentimen *Lexicon* dapat membantu dalam menentukan sentimen keseluruhan teks.

## 4. Splitting Data

Dalam proses pengelompokan data menjadi data pelatihan dan data pengujian, digunakan *library sklearn* dengan memanggil fungsi *train test split* dari *sklearn.model\_selection*. Fungsi ini berguna untuk membagi dataset menjadi dua subset, yaitu subset pelatihan dan subser pengujian. Berikut adalah perintah kode yang digunakan untuk melaksanakan pengelompokan data:

Dalam proses pemodelan, penting untuk memiliki dataset yang memadai untuk pengujian pada data baru yang tidak dikenal sebelumnya. Sebaliknya, *subset* train digunakan sebagai dataset untuk melatih model. Dataset dapat dibagi secara acak menjadi dua subset yang berbeda dengan menggunakan metode *split train\_test*. *Subset* train digunakan untuk melatih model, sementara subset test digunakan untuk mengevaluasi performanya.

## 5. Implementasi Model

Tahapan selanjutnya memproses data yang telah diberi label untuk melakukan klasifikasi. Dalam penelitian ini, menggunakan metode *Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)* dengan menggunakan bahasa pemrograman *python*. Transformers dari Hugging Face dan PyTorch, dalam pengembangan model pembelajaran mendalam (deep learning) khususnya untuk Natural

Language Processing (NLP):

a. *Transformers (Hugging Face)*

*Transformers* adalah sebuah *library open-source* yang dikembangkan oleh *Hugging Face*, yang menyediakan implementasi dari berbagai model berbasis arsitektur *transformers*. Model-model ini telah menjadi acuan utama dalam pengolahan bahasa alami (NLP) saat ini. Beberapa model terkenal yang terdapat dalam *library* ini termasuk *BERT*, *GPT*, *T5*, dan banyak lainnya. Pendekatan yang diusung adalah pre-training diikuti dengan *fine-tuning*, yang telah merevolusi cara kita menangani tugas-tugas NLP.

Fitur Utama:

Model Pralatih: *Transformers* menyediakan akses ke berbagai model yang telah dilatih sebelumnya pada berbagai jenis tugas, seperti klasifikasi teks, penerjemahan, dan pertanyaan-jawaban.

Fleksibilitas Model: Model *transformers* dapat digunakan untuk beragam tugas NLP, termasuk pemodelan bahasa, klasifikasi, dan ringkasan teks.

Dukungan untuk Beberapa *Framework*: *Library* ini kompatibel dengan baik baik dengan *PyTorch* maupun *TensorFlow*, memberikan kebebasan bagi pengguna untuk memilih *platform* yang paling sesuai.

*Tokenizer*: Setiap model dilengkapi dengan tokenizer khusus, yang berfungsi untuk mempersiapkan teks agar sesuai dengan format yang diterima oleh model.

*API Pipeline*: Tersedia *API* yang sederhana untuk memudahkan akses ke berbagai model NLP tanpa memerlukan pemahaman mendalam tentang arsitekturnya.

b. *Torch (PyTorch)*

*PyTorch* adalah *library open-source* untuk pembelajaran mesin yang fokus pada deep learning, dikembangkan oleh *Facebook's AI Research lab (FAIR)*. *Library* ini menawarkan pendekatan yang lebih dinamis dalam pembangunan model *deep learning*, berbeda dengan *TensorFlow* yang menggunakan grafik komputasi statis. *PyTorch* memungkinkan pengembang untuk membangun dan memodifikasi grafik komputasi secara langsung saat kode dieksekusi, membuatnya lebih fleksibel dan lebih mudah digunakan, terutama dalam konteks penelitian

Fitur Utama:  
*Autograd*: Fitur ini memungkinkan diferensiasi otomatis, sehingga gradien dapat dihitung secara otomatis selama proses *backpropagation*.

*Tensor*: *Tensor*, yang mirip dengan array multidimensi, merupakan elemen dasar dalam *PyTorch*. *Tensor* dapat diproses di *CPU* atau *GPU*, mempercepat komputasi. *API* untuk Pemodelan: *PyTorch* menyediakan *API* yang intuitif untuk mendefinisikan model deep learning melalui modul *torch.nn*, memudahkan penggabungan berbagai *layer*. Akselerasi *GPU*: Dengan dukungan untuk *CUDA*, *PyTorch* memudahkan perpindahan antara *CPU* dan *GPU*, memungkinkan komputasi yang lebih cepat menggunakan perangkat keras *GPU*. Dukungan untuk Grafik Dinamis: Keunggulan ini mempermudah

