

PENERAPAN METODE BERT UNTUK ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENGGUNA APLIKASI SEGARI DI GOOGLE PLAY STORE

Andriani Marshanda Putri^a, Widya Khafa Nofa^b, Dewi Anggraini Puspa Hapsari^c

^aFakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi/Sistem Informasi, aandrianims.ed@gmail.com,
Universitas Gunadarma

^bFakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi/Sistem Informasi, widyakhafa@gmail.com, Universitas
Gunadarma

^cFakultas Teknologi Industri/Informatika, dewi.anggraini.puspa@gmail.com, Universitas Gunadarma

ABSTRACT

Quick commerce services provide shopping convenience with flexible ordering processes unrestricted by time and location, along with rapid delivery, typically within 10–30 minutes. This study analyzes user sentiment towards the quick commerce application Segari, based on reviews available on the Google Play Store. The objective is to develop a system capable of analyzing and categorizing reviews based on user opinions, sentiments, and emotions using the Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) method. The dataset of reviews was collected using web scraping techniques and underwent pre-processing steps, including case folding, data cleaning, tokenization, and normalization. The model was trained with a learning rate of $3e-5$, 5 epochs, and a batch size of 32. The study achieved an accurate score of 89%, with precision scores of 91% for positive sentiment, 83% for negative sentiment, and 69% for neutral sentiment. This research provides significant insights into user sentiment towards the Segari application and serves as a reference for further development in quick commerce services.

Keywords: Quick commerce, Segari, sentiment analysis, *user reviews*, Google Play Store, BERT, *machine learning*, *model accuracy*.

ABSTRAK

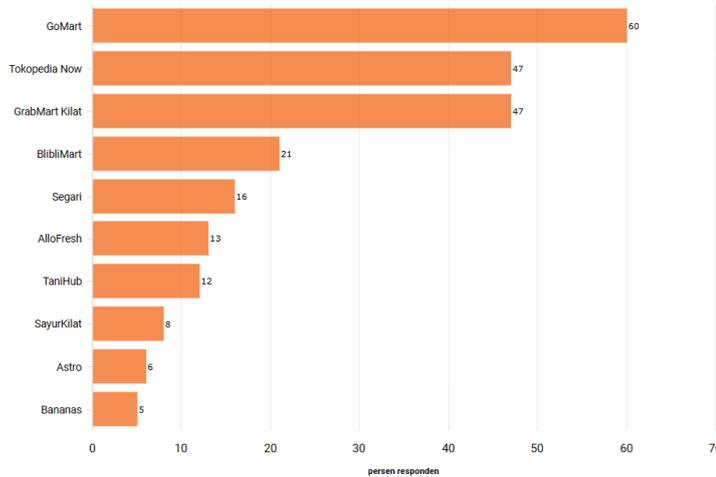
Layanan belanja *quick commerce* menawarkan kemudahan berbelanja dengan proses pemesanan yang fleksibel tanpa batasan waktu dan lokasi serta pengiriman yang cepat, biasanya dalam rentang waktu 10–30 menit. Dalam penelitian ini, dilakukan analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi *quick commerce* Segari yang tersedia di *Google Play Store*. Tujuan penelitian adalah mengembangkan sistem yang mampu menganalisis dan mengelompokkan ulasan berdasarkan opini, sentimen, dan emosi pengguna menggunakan metode *Bidirectional Encoder Representations from Transformers* (BERT). Dataset ulasan dikumpulkan menggunakan teknik *web scraping* dan melalui tahapan *pre-processing* yang meliputi *case folding*, *data cleaning*, tokenisasi, dan normalisasi. Model dilatih dengan parameter *learning rate* sebesar $3e-5$, *epoch* sebanyak 5, dan *batch size* 32. Hasil penelitian menunjukkan tingkat akurasi sebesar 89%, dengan nilai presisi untuk sentimen positif sebesar 91%, negatif sebesar 83%, dan netral sebesar 69%. Penelitian ini memberikan kontribusi signifikan dalam memahami sentimen pengguna terhadap aplikasi Segari dan dapat menjadi referensi untuk pengembangan lebih lanjut dalam layanan *quick commerce*.

Kata Kunci: *Quick commerce*, Segari, analisis sentimen, ulasan pengguna, *Google Play Store*, BERT, *machine learning*, akurasi model.

1. PENDAHULUAN

Quick commerce, atau layanan belanja online kilat, menawarkan kemudahan bagi konsumen dengan proses pemesanan yang fleksibel tanpa batasan waktu dan lokasi serta pengiriman cepat dalam waktu 10–30 menit [1]. Model bisnis ini semakin diminati, terutama di Indonesia, sebagaimana ditunjukkan oleh survei Populix yang melibatkan 1.046 responden, di mana 87% di antaranya pernah berbelanja melalui layanan *quick commerce*. Berbagai *platform* telah bersaing di sektor ini, seperti GoMart, Tokopedia Now, dan

GrabMart Kilat. Salah satu platform yang cukup menarik perhatian adalah Segari, yang fokus pada penyediaan bahan makanan segar dengan janji pengiriman hanya dalam 15 jam dari panen ke konsumen.



Gambar 1. 10 platform belanja online kilat yang disukai warga (<https://databoks.katadata.co.id>)

Aplikasi Segari, yang telah mencapai lebih dari satu juta unduhan di *Google Play Store*, mencerminkan tingkat popularitasnya sebagai *platform* belanja *online* yang menyediakan bahan makanan segar berkualitas. Namun, di balik angka unduhan yang tinggi, terdapat beragam ulasan dari para pengguna yang mencerminkan berbagai pengalaman dan tingkat kepuasan pelanggan [2]. Ulasan-ulasan tersebut dapat mencakup aspek-aspek seperti kualitas produk [3], kecepatan pengiriman [4], [5], hingga kemudahan penggunaan aplikasi [6]. Beragamnya ulasan ini menunjukkan adanya kebutuhan untuk memahami lebih jauh persepsi pengguna secara menyeluruh.



Gambar 2. Platform belanja online kilat Segari (Diunduh pada Juni 2023)

Berdasarkan hal tersebut, analisis sentimen merupakan alat yang sangat relevan untuk digunakan. Metode ini memungkinkan klasifikasi opini pengguna berdasarkan kategori sentimen positif, negatif, atau netral, sehingga dapat memberikan pemahaman yang lebih komprehensif mengenai pengalaman dan pandangan pengguna terhadap layanan yang disediakan [7]. Dengan mengeksplorasi informasi yang terkandung dalam ulasan pengguna, analisis sentimen dapat mendukung pengembang aplikasi dalam mengidentifikasi keunggulan yang perlu dipertahankan serta kekurangan yang harus diperbaiki. Hasil dari analisis ini tidak hanya berperan sebagai masukan strategis untuk meningkatkan kualitas layanan, tetapi juga menjadi langkah krusial dalam mempertahankan loyalitas pengguna di tengah persaingan yang semakin kompetitif dalam industri *quick commerce*.

Analisis sentimen atau *opinion mining* adalah proses komputasi untuk memahami opini, emosi, dan sikap pengguna terhadap suatu objek atau layanan. Turney (2002) mendefinisikan analisis sentimen sebagai pengolahan data teks otomatis untuk mengevaluasi kecenderungan opini, apakah bersifat positif, negatif, atau netral. Metode BERT, yang berbasis teknologi pemrosesan bahasa alami (*Natural Language Processing*), telah menunjukkan kemampuan luar biasa dalam memahami konteks kalimat secara mendalam [8]. Penelitian oleh Atmaja dan Yustanti (2021) menunjukkan bahwa BERT mencapai akurasi tinggi dalam tugas analisis sentimen, dengan akurasi hingga 99% pada dataset ulasan konsumen [9].

