

SENTIMEN ANALISIS TERHADAP KEBIJAKAN PENYELENGGARA SISTEM ELEKTRONIK (PSE) MENGUNAKAN ALGORITMA *BIDIRECTIONAL ENCODER REPRESENTATIONS FROM TRANSFORMERS* (BERT)

Bayu Kurniawan¹, Ahmad Ari Aldino², Auliya Rahman Isnain³

Sistem Informasi¹, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer Universitas Teknokrat Indonesia JL.ZA.

Pagar Alam No. 9-11, Labuhan Ratu, Kec. Kedaton, Bandar Lampung

Email: @gmail.com

Received: (24 Januari 2022) **Accepted:** (30 Desember 2022) **Published:** (30 Desember 2022)

Abstract

The rapidly growing development of internet technology has had a very large impact on the world community. This development has changed various conventional methods and people's lifestyles to become more modern in all fields, such as social, cultural, economic, military, administration and other fields. Bidirectional Encoder Representations from Transformers or BERT for short, is a trained language representation model created in 2018 by Google AI Language researchers. BERT was created using semi-supervised learning, ELMo, ULMFiT, OpenAI Transformers, and Transformers and deep learning techniques. Transformers are components which concentrates on the relevant relationships between words in the text (Vaswani et al., 2017). Sentiment analysis found that Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) had 69%, 55%, and 55% accuracy at two different times using the same hyperparameter, namely batch size 16, and epoch 5. Based on the test results, epoch gave satisfactory results. . Therefore, a sentiment analysis was carried out in epoch 5. When using BERT, the accuracy achieved was affected by an unbalanced data set. Although the number of balanced data sets is less than that of unbalanced data sets, accuracy is 62% higher.

Keywords: Electronic system organizer, Sentiment Analysis, Twitter API, BERT, Text mining.

Abstrak

Perkembangan teknologi internet yang semakin pesat telah memberikan dampak yang sangat besar pada masyarakat dunia. Perkembangan ini telah mengubah berbagai macam metode konvensional dan pola hidup masyarakat menjadi lebih modern disegala bidang, seperti sosial, budaya, ekonomi, militer, administrasi serta bidang lainnya. Bidirectional Encoder Representations from Transformers atau disingkat BERT, adalah model representasi bahasa terlatih yang dibuat pada tahun 2018 oleh peneliti Google AI Language. BERT dibuat menggunakan pembelajaran semi-diawasi, ELMo, ULMFiT, OpenAI Transformers, dan Transformers serta teknik deep learning. Transformer adalah komponen yang berkonsentrasi pada hubungan yang relevan antarapkata-kata dalam teks (Vaswani et al., 2017). Analisis sentimen menemukan bahwa Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) memiliki akurasi 69%, 55%, dan 55% pada dua waktu berbeda menggunakan hyperparameter yang sama, yaitu batch size 16, dan epoch 5. Berdasarkan hasil pengujian, epoch memberikan hasil yang memuaskan. Oleh karena itu dilakukan analisis sentimen pada epoch 5. Saat menggunakan BERT, akurasi yang dicapai dipengaruhi oleh kumpulan data yang tidak seimbang. Meskipun jumlah kumpulan data seimbang lebih sedikit dari pada kumpulan data tidak seimbang, akurasi 62% lebih tinggi.

Kata Kunci: Penyelenggara sistem elektronik, Analisis Sentimen, API Twitter, BERT, Text Mining.

To cite this article:

Bayu Kurniawan, Ahmad Ari Aldino, Auliya Rahman Isnain. (2022). SENTIMEN ANALISIS TERHADAP KEBIJAKAN PENYELENGGARA SISTEM ELEKTRONIK (PSE) MENGGUNAKAN ALGORITMA BIDIRECTIONAL ENCODER REPRESENTATIONS FROM TRANSFORMERS (BERT). Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi, Vol (3), 98-106.