proses *debugging* dan memberikan fleksibilitas dalam pengembangan. Integrasi *Transformers* dengan *Torch* Salah satu kekuatan utama dari *library Transformers* adalah kemampuannya untuk terintegrasi dengan baik dengan *PyTorch*. Sebagian besar model *transformers* yang disediakan oleh *Hugging Face* dibangun di atas *PyTorch*, memungkinkan pengguna untuk dengan mudah memodifikasi dan melatih ulang model sesuai dengan kebutuhan spesifik mereka. Kesimpulan yang didapat pada pengertian adalah *Transformers* sangat efektif dalam menyediakan model-model terbaru untuk berbagai tugas NLP, dengan dukungan untuk model pralatih dan kemudahan integrasi dengan berbagai *framework*. *PyTorch* menawarkan alat yang fleksibel dan intuitif untuk membangun model deep learning, dengan dukungan kuat untuk diferensiasi otomatis, tensor, dan komputasi GPU. di atas *PyTorch*, memungkinkan pengguna untuk dengan mudah memodifikasi dan melatih ulang model sesuai dengan kebutuhan spesifik mereka. Kesimpulan yang didapat pada pengertian adalah *Transformers* sangat efektif dalam menyediakan model-model terbaru untuk berbagai tugas NLP, dengan dukungan untuk model pralatih dan kemudahan integrasi dengan berbagai *framework*. *PyTorch* menawarkan alat yang fleksibel dan intuitif untuk membangun model deep learning, dengan dukungan kuat untuk diferensiasi otomatis, tensor, dan komputasi GPU.

6. Evaluasi

Pada tahap ini, model akan diujikan menggunakan data pengujian yang terdiri dari 7000 data, dimana 2.371 ulasan termasuk dalam kategori kelas positif dan 3.787 ulasan termasuk kedalam kelas negatif, 687 termasuk dalam kategori kelas netral. Setelah model menghasilkan prediksi untuk setiap kelas, selanjutnya akan dilakukann penghitungan accuracy, precision, recall, dan nilai F1-Score untuk menentukan model terbaik.

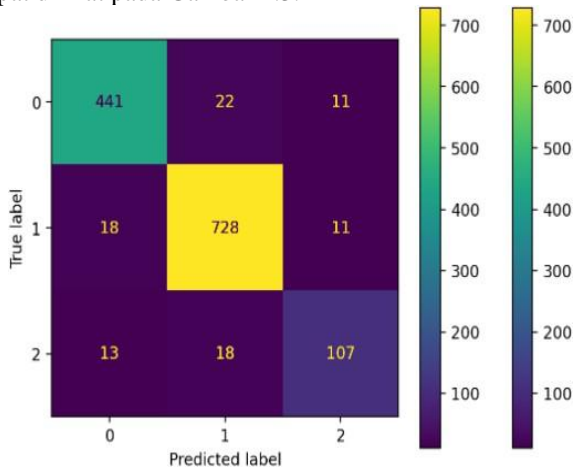
Berdasarkan hasil pengujian menggunakan model BERT pada Gambar 4.3. menunjukkan prediksi model klasifikasi tiga kelas. Dengan prediksi benar dan salah untuk masing-masing kelas, serta visualisasi jumlah prediksi dalam skala warna

Penjelasan detail:

- A. Baris (True label) Menunjukkan label sebenarnya dari data (kelas 0,1, atau 2).
- B. Kolom (Predicted label): Menunjukkan label yang diprediksi oleh model. dapat diinterpretasikan sebagai berikut:
  - 1. Kelas 0 (baris 0):
    - a. 441 prediksi benar (model memprediksi 0 dan benar kelas 0).
    - b. 22 prediksi salah ke kelas 1
    - c. 11 prediksi salah ke kelas 2.
  - 2. Kelas 1 (baris 1).
    - a. 107 prediksi benar (model memprediksi 2 dan benar kelas 2)
    - b. 18 prediksi salah ke 0.
    - c. 11 prediksi salah kelas 2.

Warna dalam gambar menunjukkan distribusi jumlah prediksi, dimana warna kuning mewakili jumlah prediksi yang lebih tinggi. (contohnya, 728 prediksi benar untuk kelas 1) dan warna ungu untuk prediksi yang lebih rendah. Colorbar disisi

kanan membantu memberikan skala jumlah prediksi dapat dilihat pada Gambar 4.3.



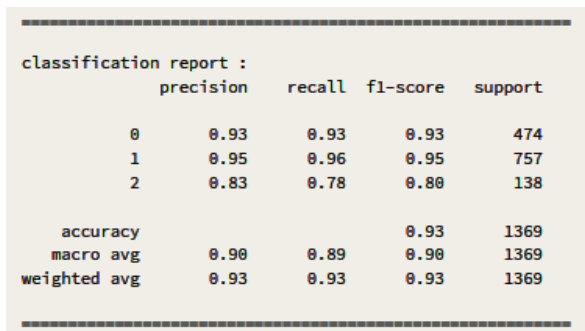
Gambar 4.3 Prediksi Label

Untuk mendapatkan nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-Score* dari model, proses evaluasi dilakukan dengan menggunakan metode perhitungan *matrix (confusion matrix)* dapat dilihat pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Perhitungan Confusion Matrix

		Nilai Input			
		Negatif	Netral	Positif	Total
Nilai Prediksi	Negatif	441	22	11	474
	Netral	13	728	11	757
	Positif	427	768	107	138

Berdasarkan tabel 4.3 dapat dilakukan pengukuran untuk menentukan hasil dari model *Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)* dapat dilihat pada Gambar 4.4.