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna terhadap aplikasi Segari yang tersedia di *Google Play Store*. Dengan menggunakan metode *Bidirectional Encoder Representation from Transformers* (BERT), penelitian ini diharapkan dapat mengungkap pola sentimen positif, negatif, atau netral

yang terkandung dalam ulasan pengguna. Selain itu, hasil analisis ini diharapkan dapat menjadi masukan bagi pengembang aplikasi Segari untuk meningkatkan kualitas layanan berdasarkan masukan pengguna.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian Terkait

Penelitian Senjaya & Achmad Benny (2022) menggunakan metode BERT dengan konfigurasi *batch size* 32, *learning rate* Adam $2e-5$, dan 10 epochs. Hasilnya menunjukkan bahwa model BERT lebih efektif dalam mendeteksi sentimen positif, dengan nilai presisi tertinggi sebesar 86%, recall 78%, dan F1-score 82%, sehingga model ini dinilai mampu mengembalikan nilai sentimen dengan baik [10].

Penelitian Kusnadi, Yusuf, Andriantony, Yaputra & Caintan (2021) menerapkan metode BERT dengan pendekatan *fine-tuning*, menggunakan *optimizer* Adam dengan *learning rate* $1e-3$. Model BERT menunjukkan akurasi sebesar 76% dalam memprediksi data uji. Hasil *precision* adalah 70% untuk kelas positif, 76% untuk kelas netral, dan 83% untuk kelas negatif. Nilai *recall* adalah 86% untuk kelas positif, 67% untuk kelas netral, dan 74% untuk kelas negatif. Sementara itu, F1-score tercatat 77% untuk kelas positif, 72% untuk kelas netral, dan belum tercantum untuk kelas negatif. Penelitian ini menunjukkan bahwa BERT dapat menghasilkan performa yang baik dalam klasifikasi sentimen dengan pendekatan *fine-tuning* [11].

Penelitian Atmaja & Yustanti (2021) menggunakan metode BERT dengan pendekatan *fine-tuning*, dengan konfigurasi *batch size* 32, *learning rate* Adam $1e-5$, epsilon $1e-5$, dan 10 epochs. Hasil analisis terhadap 5437 data uji menunjukkan bahwa mayoritas ulasan pengguna bersifat positif, dengan 5254 komentar positif, 16 netral, dan 167 negatif. Model ini menghasilkan F1 score sebesar 98,9% dan akurasi 99%, yang menunjukkan performa yang sangat baik dalam klasifikasi sentimen [9].

Penelitian Putri (2020) menggunakan model BERT-based dengan hanya memanfaatkan 128 karakter terakhir dari setiap dokumen. Hasilnya menunjukkan akurasi sebesar 73,7%, yang mengindikasikan bahwa meskipun model BERT digunakan, pendekatan ini memiliki keterbatasan dalam menangkap konteks secara lebih luas dari teks secara keseluruhan [12].

Penelitian Qadrini, Hikmah, & Megasari (2022) membandingkan metode SVM dan Random Forest dengan *Resampling* SMOTE untuk menangani data tidak seimbang. Hasil awal menunjukkan akurasi tinggi (96,72%) namun sensitivitas yang sangat rendah (0), yang menunjukkan ketidakmampuan model dalam memprediksi kelas "Ya". Setelah diterapkan teknik *oversampling* SMOTE, model menunjukkan perbaikan dengan nilai AUC yang tinggi dan mampu mengatasi masalah data tak seimbang tanpa mengalami *overfitting* atau *underfitting* [13].

2.2 Segari

Segari, sebuah platform belanja *online* yang didirikan pada tahun 2020, fokus pada penyediaan bahan makanan segar berkualitas tinggi seperti buah, sayuran, daging, dan bahan pokok lainnya untuk pelanggan di wilayah Jakarta, Depok, Tangerang, dan Bekasi (JaDeTaBek). Tujuan utama Segari adalah menyediakan produk-produk berkualitas dengan harga terjangkau, serta menghubungkan petani lokal dengan pelanggan melalui jaringan mitra petani yang tersebar di beberapa wilayah Indonesia. Kelebihan utama Segari adalah proses pengiriman produk yang hanya memakan waktu kurang dari 15 jam setelah dikirim oleh petani,



menjaga kesegaran produk. Segari juga tidak menyimpan stok untuk beberapa produk seperti sayur dan buah, melainkan mengandalkan prediksi permintaan yang cermat serta penjadwalan panen dari petani untuk memastikan ketersediaan produk yang optimal [14].

Gambar 3. Tampilan aplikasi Segari
(Diunduh pada Juni 2023)

2.3 Analisis Sentimen

Analisis sentimen, atau yang juga dikenal dengan istilah opinion mining, adalah bidang yang mempelajari opini, sentimen, evaluasi, penilaian, sikap, dan emosi individu terhadap entitas seperti produk, layanan, organisasi, atau masalah tertentu [15]. Tujuan utama dari analisis sentimen adalah mengembangkan alat otomatis yang mampu mengekstraksi informasi subjektif dari teks berbahasa alami, seperti opini dan sentimen, untuk menciptakan pengetahuan terstruktur yang dapat digunakan dalam sistem pendukung keputusan.

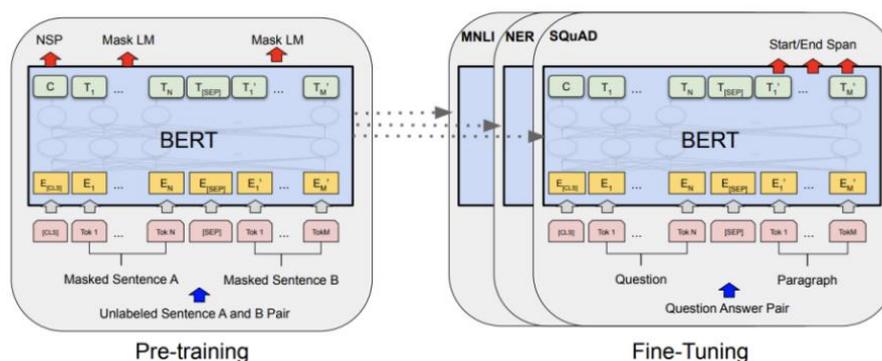
Beberapa karakteristik utama dalam analisis sentimen, antara lain [16]:

- **Kategorisasi sentimen**, yang membedakan antara kalimat subjektif dan objektif.
- **Tingkatan analisis** yang meliputi *Message level*, *Sentence level*, dan *Entity and aspect level*.
- **Pendapat biasa dan pendapat komparatif**, di mana pendapat komparatif membahas perbandingan antara entitas berdasarkan beberapa aspek.
- **Pendapat eksplisit dan implisit**, di mana pendapat eksplisit menyatakan opini secara langsung, sedangkan pendapat implisit menyiratkan opini dalam pernyataan objektif, yang dapat memberikan wawasan mengenai preferensi dan pandangan individu.

2.4 Metode Bidirectional Encoder Representation from Transformers (BERT)

BERT (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*) merupakan model bahasa pre-trained yang menggunakan arsitektur Transformer untuk pemrosesan bahasa alami. Model ini dilatih untuk melakukan berbagai tugas seperti prediksi kata berikutnya, pengenalan entitas bernama, dan pemahaman kalimat. BERT dianggap sebagai salah satu metode *state-of-the-art* dalam *Natural Language Processing* (NLP), meskipun ada beberapa model seperti XLNet yang sedikit lebih unggul. BERT dibangun dengan blok encoder transformer, dan teknik ini telah terbukti sangat efektif dalam berbagai tugas NLP, termasuk analisis sentimen dan pemahaman bahasa alami [17].

BERT mengusung konsep representasi kontekstual dua arah, yang memungkinkan model memahami konteks teks baik dari sisi kiri maupun kanan. Proses pembelajaran BERT terdiri dari dua tahap: *pre-training*, di mana model dilatih menggunakan data tanpa label pada berbagai tugas, dan *fine-tuning*, yang menyesuaikan model dengan data berlabel untuk tugas-tugas spesifik. Proses *pre-training* BERT melibatkan dua tugas tanpa pengawasan (*unsupervised tasks*) yang memungkinkan model untuk mempelajari representasi teks yang lebih mendalam [18].