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi internet yang semakin pesat telah memberikan dampak yang sangat besar pada masyarakat dunia. Perkembangan ini telah mengubah berbagai macam metode konvensional dan pola hidup masyarakat menjadi lebih modern disegala bidang, seperti sosial, budaya, ekonomi, militer, administrasi serta bidang lainnya. Dengan adanya perkembangan teknologi serta kemudahan masyarakat untuk berkomunikasi dan mengakses informasi membuat peluang dan persaingan yang ada di masyarakat juga ikut bertambah. Masyarakat sekarang dituntut untuk hidup lebih modern dan ikut pada perkembangan tersebut jika tidak ingin kalah bersaing. Pemanfaatan teknologi internet ini juga dilakukan oleh sebagian besar masyarakat Indonesia. Hasil survei yang dilakukan oleh Asosiasi Penyelenggara Jasa Internet Indonesia yang dilakukan pada tahun 2016 menunjukkan terdapat 132,7 juta pengguna internet di Indonesia, dimana sebagian besar

pengguna internet tersebut berada di wilayah Jawa yakni sebanyak 86,3 juta orang. Adapun pemanfaatan teknologi internet tersebut cukup beragam, dimana dari 132,7 juta pengguna internet tersebut 97,4% diantaranya menggunakan internet untuk media sosial, 96,8% untuk hiburan, 96,4% untuk mengakses berita, 93,8% untuk kebutuhan pendidikan, 93,1% untuk komersial, dan 91,6% diantaranya juga menggunakan internet untuk pelayan publik Indonesia (Rivaldi Moha & Kusumadara, 2020)

Teknologi informasi dan komunikasi telah mengubah perilaku masyarakat dan peradaban manusia secara global. Di samping itu perkembangan teknologi informasi telah menyebabkan dunai menjadi tanpa batas (borderless) dan menyebabkan perubahan sosial yang secara signifikan berlangsung demikian cepat. Teknologi informasi saat ini menjadi pedang bermata dua, karena selain berkontribusi pada kemajuan peradaban, kemajuan, dan kesejahteraan manusia, serta alat yang efektif untuk kegiatan kriminal. Masyarakat dan teknologi tidak dapat dipisahkan satu sama lain. Orang menjadi semakin bergantung pada teknologi di semua bidang, termasuk pendidikan, perawatan kesehatan, dan lapangan kerja. Internet adalah salah satu teknologi yang paling banyak digunakan. Meluasnya penggunaan teknologi internet merupakan perkembangan yang luar biasa. Istilah "jaringan interkoneksi," yang mengacu pada hubungan berbagai komputer yang membentuk jaringan komputer global melalui jalur telekomunikasi seperti telepon kabel dan satelit, adalah akar dari internet. (Hendrik, n.d.).

Sebuah studi komputasi untuk mengenali dan mengungkapkan pendapat, sentimen, evaluasi, sikap, emosi, subjektivitas, penilaian, atau pandangan yang terkandung dalam satu teks dikenal sebagai analisis sentimen (sentiment analysis) atau penggalian opini (Opinion Mining), masing-masing (Zannah R., 2019). Karena tingkat persaingan yang signifikan dalam industri pemasaran dan perubahan kebutuhan individu, analisis sentimen menjadi subjek banyak penelitian. Analisis sentimen telah menjadi subjek banyak penelitian sebelumnya. Dalam penelitian, Navie Bayes metode, jaringan saraf, dan metode SVM semuanya telah digunakan. Eksplorasi ini menyinggung penanganan Sentiment Analysis terhadap kebijakan pemerintah yaitu Penyelenggara Sistem Elektronik. Pada Penelitian Tersebut analisis sentimen dilakukan untuk melihat pendapat masyarakat Indonesia tentang Kebijakan Penyelenggara Sistem Elektronik. Dengan mengekstrak sejumlah *dataset sentiment* pada media sosial (Twitter), kemudian dilakukan *Preprocessing Text*, Analisis Sentimen, *Top Word Extraction*, *Development of Classification Model* mengacu pada algoritma BERT yang baru saja diciptakan oleh (Jacob Devlin, 2018).