Gambar 4.4 Hasil Evaluasi Model BERT

Berdasarkan hasil evaluasi model *Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)* yang terlihat pada gambar 4.5, model BERT memperoleh nilai *precision* sekitar 96%, nilai *recall* sekitar 96%, nilai *F1-Score* sekitar 97%, dan tingkat *accuracy* sekitar 96%. Dari hasil evaluasi model *Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)* dapat disimpulkan bahwa mode tersebut telah memberikan hasil yang sangat baik pada analisis sentimen review pengguna aplikasi *JKN Mobile*.

## V. KESIMPULAN

Penelitian mengenai Analisis Sentimen Review Aplikasi JKN Mobile menggunakan algoritma Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) telah berhasil dilakukan dan mendapatkan hasil yang baik. Data yang digunakan sebanyak 7000 data yang diambil dari review ulasan pengguna aplikasi JKN Mobile yang diambil dari platform Google Play Store dari bulan juni 2023 - juli 2024. Penggunaan algoritma Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) mendapatkan rata-rata nilai *accuracy* sebesar 93%, *precision* sebesar 90%, nilai *recall* sebesar 88%, dan nilai *F1-Score* sebesar 89%. Berdasarkan hasil akurasi tersebut dapat disimpulkan bahwa penggunaan algoritma Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) dapat digunakan untuk melakukan analisis sentimen dan mendapatkan hasil yang baik dan cukup efektif.

## VI. DAFTAR PUSTAKA

- [1] J. H. Tandijaya, Liliana, and I. Sugiarto, "Klasifikasi dalam Pembuatan Portal Berita Online dengan Menggunakan Metode BERT," *J. Infra*, vol. 09, no. 02, pp. 320–325, 2021
- [2] A. Sahur, "Implementasi Program Jaminan Kesehatan Nasional Kartu Indonesia Sehat Pada Badan Penyelenggara Jaminan Sosial Kota Makassar," *Universitas Hasanuddin*, 2021, [Online]. Available: [http://repository.unhas.ac.id/eprint/17736/2/E013171009\\_disertasi\\_bab\\_1-2.pdf](http://repository.unhas.ac.id/eprint/17736/2/E013171009_disertasi_bab_1-2.pdf)
- [3] P. Bantuan, I. Pbi, and D. I. Kota, "EVALUASI PROGRAM JKN TENTANG KEPESERTAAN," vol. 4
- [4] M. Mukhlis, "Analisis Kepuasan Pengguna Aplikasi Mobile JKN pada BPJS Kesehatan Cabang Pekanbaru Menggunakan Model EUCS," *J. Ekon.*, vol. 2, no. 1, pp. 41–49, 2021
- [5] Vidya Chandradev, I Made Agus Dwi Suarjaya, and I Putu Agung Bayupati, "Analisis Sentimen Review Hotel Menggunakan Metode Deep Learning BERT," *J. Buana Inform.*, vol. 14, no. 02, pp. 107–116, 2023, doi: 10.24002/jbi.v14i02.7244
- [6] I. Saputra, T. Djatna, R. R. A. Siregar, D. A. Kristiyanti, H. R. Yani, and A. A. Riyadi, "Text Mining of PeduliLindungi Application Reviews on Google Play Store," *Fakt. Exacta*, vol. 15, no. 2, pp. 101–108, 2022, doi: 10.30998/faktorexacta.v15i2.10629.
- [7] N. Fadhlullah, S. Setiawansyah, and A. Surahman, "Penerapan Teknologi Web Scraping Sebagai Pengumpulan Data Covid-19 Di Provinsi Lampung," *J. Inform. dan Rekayasa Perangkat Lunak*, vol. 3, no. 1, pp. 25–30, 2022, doi: 10.33365/jatika.v3i1.1841
- [8] M. A. Sundari, R. Pane, and R. Rohani, "Data Mining Clustering Korban Kejahatan Pelecehan Seksual dengan Kekerasan Berdasarkan Provinsi Menggunakan Metode AHC," *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 5, no. 1, 2023, doi: 10.47065/bits.v5i1.3499
- [9] R.Mas,R.W.Panca,K.Atmaja1,andW.Yustanti2,"AnalisisSentimen Customer Review Aplikasi Ruang Guru dengan Metode BERT (BidirectionalEncoderRepresentationsfromTransformers)," *Jeisbi*, vol. 02, no. 03, p. 2021, 2021.