Gambar 4. Pre-training dan Fine-tuning pada BERT [18]

2.5 IndoBERT

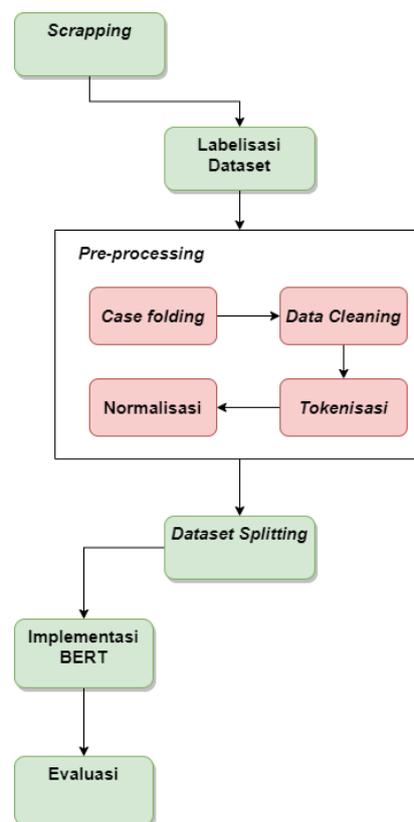
IndoBERT adalah modifikasi dari BERT Base yang dikembangkan oleh tim IndoNLU untuk menganalisis sentimen dalam bahasa Indonesia. Model ini dilatih dengan memanfaatkan sekitar 4 miliar Korpus Kata, yang mencakup data dari tiga sumber utama: Wikipedia Indonesia, artikel berita dari Kompas, Tempo, dan Liputan6, serta Korpus Web Indonesia [19].

IndoBERT menggunakan mekanisme transformer untuk mempelajari hubungan antara kata-kata dalam teks atau kalimat. Pelatihan model dilakukan dengan dua tahap utama: tahap pertama adalah *Masked*

Language Model (Masked LM), di mana model mencoba memprediksi kata yang hilang yang diwakili oleh token [MASK], dan tahap kedua adalah *Next Sentence Prediction* (NSP), yang memprediksi apakah kalimat B mengikuti kalimat A. Proses pelatihan ini dilakukan menggunakan kerangka kerja Huggingface dan dapat dengan mudah direproduksi, dengan sumber daya model yang dapat diakses. IndoBERT menggunakan token khusus seperti [CLS] untuk token pertama, [SEP] untuk memisahkan dua kalimat, dan [PAD] untuk *padding* dalam pengolahan data [8].

3. METODOLOGI PENELITIAN

Beberapa tahapan yang dirancang untuk melakukan analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi “Segari” dengan menggunakan metode *Bidirectional Encoder Representations from Transformers* (BERT). Tahapan-tahapan ini disusun secara sistematis guna memastikan proses penelitian berjalan secara terstruktur dan menghasilkan output yang valid serta relevan. Adapun tahapan-tahapan tersebut tampak pada Gambar 5.



Gambar 5. Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian yang terlihat pada Gambar 3.1 dimulai dengan proses pengambilan data melalui *scraping* ulasan dari *Google Play Store*. Proses ini dilakukan untuk mengumpulkan data teks yang relevan dengan aplikasi atau produk yang sedang dianalisis. Data yang terkumpul melalui *scraping* ini selanjutnya akan digabungkan menjadi satu dataset untuk memudahkan pengolahan dan analisis lebih lanjut. Penggabungan data ini penting untuk menghasilkan dataset yang komprehensif dan representatif dari berbagai sumber ulasan yang ada di *platform* tersebut. Dataset yang sudah terkumpul kemudian dilabeli dalam tahap labelisasi untuk memudahkan identifikasi jenis sentimen dalam setiap ulasan.

Pada tahap labelisasi, dataset akan diberi label sesuai dengan kategori sentimen yang terkandung di dalamnya, yaitu positif, netral, atau negatif. Labelisasi ini dilakukan secara manual atau dengan menggunakan metode otomatisasi berbasis algoritma untuk menentukan sentimen yang sesuai dengan teks yang ada. Setiap ulasan yang ada akan dianalisis untuk melihat apakah ulasan tersebut mengandung perasaan positif, negatif, atau netral terhadap produk atau layanan yang diulas. Setelah proses labelisasi selesai, tahap

berikutnya adalah *pre-processing* yang bertujuan untuk membersihkan dan mempersiapkan data agar siap digunakan dalam model analisis sentimen.

Tahap *pre-processing* melibatkan beberapa langkah penting yang bertujuan untuk mengoptimalkan dataset. Langkah pertama adalah *case folding*, yang merubah seluruh teks menjadi huruf kecil untuk mengurangi keragaman penulisan yang tidak perlu. Setelah itu, dilakukan *data cleaning*, yang mencakup penghilangan tanda baca, angka, dan elemen lain yang tidak relevan dengan analisis sentimen. Selanjutnya, *tokenizing* dilakukan untuk memecah teks menjadi unit-unit yang lebih kecil, seperti kata atau frasa, agar mudah dianalisis. Terakhir, normalisasi dilakukan untuk mengubah kata-kata yang tidak baku atau memiliki bentuk variasi menjadi bentuk yang konsisten. Semua langkah *pre-processing* ini bertujuan untuk menghasilkan data yang bersih dan terstruktur sehingga model dapat bekerja dengan lebih efektif.

Setelah tahap *pre-processing* selesai, dataset akan dibagi menjadi dua bagian dalam proses *splitting*. Tujuan dari pembagian ini adalah untuk memastikan bahwa model yang dibangun tidak mengalami *overfitting*, yaitu kondisi di mana model terlalu cocok dengan data pelatihan sehingga kurang mampu menghasilkan prediksi yang baik pada data baru. Pembagian dataset ini biasanya dilakukan dengan cara memisahkan sebagian data untuk pelatihan dan sebagian lainnya untuk pengujian, sehingga dapat dievaluasi seberapa baik model dalam menggeneralisasi data yang tidak terlihat sebelumnya. Pembagian yang tepat antara data pelatihan dan pengujian akan meningkatkan kemampuan model dalam memprediksi sentimen dengan akurat.

Setelah dataset dibagi dan siap digunakan, tahap berikutnya adalah implementasi dan pelatihan model menggunakan IndoBERT, sebuah model bahasa berbasis Transformer yang telah dilatih dengan data bahasa Indonesia. Model ini digunakan karena kemampuannya dalam memahami konteks bahasa Indonesia secara lebih mendalam, yang sangat penting dalam analisis sentimen pada ulasan aplikasi. Proses pelatihan melibatkan pengoptimalan model agar dapat memprediksi sentimen dari ulasan dengan akurasi yang tinggi. Setelah model dilatih dengan data pelatihan, tahap selanjutnya adalah evaluasi, di mana hasil dari model diuji untuk menilai seberapa baik akurasi dan performanya dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan. Evaluasi ini penting untuk memastikan bahwa model yang dibangun dapat memberikan hasil yang akurat dan dapat diterapkan secara praktis.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

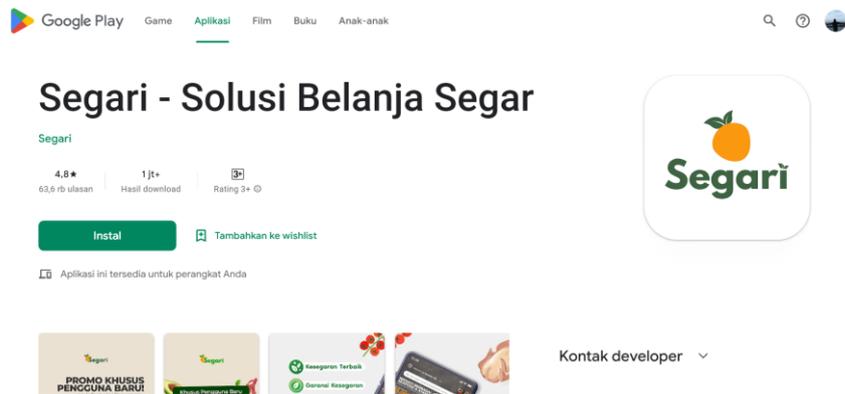
4.1. Hasil Tahap *Scrapping*

Pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan menggunakan teknik web scraping, yang merupakan metode untuk secara otomatis mengambil data dari situs web. Dalam hal ini, data yang diambil adalah rating dan ulasan yang diberikan oleh pengguna pada aplikasi yang terdaftar di Google Play Store. Web scraping memungkinkan pengumpulan data dalam jumlah besar dengan cara yang efisien, tanpa perlu mengunduh atau menyalin informasi secara manual satu per satu.