Teori data mining juga digunakan dalam penelitian ini. Ekstraksi informasi dan pola yang berguna dari sejumlah besar data dikenal sebagai data mining. Ini juga dikenal sebagai "proses penemuan pengetahuan", "ekstraksi pengetahuan", "analisis data", dan "penambangan pengetahuan dari data." Strategi Data mining (Dm) dapat membantu mendukung peningkatan pesat volume data yang dihasilkan oleh digitalisasi, yang memiliki konsekuensi untuk proses seperti pengembangan proses. Proses Standar Lintas Industri untuk Data Mining, juga dikenal sebagai CRISP-DM, adalah standar yang dibuat pada tahun 1996 dan ditujukan untuk proses analisis industri sebagai strategi bisnis untuk memecahkan masalah. (Mas Raden Panca Rizqi Wahyu Atmaja Kusuma & Yustanti Wiyli, 2021).

BERT adalah model pembelajaran mendalam yang telah mencapai hasil terobosan dalam berbagai tugas NLP. BERT memiliki enam lapisan Transformer berlapis di atas setiap encoder dan decoder, itulah sebabnya file proses pelatihan sangat rumit, konfigurasinya sangat rumit, waktu pelatihan sangat lama, dan biayanya sangat tinggi. Namun, model pra-pelatihan BERT Google tersedia sebagai sumber terbuka dan dapat digunakan tanpa terlebih dahulu membuat model. Dimulai dengan kata dan representasi embedding dari lapisan embedding, Pemrosesan BERT dimulai. Untuk membuat representasi perantara baru, setiap lapisan menggunakan perhitungan perhatian berkepala banyak pada representasi kata dari lapisan sebelumnya. Ukuran semua representasi perantara ini

identik. Token akan memiliki 12 representasi perantara di 12 lapisan model BERT. (Alifia Putri & al Faraby, 2020).

2. Tinjauan Pustaka

Berikut tinjauan pustaka yang digunakan sebagai referensi atau pembandingan terhadap penelitian ini:

1. Literatur 1 (Putri, 2020) dengan judul “Analisis Sentimen Review Film Berbahasa Inggris Dengan Pendekatan Bidirectional Encoder Representations from Transformers” dengan metode Bidirectional Encoder Representations from Transformers dengan hasil akurasi menggunakan BERT adalah 73%, dengan 2000 review dimana 1000 review dengan sentimen positif, dan 1000 review dengan sentimen negatif.
2. Literatur 2 (Abdul et al, 2019) dengan judul “Using BERT for Checking the Polarity of Movie Reviews.” dengan metode Bidirectional Encoder Representations from Transformers dengan hasil Hasil evaluation accuracy yang di peroleh mencapai 0.89 dengan loss 0.4856, precission 0.9174 dan recall 0.8812
3. Literatur 3 (Munakir et al, 2019) dengan judul “Fine-grained Sentiment Classification using BERT.” dengan metode Bidirectional Encoder Representations from Transformers dengan hasil Akurasi yang di peroleh saat tarining dataset adalah 90% dan test dataset adalah 79%.
4. Literatur 4 (Maharani, 2020) dengan judul “Sentiment Analysis during Jakarta Flood for Emergency Responses and Situational Awareness in Disaster Management using BERT”. Dengan metode Bidirectional Encoder Representations from Transformers dengan hasil Akurasi yang di peroleh saat tarining dataset adalah 90% dan test dataset adalah 79%.
5. Literatur 5 (Kurniawan et al, 2019) dengan judul “Analisis sentimen opini film Menggunakan Metode Naïve Bayes dan Lexicon Based Features” dengan metode Naïve Bayes dan Lexicon Based Features dengan hasil Hasil pengujian menggunakan Naïve-Bayes dengan pembobotan *lexicon-based features* menghasilkan nilai akurasi 0.8, *precision*, *recall* 0.8, dan *f-measure* 0.8. Sedangkan hasil pengujian menggunakan Naïve-Bayes tanpa pembobotan *lexicon-based features* menghasilkan nilai akurasi 0.95, *precision* 1, *recall* 0.9, dan *f-measure* 0.9474.

Berdasarkan tinjauan pustaka yang telah dilakukan oleh penulis, maka perbedaan antara penelitian terdahulu dan penelitian yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Data set yang digunakan merupakan *tweet* yang berisi komentar masyarakat terhadap penyelenggara sistem elektronik di indonesia.
2. Data set yang digunakan diperoleh dengan cara *crawling* menggunakan Twitter API.
3. Penerapan dan visualisasi algoritma *Bidirectional encoder representation from transformer* menggunakan *software* Python. dilakukan ini tergolong masih belum banyak dilakukan oleh peneliti terdahulu.

2.2 Natural Language Processing (NLP)

Salah satu bidang Artificial Intelligence yang mempelajari dan mengembangkan bagaimana komputer dapat memahami, memahami, dan memproses bahasa alami dalam bentuk teks atau ucapan dikenal sebagai Natural Language Processing. NLP menganalisis bahasa manusia sedemikian rupa cara komputer dapat memahami bahasa sebaik manusia. Linguistik komputasi, ilmu komputasi, ilmu kognitif, dan kecerdasan buatan adalah bagian dari bidang interdisipliner yang dikenal sebagai NLP.

2.3 Analisis Sentimen

Subbidang penelitian komputasi yang dikenal sebagai "analisis sentimen" menyelidiki opini, perasaan, dan emosi teks. Dalam NLP dan penambangan data, analisis sentimen, juga dikenal sebagai penambangan opini, telah menjadi topik hangat. Tujuan utama analisis sentimen adalah untuk mengolah, mengekstrak, meringkas, dan menganalisis informasi dalam sebuah teks menggunakan berbagai metode sehingga dapat menyimpulkan emosi dan sudut pandang penulis dari teks dan berbagi informasi subjektif penulis tentang kecenderungan emosional teks termasuk di dalamnya.

2.4 Machine Learning

Dalam Artificial Intelligence, salah satu bidang keilmuannya adalah machine learning atau pembelajaran mesin. Seperti namanya, tujuan pembelajaran mesin adalah melatih mesin dengan banyak contoh atau kumpulan data yang terkait dengan tugas yang sedang dikerjakan.

Berdasarkan kumpulan data tersebut, mesin mempelajari pola yang diberikan dan membuat aturannya sendiri

2.5 Neural Network

Salah satu metode yang paling umum untuk pembelajaran mesin adalah jaringan saraf, juga dikenal sebagai jaringan saraf tiruan. Ia bekerja dengan mensimulasikan mekanisme pembelajaran yang didasarkan pada cara kerja sistem saraf manusia atau makhluk hidup lainnya. Sel-sel yang membentuk sistem saraf disebut neuron. Akson dan dendrit menghubungkan neuron ini satu sama lain. Menurut Aggarwal (2018), sinapsis adalah penghubung antara dendrit dan akson.

2.6 Deep Learning

Subbidang kecerdasan buatan yang dikenal sebagai pembelajaran mendalam adalah subbidang pembelajaran mesin. Menurut Hollet (2018), pembelajaran mendalam adalah jenis jaringan saraf yang lebih maju dan dalam daripada jaringan saraf standar karena jumlah lapisannya meningkat secara signifikan.

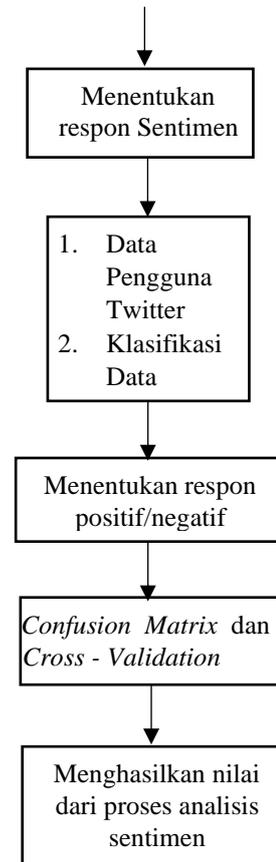
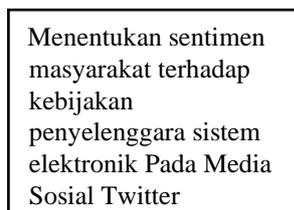
2.7 Pengertian Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)

Representasi Encoder Bidirectional Transformers (Devlin et al., 2019), atau disingkat BERT, adalah model representasi bahasa terlatih yang dibuat pada tahun 2018 oleh peneliti Google AI Language. BERT dibuat menggunakan pembelajaran semi-diawasi, ELMo, ULMFiT, OpenAI Transformers, dan Transformers serta teknik deep learning.