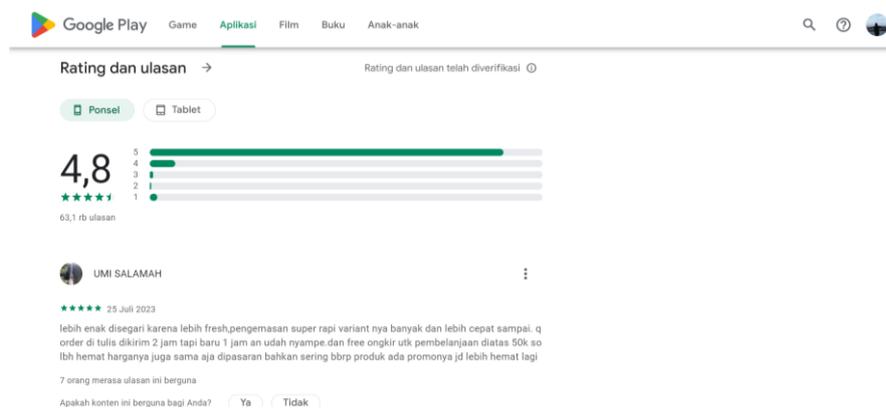
Rating yang diambil adalah skor yang diberikan oleh pengguna sebagai penilaian terhadap aplikasi, biasanya dalam bentuk angka dari 1 hingga 5 bintang. Skor rating ini mencerminkan seberapa puas pengguna terhadap aplikasi tersebut, dan sering kali menjadi indikator utama kualitas atau performa aplikasi menurut pengguna. Sementara itu, ulasan adalah komentar atau teks yang ditulis oleh pengguna yang menggambarkan pengalaman mereka dengan aplikasi, baik itu positif, negatif, atau netral. Ulasan ini memberikan konteks lebih lanjut tentang alasan di balik rating yang diberikan, yang sangat penting dalam analisis sentimen.

Proses web scraping dimulai dengan mengakses halaman aplikasi di Google Play Store dan mengekstrak elemen-elemen yang relevan, yaitu rating dan teks ulasan. Hal ini dilakukan dengan menggunakan alat atau pustaka pemrograman yang dirancang untuk menavigasi halaman web dan mengekstrak data secara otomatis, seperti Python dengan pustaka BeautifulSoup atau Scrapy. Data yang diperoleh kemudian akan disimpan dalam format yang terstruktur, seperti file CSV atau database, agar mudah untuk dianalisis lebih lanjut.

Tampilan contoh ulasan yang ada di Google Play Store dapat dilihat pada Gambar 6 dan Gambar 7, yang menunjukkan bagaimana ulasan ditampilkan pada antarmuka pengguna di platform tersebut. Gambar ini memberikan gambaran yang jelas mengenai format data yang akan diambil melalui *scraping*. Gambar 6 menunjukkan sebuah ulasan dengan *rating* bintang dan teks yang menggambarkan pengalaman pengguna, sedangkan Gambar 7 menunjukkan variasi ulasan lain dengan *rating* yang berbeda serta komentar pengguna yang lebih rinci. Melalui contoh ini, dapat terlihat variasi data yang akan diolah dan dianalisis untuk mendapatkan informasi yang relevan mengenai sentimen pengguna terhadap aplikasi yang dianalisis.



Gambar 6. Halaman Aplikasi Segari pada Google Play (Diunduh pada Juni 2023)



Gambar 7. Ulasan Aplikasi Segari pada Google Play (Diunduh pada Juni 2023)

Pada proses *scraping* ini, data yang dihimpun adalah ulasan dan rating yang diberikan oleh pengguna terhadap aplikasi Segari di Google Play Store. Data ulasan ini berfungsi sebagai kumpulan data yang nantinya akan dianalisis untuk menentukan sentimen yang terkandung dalam ulasan-ulasan tersebut. Gambar 8 menunjukkan hasil dari proses *scraping*, yang berhasil mengumpulkan total 5206 ulasan dari pengguna. Ini menunjukkan bahwa proses *scraping* berhasil mengumpulkan sejumlah besar data yang cukup untuk dilakukan analisis sentimen secara lebih mendalam.

Pada penelitian ini, beberapa kolom data yang diambil dari hasil *scraping* tidak diperlukan. Misalnya, kolom `userName` yang berisi nama pengguna dan kolom `at` yang menunjukkan waktu ulasan diterbitkan, dianggap tidak relevan untuk analisis sentimen. Oleh karena itu, kedua kolom tersebut akan dihapus untuk menyederhanakan dataset dan fokus pada data yang lebih penting. Dataset yang dibutuhkan hanya mencakup dua kolom utama, yaitu `content` dan `score`. Kolom `content` berisi teks ulasan yang ditulis oleh pengguna, yang akan dianalisis untuk menentukan sentimen (positif, negatif, atau netral), sementara kolom `score` berisi rating bintang yang diberikan oleh pengguna, yang akan digunakan untuk mengkategorikan sentimen secara lebih spesifik. Dengan memfokuskan pada dua kolom ini, dataset yang dihasilkan menjadi lebih relevan dan siap digunakan untuk proses analisis sentimen.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	
1	userName	score	at	content																
2	Susan Mai	5	#####	Mantabbbbbb																
3	Budi Dayu	2	#####	Semenjak cod ditiadakan yg ke wilayahku udah g pake lagi aku,,pindah ke sebelah.lbh murah malah																
4	Astuti Dev	5	#####	Sayang bgt ya buat si kecil kurang lengkap klo lengkap skalian kn beli nya ,ðY™																
5	dian Angg	5	#####	Belum pernah belanja, tapi liatt teman selalu belanja lewatt aplikasi ini .. bikin aku juga pengen coba ðY™ðYs-																
6	santi herr	5	#####	sayuran fresh,bersih & semua barang kualitas baik																
7	olla qwier	5	#####	kualitas barang nya fresh seger bersih2 dan pengiriman aman cepat .. bkalan langganan deh harganya murce murce tinggal tunggu ngak perlu keluar rumah ðY™ðY™S																
8	Octavia Be	1	#####	Skrng tiap belanja ada aja yag di komplain , tadi lebih ngaco lagi. Cod tapi harus transferðY™ juga. Nugelo segari !																
9	idha razak	5	#####	produk nya bagus loh, packaging nya juga safe banget																
10	Normawa	5	#####	pengiriman cepat,barang bagus																
11	Dealer Mti	5	#####	bagus cepat praktis																
12	Liani K	2	#####	Bbrp kali belanja disini, banyak barang yg kosong, ya kalau kosong jgn di display lah..baik produk promo atau tidak promo adaaa aja yg kosong. uang kembali tapi ke coin. udah gitu																
13	victori ino	5	#####	keren sangat membantu emak2 yg jauh dr tukang sayur																
14	Parjo Hadi	5	#####	mantaap																
15	gratisan te	3	#####	sayang ngga ada di tempatku																
16	Vinda Kuri	5	#####	10 min sampe fresh bgt bagus sayurnya banyak promonya. very worth it																
17	puput inta	5	#####	sangat membantu ibu anak 1 yg riweh kalo mau keluar rmah, tinggal pesan lwat hp, lgsg sampek																
18	Ayu fitri Yi	5	#####	lebih banyak promo buah buahan jg ya																
19	Utami Ma	5	#####	Harga ok. Pengiriman tepat sesuai jadwal. Tapi untuk pengemasan, kalau pengiriman telur dengan barang lain, perlu ditingkatkan untuk pengamanan telur dan tidak ditidih barar																
20	Imelda nu	5	#####	bagus																
21	Mercymor	5	#####	Cukup membantu																
22	Ine Collect	5	#####	good aplication																