3. Metodologi Penelitian

3.1 Kerangka Penelitian

Kerangka tahapan penelitian ini dibuat oleh penulis sebagai acuan terstruktur pelaksanaan penelitian. Kerangka Tahapan Penelitian ini disesuaikan dengan tahapan (3.1) *Text Mining*. Berikut ini merupakan tahapan penelitian yang akan penulis laksanakan tertera pada gambar 1.



Gambar Tahapan Penelitian

Berikut ini merupakan penjelasan tahapan-tahapan dari kerangka penelitian diatas:

1. penentuan masalah penelitian, yaitu adalah tentang analisis sentimen terhadap pengguna *Twitter*.
2. *Opportunity* (Peluang), memberikan penyelesaian masalah yang mencakup dengan penerapan dari *text mining* Penggunaan text mining dapat menyelesaikan masalah seperti analisis sentimen, document clustering, document classification, information extraction, information retrieval, dan web mining.
3. pendekatan dengan masalah untuk menentukan solusi apa yang akan digunakan dengan menggunakan model

4. yang digunakan untuk analisis sentimen. merupakan usulan, usulan yang diajukan pada penelitian ini adalah menghasilkan data klasifikasi berdasarkan data dari *Twitter* untuk menentukan analisis sentimen dan untuk melihat apakah respon pengguna grup itu positif atau negatif.
5. Berikutnya merupakan tahap pengujian yang merupakan proses untuk mengevaluasi keakuratan dari model, pengujian pada penelitian ini dilakukan menggunakan *confusion matrix* dan *cross-validation*
6. Terakhir merupakan tahapan hasil dari teknik *text mining* yang menggunakan *Bidirectional Encoder Representations From Transformers (BERT) Algorithm* untuk menghasilkan klasifikasi data dan *exploratory data analysis*.

3.2 Tahapan Penelitian

Tahapan pada penelitian ini adalah proses untuk memecahkan permasalahan yang terjadi, tahapan penelitian ini terbagi menjadi beberapa sub menu bagian.

1. Studi Pustaka dan Literatur
2. Pengumpulan data
3. Preprocessing
4. Validasi
5. penutup

3.3 Studi Pustaka dan Literatur

Studi Literatur merupakan cara yang digunakan untuk menghimpun data atau sumber yang berhubungan dengan judul yang di pakai dalam penelitian ini. Studi literatur dapat di peroleh dengan berbagai sumber antara lain:

1. Buku/ *E-Book* yang digunakan untuk membahas tentang *text mining* khususnya deep learning yaitu *Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)*
2. Jurnal yang mengandung tentang klasifikasi dan
3. analisis sentimen menggunakan *Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)*

Prosedur Pengumpulan data

3. Preprocessing dataset

Case folding, data cleaning, tokenization, stopword removal, stemming, dan non-standard language

1. Export Analisis Sentimen
2. Dokumentasi

3.4 Alat dan Bahan Penelitian

Pada penelitian ini bahan yang dipakai atau digunakan untuk tahap penelitian adalah Sentimen masyarakat dari media sosial *Twitter*. Data itu akan digunakan sebagai dataset dengan jumlah data yang cukup lumayan banyak. Data itu nantinya akan diolah dan hasil akhirnya untuk mengetahui *exploratory data analysis* yang terjadi dan akan mengetahui analisis sentimen pengguna tersebut apakah mempunyai respon yang baik atau buruk.

3.5 Proses dan Perhitungan

1. Crawling

Penelitian ini menggunakan data yang diperoleh dari *Twitter* yang diambil dari Sentimen-sentimen yang diberikan pengguna di *tweet* dengan #PSE yang diunggah pada February 2022.

2. Labelisasi Dataset

Dataset yang sudah memiliki label atau annotator beranotasi diperlukan untuk analisis sentimen menggunakan metode pembelajaran terawasi. Pendekatan pembelajaran terawasi memerlukan contoh, sehingga pelabelan ini harus dilakukan Menurut Goldberg (2017).

Contoh Dataset

<i>Tweet</i>	Sentimen
Begini Kalau punya pemimpin yang sewenang-wenang	0
Kapan Mau maju kalau ada PSE masih ada?	1
PSE sudah dicabut indonesia tidak butuh kalian	0
Epic Gamers sudah tidak diblokir koinfo lagi	2
Ini privasi gue, jangan nguntit!	0
Setujukah PSE benar-benar dihapus?	1

normalization merupakan berbagai tahapan preprocessing yang dilakukan pada penelitian ini

untuk mengubah dataset yang tidak terstruktur menjadi terstruktur dan membuat pengolahan data menjadi lebih sederhana.

a. Case folding

Dengan membuat semua huruf besar dalam dataset menjadi huruf kecil, dilakukan case folding. Untuk memastikan bahwa semua karakter dalam dataset identik, tahap ini menggunakan huruf kecil.

<i>Tweet</i>	Hasil <i>Casefolding</i>
Lho kok sulit, padahal kan tinggal SEARCHING yang daftar di pse?	Lho kok sulit, padahal kan tinggal searching yang daftar di pse?

b. Data Cleaning

Pada titik ini, kalimat dataset dibersihkan dari apa pun yang dapat memengaruhi hasil analisis, seperti katapdengn dua atau lebih karakter berulang, tautan, nama pengguna (@namapengguna), tagar (#), angka, simbol, dan spasi tambahan.angka dan tanda baca.

<i>Tweet</i>	Hasil <i>Data Cleaning</i>
PSE sudah dicabut belum? Indonesia tida butuh kalian..	PSE sudah dicabut belum Indonesia tidak butuh kalian

c. Tokenisasi

Tokenisasi adalah proses memecah kalimat menjadi kata-kata, tanda baca, dan ekspresi bermakna lainnya sesuai dengan aturan bahasa. Penulis menggunakan fungsi `word_tokenize` library NLTK selama prosedur ini. Tabel 3.4 menunjukkan ilustrasi tahap tokenisasi.

<i>Tweet</i>	Hasil Tokenisasi
Kapan mau maju kalau PSE masih ada	'Kapan' 'mau' 'maju' 'kalau' 'PSE' 'masih' 'ada'

d. Stopwords Removal

Prosedur yang dikenal sebagai Stopwords Removal digunakan untuk menghilangkan kata-kata yang tidak berarti apa-apa.

<i>Tweet</i>	Hasil <i>Stopwords Removal</i>
Kominfo aib buat pemerintah yang sekrang aja emang hadeh	'Kominfo' 'aib' 'buat' 'pemerintah' 'yang' 'sekarang' 'aja' 'emang' 'hadeh'

e. Steaming

Stemming adalah penghilangan afiks seperti prefiks, sufiks, dan konfiks untuk mengubah kata-kata berimbuhan menjadi bentuk akarnya.

	'global' 'bukan' 'Cuma' 'kandang'
--	--------------------------------------

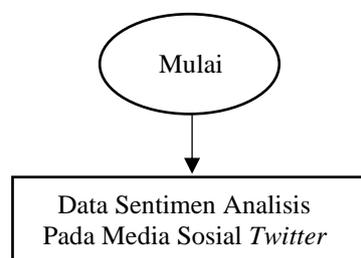
<i>Tweet</i>	Hasil Stemming
Nasionalis boleh, tapi masa harus mundur ke jaman dulu ? Nasionalis era digital itu jago di global bukan cuma maen di kandang	'Nasionalis' 'tapi' 'mundur' 'jaman' 'dulu' 'era' 'digital' 'jago'

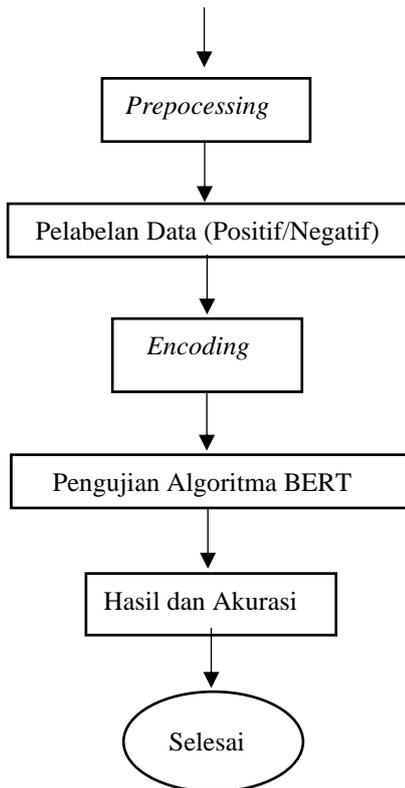
f. Normalisasi

Kata-kata non-standar dataset diubah menjadi kata-kata standar atau dieja selama tahap normalisasi.