Gambar 8. Dataset Hasil Scraping

4.2. Hasil Tahap Labelisasi Dataset

Setelah dataset terkumpul, langkah berikutnya adalah memberikan label pada data untuk memudahkan dalam analisis sentimen. Proses pelabelan ini sangat penting karena akan menentukan bagaimana data ulasan dikelompokkan berdasarkan sentimen yang terkandung di dalamnya. Pada penelitian ini, pelabelan dilakukan dengan mengatributkan label negative, neutral, dan positive berdasarkan penilaian rating bintang yang diberikan oleh pengguna.

Data dengan rating 1 dan 2 bintang akan diberikan label negative, karena penilaian rendah ini biasanya mencerminkan ketidakpuasan atau pengalaman buruk yang dialami oleh pengguna terhadap aplikasi. Sementara itu, data dengan rating 3 bintang diberikan label neutral, yang menunjukkan bahwa ulasan tersebut tidak sepenuhnya positif maupun negatif, dan cenderung bersifat netral atau biasa saja. Terakhir, data dengan rating 4 dan 5 bintang akan diberikan label positive, yang mengindikasikan bahwa pengguna merasa puas dan memiliki pengalaman positif dengan aplikasi tersebut.

Pelabelan ini dilakukan menggunakan aplikasi Microsoft Excel dengan memanfaatkan fungsi VLOOKUP. Fungsi VLOOKUP di Excel digunakan untuk mencari nilai tertentu dalam sebuah kolom dan mengembalikan nilai yang relevan dari kolom lain. Dalam hal ini, fungsi VLOOKUP digunakan untuk mencari rating bintang yang diberikan pada setiap ulasan dan kemudian mengatribusikan label yang sesuai, yaitu negative, neutral, atau positive, berdasarkan penilaian rating tersebut. Hasil dari proses pelabelan ini dapat dilihat pada Gambar 9, yang menunjukkan dataset yang telah diberi label dan siap digunakan dalam proses analisis sentimen lebih lanjut. Dengan adanya label yang jelas, model analisis sentimen dapat lebih mudah dalam memprediksi dan mengklasifikasikan ulasan berdasarkan sentimen yang terkandung di dalamnya.

	A	B	C
1	score	content	category
2	5	Mantabbbbbb	positive
3	2	Semenjak cod ditiadakan yg ke wilayahku udah g pake lagi aku,,pindah ke sebelah.lbh murah malah	negative
4	5	Sayang bgt ya buat si kecil kurang lengkap klo lengkap skalian kn beli nya ,ðY™	positive
5	5	Belum pernah belanja, tapi liatt teman selalu belanja lewatt aplikasi ini .. bikin aku juga pengen coba ðY™ðYs-	positive
6	5	sayuran fresh,bersih & semua barang kualitas baik	positive
7	5	kualitas barang nya fresh seger bersih2 dan pengiriman aman cepat .. bkalan langganan deh harganya murce murce tinggal tunggu ngak perlu keluar rumah ðY™ðY™S	positive
8	1	Skrng tiap belanja ada aja yag di komplain , tadi lebih ngaco lagi. Cod tapi harus transferðY™ juga. Nugelo segari !	negative
9	5	produk nya bagus loh, packaging nya juga safe banget	positive
10	5	pengiriman cepat,barang bagus	positive
11	5	bagus cepat praktis	positive
12	2	Bbrp kali belanja disini, banyak barang yg kosong, ya kalau kosong jgn di display lah..baik produk promo atau tidak promo adaaa aja yg kosong. uang kembali tapi ke coin. udah gitu	negative
13	5	keren sangat membantu emak2 yg jauh dr tukang sayur	positive
14	5	mantaap	positive
15	3	sayang ngga ada di tempatku	neutral
16	5	10 min sampe fresh bgt bagus sayurnya banyak promonya. very worth it	positive
17	5	sangat membantu ibu anak 1 yg riweh kalo mau keluar rmah, tinggal pesan lwat hp, lgsg sampek	positive
18	5	lebih banyak promo buah buahan jg ya	positive
19	5	Harga ok. Pengiriman tepat sesuai jadwal. Tapi untuk pengemasan, kalau pengiriman telur dengan barang lain, perlu ditingkatkan untuk pengamanan telur dan tidak ditidih barar	positive
20	5	bagus	positive
21	5	Cukup membantu	positive
22	5	good aplication	positive

Gambar 9. Dataset yang sudah dilabelisasi

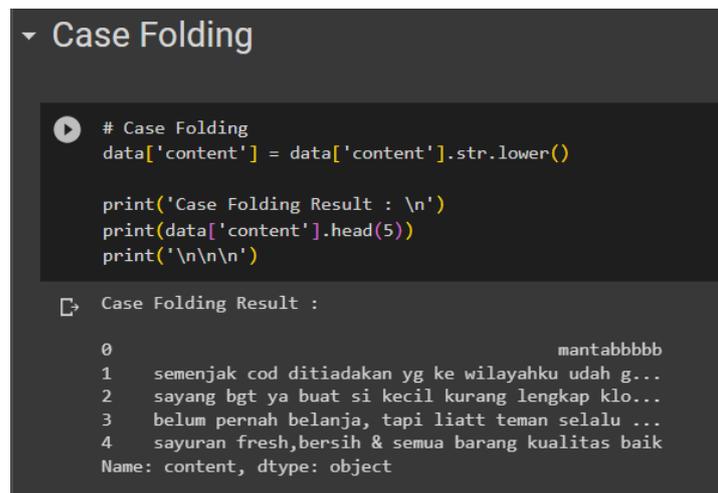
4.3. Hasil Tahap Pre-processing

Setelah dataset diberi label, tahapan berikutnya dalam proses analisis sentimen adalah pre-processing data. Tahap pre-processing ini sangat penting karena data yang diperoleh dari scraping atau pengumpulan data mentah sering kali mengandung berbagai elemen yang tidak relevan, kesalahan ketik, atau format yang tidak konsisten yang dapat memengaruhi akurasi analisis. Oleh karena itu, beberapa langkah perlu dilakukan

untuk mempersiapkan data agar siap digunakan dalam model analisis sentimen. Dalam penelitian ini, tahapan pre-processing melibatkan serangkaian proses, yaitu *case folding*, *data cleaning*, *tokenizing*, dan normalisasi.