<i>Tweet</i>	Hasil Normalisasi
Sedangkan aplikasi slot judi online masih legal sampe skrg	Sedangkan aplikasi slot judi online masih legal sampe sekarang

Skenario BERT





4. Hasil dan Pembahasan

Penulis menggunakan scraping untuk mendapatkan tweet dari Twitter. Tweet ini akan digunakan untuk membuat dataset untuk analisis sentimen mengenai kebijakan penyelenggara sistem elektronik. Tweet yang dibuat dengan Python.

masuk ke tahap selanjutnya,

Dataset yang berisi 5.016 kalimat dibuat dengan tokenization kalimat Gambar 4.5 menggambarkan bagaimana hasil tokenized dataset disimpan dalam format file.xlsx. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini harus diberi anotasi terlebih dahulu sebelum dapat digunakan. Komentar diberi label secara berurutan untuk mengelompokkannya menurut sentimennya—negatif, netral, dan positif. Sentimen positif diberi skor 2, sentimen netral diberi skor 1, dan sentimen negatif diberi skor 0.

Setelah itu dataset dibagi menjadi training dataset, validasi dataset, dan testing dataset sebelum tahap klasifikasi. Model dilatih dengan bantuan training dataset. Namun demikian, dataset validasi digunakan untuk mengurangi jumlah overfitting yang sering terjadi pada jaringan syaraf

tiruan. pameran. Keakuratan jaringan yang telah dilatih menggunakan dataset pelatihan dievaluasi sebagai pengujian akhir menggunakan dataset pengujian itu sendiri.

Masuk ke tahap implementasi Bert penulis melakukan penyesuaian dengan memanfaatkan hyperparameters. Berdasarkan rekomendasi BERT berikut :

1. *Batch size* :32
2. *Epoch* : 5

Ada beberapa faktor yang mempengaruhi pemilihan hyperparameter ukuran batch 32-batch dipilih karena semakin lama waktu yang dibutuhkan untuk menyelesaikan suatu batch, semakin besar ukuran batch. Penulis menguji dengan lima epoch untuk menentukan mana yang akan digunakan.

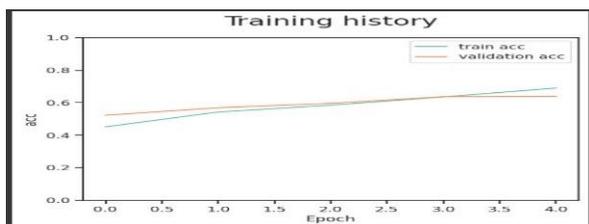
	precision	recall	f1-score	support
positive	0.67	0.18	0.28	68
neutral	0.73	0.77	0.75	190
negative	0.51	0.69	0.59	111
accuracy			0.64	369
macro avg	0.64	0.55	0.54	369
weighted avg	0.65	0.64	0.62	369

Akurasi dengan 5 epoch

	precision	recall	f1-score	support
positive	0.89	0.24	0.38	33
neutral	0.71	0.70	0.71	94
negative	0.47	0.69	0.56	55
accuracy			0.62	182
macro avg	0.69	0.55	0.55	182
weighted avg	0.67	0.62	0.60	182

Akurasi dengan 5 epoch

Penulis menggunakan lima epoch untuk melakukan analisis sentimen berdasarkan perbandingan ini. Untuk mendapatkan hasil terbaik, implementasi BERT dilakukan dua kali. Pada setiap tahap pelatihan, validasi, dan pengujian, benih acak tidak ditentukan untuk dataset. sehingga dataset pelatihan, validasi, dan pengujian semuanya berbeda setiap kali analisis sentimen dilakukan.