1. Tahap *Case folding*

Case folding adalah langkah pertama dalam proses pre-processing, yang melibatkan konversi semua teks dalam dataset menjadi huruf kecil (*lowercase*). Hal ini bertujuan untuk menghilangkan perbedaan antara kata yang ditulis dengan huruf kapital atau huruf kecil. Misalnya, kata "Segari" dan "segari" akan diperlakukan sebagai kata yang sama setelah case folding. Langkah ini penting karena model analisis sentimen tidak perlu membedakan antara huruf kapital dan huruf kecil, sehingga memperkecil kompleksitas data.



```
Case Folding

# Case Folding
data['content'] = data['content'].str.lower()

print('Case Folding Result : \n')
print(data['content'].head(5))
print('\n\n')
```

```
Case Folding Result :

0          mantabbbb
1  semenjak cod ditiadakan yg ke wilayahku udah g...
2  sayang bgt ya buat si kecil kurang lengkap klo...
3  belum pernah belanja, tapi liatt teman selalu ...
4  sayuran fresh,bersih & semua barang kualitas baik
Name: content, dtype: object
```

Gambar 10. Hasil tahap *Case folding*

2. Tahap *Data cleaning*

Tahap data cleaning dilakukan untuk membersihkan data dari elemen-elemen yang tidak relevan atau mengganggu, seperti tanda baca, angka, atau karakter spesial. Misalnya, dalam teks ulasan yang mengandung simbol atau emotikon, simbol-simbol tersebut akan dihapus karena tidak memiliki makna dalam konteks analisis sentimen. Selain itu, kata-kata yang tidak relevan atau kata-kata umum yang tidak memberikan kontribusi terhadap pemahaman sentimen, seperti kata sambung atau artikel (misalnya: "dan", "atau", "di"), juga dapat dihapus. Proses ini membantu untuk mengurangi kebisingan dalam data dan memastikan bahwa model hanya fokus pada informasi yang penting.

```
def remove_content_special(text):
    # remove tab, new line, and backslash
    text = text.replace('\t', ' ').replace('\n', ' ').replace('\u', '').replace('\ ', '')

    # remove non ASCII (emoticon, chinese word, .etc)
    text = text.encode('ascii', 'replace').decode('ascii')

    # remove mention, link, hashtag
    text = ' '.join(re.sub("([@#][A-Za-z0-9]+)(\w+:\w+\/\S+)", " ", text).split())

    # remove incomplete URL
    text = text.replace("http://", " ").replace("https://", " ")

    return text

data['content'] = data['content'].apply(remove_content_special)

#remove number
def remove_number(text):
    return re.sub(r"\d+", "", text)

data['content'] = data['content'].apply(remove_number)

#remove punctuation
def remove_punctuation(text):
    return text.translate(str.maketrans("", "", string.punctuation))

data['content'] = data['content'].apply(remove_punctuation)

#remove whitespace leading & trailing
def remove_whitespace_LT(text):
    return text.strip()

data['content'] = data['content'].apply(remove_whitespace_LT)

#remove multiple whitespace into single whitespace
def remove_whitespace_multiple(text):
    return re.sub('\s+', ' ', text)

data['content'] = data['content'].apply(remove_whitespace_multiple)

# remove single char
def remove_single_char(text):
    return re.sub(r"\b[a-zA-Z]\b", "", text)

data['content'] = data['content'].apply(remove_single_char)
```

Gambar 11. Hasil tahap *Data Cleaning*

3. Tahap *Tokenizing*

Langkah selanjutnya adalah tokenizing, yaitu memecah teks menjadi unit-unit yang lebih kecil, yang disebut token. Token ini bisa berupa kata, frasa, atau simbol yang memiliki makna dalam analisis sentimen. Sebagai contoh, kalimat "Aplikasi Segari sangat membantu" akan dipisah menjadi token-token: "Aplikasi", "Segari", "sangat", "membantu". Tokenizing mempermudah analisis karena model akan bekerja dengan potongan-potongan kata atau frasa yang lebih kecil dan lebih terfokus.

```
# NLTK word_tokenize
def word_tokenize_wrapper(text):
    return word_tokenize(text)

data['content_tokens'] = data['content'].apply(word_tokenize_wrapper)

print('Tokenizing Result : \n')
print(data['content_tokens'].head())
print('\n\n')
```

```
Tokenizing Result :

0          [mantabbbbb]
1  [semenjak, cod, ditiadakan, yg, ke, wilayahku,...
2  [sayang, bgt, ya, buat, si, kecil, kurang, len...
3  [belum, pernah, belanja, tapi, liatt, teman, s...
4  [sayuran, freshbersih, semua, barang, kualitas...
Name: content_tokens, dtype: object
```

Gambar 12. Hasil tahap *Tokenizing*

4. Tahap Normalisasi

Proses normalisasi dilakukan untuk mengubah token-token yang tidak konsisten atau variatif menjadi bentuk standar. Misalnya, dalam beberapa ulasan, pengguna dapat menulis "baik banget" atau "sangat baik" untuk menyatakan hal yang sama, atau menggunakan variasi dalam penulisan kata seperti "gak" dan "tidak". Pada tahap ini, variasi tersebut akan disamakan untuk memastikan bahwa model dapat mengenali pola yang konsisten dalam data. Proses ini juga mencakup langkah-langkah seperti stemming (mengembalikan kata ke bentuk dasarnya) dan lemmatization (mengubah kata ke bentuk lemma-nya).

```
normalizad_word = pd.read_csv("normalisasi3.csv")

normalizad_word_dict = {}

for index, row in normalizad_word.iterrows():
    if row[0] not in normalizad_word_dict:
        normalizad_word_dict[row[0]] = row[1]

def normalized_term(document):
    return [normalizad_word_dict[term] if term in normalizad_word_dict else term for term in document]

data['content_normalized'] = data['content_tokens_stw'].apply(normalized_term)

data['content_normalized'].head(10)
```

```
0          [mantap]
1  [semenjak, cod, ditiadakan, wilayahku, sudah, ...
2  [sayang, banget, lengkap, lengkap, sekalian, k...
3  [belanja, lihat, teman, belanja, lewat, aplika...
4  [sayuran, freshbersih, barang, kualitas]
5  [kualitas, barang, fresh, segar, bersih, pengi...
6  [sekarang, belanja, yang, komplain, mengaco, c...
7  [produk, bagus, packaging, safe, banget]
8  [pengiriman, cepatbarang, bagus]
9  [bagus, cepat, praktis]
Name: content_normalized, dtype: object
```

Gambar 13. Hasil tahap normalisasi

Gambar 14 menunjukkan hasil dari proses pre-processing yang telah dilakukan pada dataset ulasan. Gambar tersebut memberikan gambaran tentang bagaimana teks yang sebelumnya mentah telah diproses menjadi bentuk yang lebih sederhana, dengan token-token yang relevan untuk dianalisis lebih lanjut. Hasil ini akan digunakan dalam tahap selanjutnya, yaitu pembagian data (splitting) dan pelatihan model analisis sentimen.

id	score	label	text
0	5	positive	[mantap]
1	2	negative	[tidak, 'bisa 'bayar, 'langsung', 'pindah]
2	5	positive	[lengkap, 'sekali', 'akan', 'beli]
3	5	positive	[belanja, 'lihat', 'teman', 'belanja', 'lewat', 'aplikasi', 'ingin', 'coba]
4	5	positive	[sayur, 'segar, bersih', 'barang', 'kualitas]
5	5	positive	[kualitas, 'barang', 'segar', 'segar', 'bersih', 'kirim', 'aman', 'cepat', 'bakal', 'langgan', 'harga', 'murah', 'murah', 'tinggal', 'tunggu', 'rumah]
6	1	negative	[sekarang, 'belanja', 'banyak', 'komplain]
7	5	positive	[produk, 'bagus', 'bungkus', 'aman', 'banget]
8	5	positive	[kirim, 'cepat', 'barang', 'bagus]
9	5	positive	[bagus, 'cepat', 'praktis]

Gambar 14. Hasil dari tahap *pre-processing*

4.4. Hasil Tahap Data *Splitting*

Pembagian dataset atau dataset *splitting* merupakan tahapan penting dalam proses pengembangan model machine learning, yang bertujuan untuk memastikan bahwa model yang dilatih dapat diuji dan divalidasi dengan data yang belum pernah digunakan sebelumnya. Pada penelitian ini, pembagian dataset dilakukan dengan rasio yang berbeda, yaitu 70:30 dan 80:20, untuk menentukan proporsi data yang digunakan dalam pelatihan (*training set*), validasi (*validation set*), dan pengujian (*test set*).

```
# 4. Split resampled data dengan rasio 70-15-15 untuk training-validasi-testing
train_df, temp_df = train_test_split(df_resampled, test_size=0.3, random_state=42)
valid_df, test_df = train_test_split(temp_df, test_size=0.5, random_state=42)
```

Gambar 15. Proses Dataset *Splitting*

Pada rasio pertama, yaitu 70:30, 70% data digunakan untuk pelatihan model (*training set*), sedangkan 15% masing-masing digunakan untuk *validation set* dan *test set*. *Training set* digunakan untuk melatih model agar dapat mempelajari pola atau karakteristik data. *Validation set* digunakan untuk menilai kinerja model selama proses pelatihan dan membantu dalam memilih model terbaik serta melakukan penyesuaian parameter. Sedangkan *test set* digunakan untuk mengukur akurasi model setelah selesai dilatih, menggunakan data yang tidak terlihat sebelumnya oleh model. Proses ini dapat dilihat pada Gambar 16, yang menunjukkan bagaimana dataset dibagi berdasarkan rasio 70:30.

```
# 4. Split resampled data dengan rasio 70-15-15 untuk training-validasi-testing
train_df, temp_df = train_test_split(df_resampled, test_size=0.3, random_state=42)
valid_df, test_df = train_test_split(temp_df, test_size=0.5, random_state=42)
```

Gambar 16. Proses Dataset *Splitting* dengan Rasio 70 : 30

Pada rasio kedua, 80:20, pembagian dataset sedikit berbeda, di mana 80% data digunakan untuk *training set*, dan 10% masing-masing untuk *validation set* dan *test set*. Penggunaan rasio ini dapat meningkatkan jumlah data yang digunakan dalam pelatihan, yang dapat membantu model untuk belajar lebih baik, namun jumlah data untuk validasi dan pengujian akan lebih sedikit. Gambar 17 menunjukkan proses pembagian dataset dengan rasio 80:20.

```
# 4. Split resampled data dengan rasio 80-10-10 untuk training-validasi-testing
train_df, temp_df = train_test_split(df_resampled, test_size=0.2, random_state=42)
valid_df, test_df = train_test_split(temp_df, test_size=0.5, random_state=42)
```

Gambar 17. Proses Dataset *Splitting* dengan Rasio 80 : 20

Proses *dataset splitting* yang tepat sangat penting untuk menghindari masalah seperti *overfitting* atau *underfitting*, serta memastikan bahwa model yang dihasilkan dapat generalisasi dengan baik pada data yang belum dilihat sebelumnya. Pembagian yang tepat antara *training set*, *validation set*, dan *test set* memungkinkan model untuk dilatih dengan baik, diuji, dan divalidasi secara efektif, memberikan hasil yang lebih akurat dan dapat diandalkan.

4.5. Hasil Tahap Implementasi BERT

Pada tahap implementasi BERT pada analisis sentimen di penelitian ini menggunakan model

IndoBERT-base-p2, yang merupakan arsitektur dari BERT-base. Implementasi ini terdiri dari beberapa langkah, yaitu:

1. Proses Load Model

Pada tahap ini, model yang digunakan adalah IndoBERT-base-p2, sebuah model pre-trained yang dimanfaatkan untuk tugas analisis sentimen. Alih-alih melatih model dari awal, digunakan teknik fine-tuning untuk memanfaatkan keahlian yang sudah ada dalam model tersebut. Proses pengambilan model ini dapat dilihat pada Gambar 18.

```
# 7. Model
config = BertConfig.from_pretrained("indobenchmark/indobert-base-p2", num_labels=3)
config.hidden_dropout_prob = 0.5
model = BertForSequenceClassification.from_pretrained("indobenchmark/indobert-base-p2", config=config)
```

Gambar 18. Proses Load Model

2. Pendefinisian Learning Rate Scheduler

Learning Rate Scheduler digunakan untuk mengoptimalkan learning rate selama pelatihan model. Fungsi utamanya adalah menghindari konvergensi yang terlalu cepat yang dapat menyebabkan overfitting. Inisialisasi Learning Rate Scheduler ini dapat dilihat pada Gambar 19, yang akan mengurangi learning rate jika validation loss tidak menurun setelah satu epoch, dengan parameter *patience*=1.

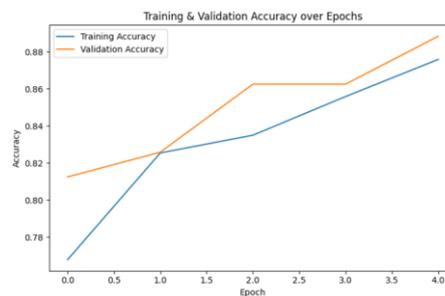
```
# 7a. Tambahkan Learning Rate Scheduler
scheduler = optim.lr_scheduler.ReduceLRonPlateau(optimizer, 'min', patience=1, factor=0.1, verbose=True)
```

Gambar 19. Mendefinisikan *Learning Rate Scheduler*

3. Proses Training

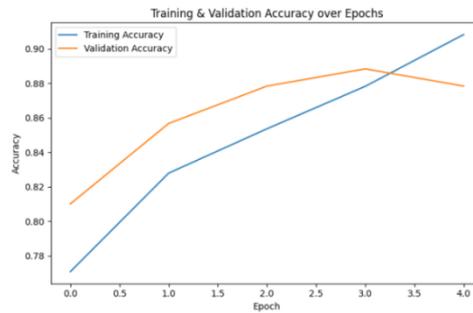
Tahap training dimulai dengan *fine-tuning*, yang melibatkan beberapa langkah seperti mendefinisikan optimizer Adam dengan *learning rate* 3e-5. Selama proses pelatihan, dilakukan perhitungan *loss*, jumlah prediksi yang benar, serta akurasi pada setiap epoch. Model dilatih dengan cara menghitung gradien dan melakukan optimasi untuk setiap batch data pelatihan. Model juga diperbarui berdasarkan *validation loss* dengan menggunakan teknik *early stopping* untuk menghentikan pelatihan jika tidak ada peningkatan pada *validation loss* dalam beberapa epoch berturut-turut.

- Pada rasio 60:40, kurva training menunjukkan peningkatan meskipun tidak konsisten. Ada periode stagnasi antara epoch 2.0 hingga 3.0, diikuti dengan peningkatan kembali, meskipun pada akhirnya training accuracy lebih unggul dibandingkan dengan validation accuracy.



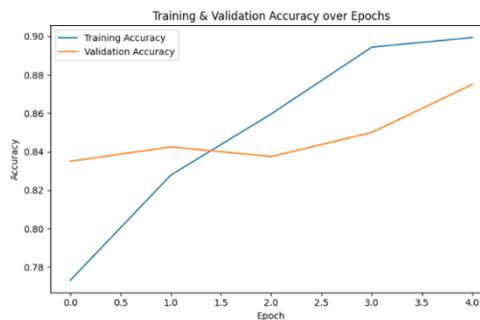
Gambar 20. Gambar Grafik Hasil Training Rasio 60 : 40

- Pada rasio 70:30, kurva training menunjukkan peningkatan yang konsisten seiring dengan bertambahnya epoch. Namun, validation accuracy menunjukkan fluktuasi setelah mencapai titik tertentu, meskipun masih ada tren peningkatan hingga epoch 3.0.



Gambar 21. Gambar Grafik Hasil Training Rasio 70 : 30

- Pada rasio 80:20, kurva training sempat mengalami penurunan antara epoch 1.0 hingga 2.0, namun kemudian mengalami peningkatan kembali meskipun tetap berada di bawah kurva training pada rasio lainnya.



Gambar 22. Gambar Grafik Hasil Training Rasio 80 : 20

4.6. Evaluasi

Tahap akhir dalam proses analisis sentimen menggunakan BERT adalah tahap evaluasi. Pada tahap ini, dilakukan penilaian terhadap hasil training yang telah dilakukan dengan menggunakan confusion matrix. Confusion matrix digunakan untuk mengukur sejauh mana model mampu memprediksi sentimen pada data uji, serta sebagai alat untuk mengevaluasi kinerja klasifikasi dari model machine learning. Selanjutnya, akan disajikan laporan klasifikasi yang akan menggambarkan accuracy score, precision, recall dan f1-score dari model yang telah dibuat.

Tabel 1. Tabel Perbandingan dari Hasil Rasio Evaluasi

Pengukuran	Rasio Split Data		
	60 : 40	70 : 30	80 : 20
Accuracy	89%	89%	85%
Precision Positive	94%	91%	94%
Precision Negative	77%	83%	81%
Precision Neutral	64%	69%	34%

5. KESIMPULAN

Dataset dengan jumlah keseluruhan sebesar 5026 dan Hyperparameter yang digunakan pada penelitian ini adalah learning rate $3e-5$, epoch 5, dan batch size 32. Hasil optimal dengan menggunakan metode pembagian data 70:30, didapatkan nilai akurasi sebesar 89%, dengan akurasi nilai precision positif 91%, negatif 83%, dan netral 69%. Model yang telah dilatih berhasil mencapai akurasi sebesar 89%, yang mengindikasikan bahwa sekitar 89% dari prediksi yang dibuat oleh model sesuai dengan label yang benar pada data pengujian. Precision (presisi) untuk kelas positif adalah 91%, ini berarti dari semua prediksi yang dinyatakan sebagai kelas positif sesungguhnya oleh model adalah sekitar 91%. Precision untuk kelas negatif adalah 83%, ini menunjukkan bahwa dari semua prediksi yang dinyatakan sebagai kelas yang benar – benar negatif oleh model adalah sekitar 83%. Precision untuk kelas netral adalah 69%, ini mengindikasikan bahwa dari semua prediksi yang dinyatakan sebagai kelas netral yang sebenarnya oleh model adalah sekitar 69%.

Berdasarkan implementasi BERT dalam analisis sentimen ini, disarankan untuk melakukan eksperimen lebih lanjut dengan berbagai rasio pembagian dataset yang lebih beragam, seperti 75:25 atau 90:10, untuk menilai apakah rasio tersebut dapat menghasilkan performa yang lebih stabil dan akurat. Selain itu, memperpanjang jumlah epoch pelatihan dan mengoptimalkan parameter lainnya seperti batch size atau optimizers yang berbeda juga dapat membantu meningkatkan akurasi model, terutama pada data validasi yang mengalami fluktuasi. Penggunaan teknik data augmentation atau penambahan variasi dalam data pelatihan dapat memperkaya model, sehingga lebih tahan terhadap kondisi overfitting. Pengujian model pada dataset yang lebih besar dan beragam dari berbagai sumber juga dapat menjadi langkah penting untuk memastikan generalisasi model yang lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Schorong, "Quick commerce: will the disruption of the food retail industry happen? Investigating the quick commerce supply chain and the impacts of dark stores," 2023.
- [2] Simanungkalit, J. P. P. Naibaho, and A. De Kweldju, "Analisis Sentimen Berbasis Aspek Pada Ulasan Aplikasi Shopee Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *Jutisi J. Ilm. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 13, no. 1, p. 659, 2024.
- [3] D. A. Pradana and A. P. Wibowo, "Analisis Sentimen Ulasan Produk Sepatu Compass Di E-Commerce Tokopedia Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier (NBC) Analisis Sentimen Ulasan Produk Sepatu Compass Di E- Commerce Tokopedia Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier (NBC)," *Inov. Pembang. – J. KELITBANGAN*, vol. 12, no. 3, pp. 1–12, 2024.
- [4] K. Dewi, "Analisis Sentimen Ekspedisi Sicepat Dari Ulasan Google Play Mennggunakan Algoritma Naïve Bayes," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 9, no. 2, pp. 796–805, 2022.
- [5] D. N. I. Huda and C. Prianto, "Analisis Sentimen Layanan Jasa Pengiriman Pada Ulasan Play Store: Systematic Literature Review," *J. Inform. dan Teknol. Komput.*, vol. 4, no. 2, pp. 87–98, 2023.
- [6] K. F. E. D. W. R. Permatasari, "Analisis Sentimen Berbasis Aspek Pada Ulasan Aplikasi Indrive Menggunakan Bidirectional Encoder Representations From Transformers (Bert)," *J. Ilm. Wahana Pendidik.*, vol. 10, no. 20, pp. 105–115, 2024.
- [7] N. B. Sidauruk and N. Riza, "Sentimen Analisis Data Pengguna Terhadap KAI Access Systematic Literature Review," *J. Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 2, pp. 1297–1303, 2023.
- [8] D. Jovanoski, V. Pachovski, and P. Nakov, "Sentiment analysis in twitter for Macedonian," *Int. Conf. Recent Adv. Nat. Lang. Process. RANLP*, vol. 2015-January, pp. 249–257, 2015.
- [9] R. M. R. W. P. K. Atmaja and W. Yustanti, "Analisis Sentimen Customer Review Aplikasi Ruang Guru dengan Metode BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers)," *Jeisbi*, vol. 02, no. 03, pp. 55–62, 2021.
- [10] M. Senjaya, A., & Achmad Benny, "Analisis Sentimen Aplikasi Vidio Berdasarkan Review Pada Google Play Store Menggunakan Metode Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)," 2022.
- [11] R. Kusnadi, Y. Yusuf, A. Andriantony, R. Ardian Yaputra, and M. Caintan, "Analisis Sentimen Terhadap Game Genshin Impact Menggunakan Bert," *Rabit J. Teknol. dan Sist. Inf. Univrab*, vol. 6, no. 2, pp. 122–129, 2021.
- [12] C. A. Putri, "Analisis Sentimen Review Film Berbahasa Inggris Dengan Pendekatan Bidirectional Encoder Representations from Transformers," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 6, no. 2, pp. 181–193, 2020.
- [13] L. Qadrini, H. Hikmah, and M. Megasari, "Oversampling, Undersampling, Smote SVM dan Random Forest pada Klasifikasi Penerima Bidikmisi Sejava Timur Tahun 2017," *J. Comput. Syst. Informatics*, vol. 3, no. 4, pp. 386–391, 2022.
- [14] V. V. Verianto, "Factors Influencing Segari E-Grocery's Purchase Intention Moderated by Gender and Age," *J. Bus. Manag. Rev.*, vol. 4, no. 2, pp. 149–167, 2023.
- [15] B. Liu, "Sentiment Analysis: Mining Opinions, Sentiments, and Emotions," in *Sentiment Analysis: Mining Opinions, Sentiments, and Emotions*, vol. 11, no. 3, 2015, pp. 277–278.
- [16] M. F. Ramadhan, B. Siswoyo, and S. I. Cirebon, "Mengenal Model BERT dan Implementasinya untuk Analisis Sentimen Ulasan Game," in *Prosiding Seminar Nasional Sistem Informasi dan Teknologi (SISFOTEK) ke, 2024*, pp. 395–398.
- [17] B. G. A. Ghodsi, *Neural Network Compression and Knowledge Distillation : Tutorial and Survey*. 2024.
- [18] T. A. S. Rohmah and W. Maharani, "Personality Detection on Twitter Social Media Using IndoBERT Method," *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 4, no. 2, pp. 448–453, 2022.

- [19] D. R. Wijaya and G. M. A. S. W. O. Vihikan, "Sentiment Analysis of Indonesian Citizens on Electric Vehicle Using FastText and BERT Method," *J. Inf. Syst. Informatics*, vol. 6, no. 3, pp. 1360–1372, 2024.