Berdasarkan pengamatan tersebut, ditentukan bahwa akurasi model pelatihan lebih unggul dari model validasi. Kurva tersebut menunjukkan peningkatan akurasi hasil model pelatihan. Namun, hasil validasi lebih rendah dan cenderung sedikit berfluktuasi.

Pada percobaan pertama, kedua, dan ketiga, akurasi keseluruhan dengan BERT mencapai 69%, 55%, dan 55% setelah pengujian dataset.

Dataset yang dibagi secara acak oleh sistem menjadi dataset untuk pelatihan, pengujian, dan evaluasi di setiap percobaan berdampak pada perbedaan hasil akurasi yang diperoleh sistem. Selain itu, sentimen positif biasanya memiliki presisi yang lebih tinggi daripada netral dan negatif.

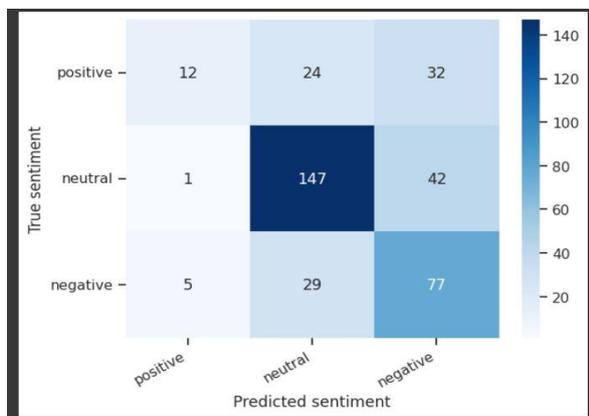


Diagram Matrix Percobaan pertama

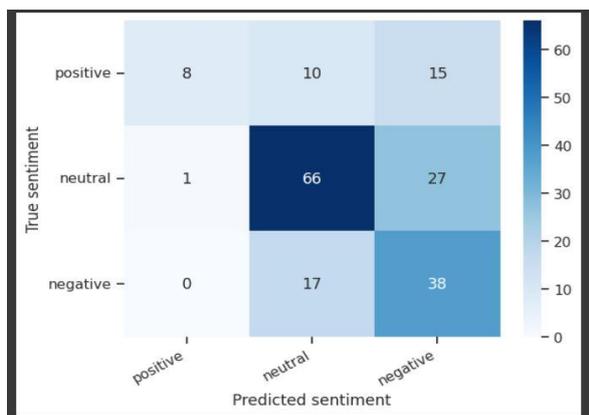


Diagram Matrix Percobaan kedua

5. Kesimpulan

1. Analisis sentimen menemukan bahwa Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) memiliki akurasi 69%, 55%, dan 55% pada dua waktu berbeda menggunakan hyperparameter yang sama, yaitu batch size 16, dan epoch 5.
2. Berdasarkan hasil pengujian, epoch memberikan hasil yang memuaskan. Oleh karena itu dilakukan analisis sentimen pada epoch 5.
3. Saat menggunakan BERT, akurasi yang dicapai dipengaruhi oleh kumpulan data yang tidak seimbang. Meskipun jumlah kumpulan data seimbang lebih sedikit daripada kumpulan data tidak seimbang, akurasi 62% lebih tinggi.

Daftar Pustaka

- [1]. Abdul, S., Qiang, Y., Basit, S., & Ahmad, W. (2019). Using BERT for Checking the Polarity of Movie Reviews. *International Journal of Computer Applications*, 177(21), 37–41. <https://doi.org/10.5120/ijca2019919675>
- [2]. Adina N. (2020). SENTIMEN ANALISIS MULTI-LABEL PADA UJARAN KEBENCIAN DAN UMPATAN DI TWITTER INDONESIA MENGGUNAKAN PENDEKATAN DEEP LEARNING.
- [3]. Alifia Putri, C., & al Faraby, S. (2020). Analisis Sentimen Review Film Berbahasa Inggris Dengan Pendekatan Bidirectional Encoder Representations from Transformers. 6(2), 181–193. <http://jurnal.mdp.ac.id>
- [4]. Alwasi'a A. (2020). ANALISIS SENTIMEN PADA REVIEW APLIKASI BERITA ONLINE MENGGUNAKAN METODE MAXIMUM ENTROPY.
- [5]. Cahyadi, R., Damayanti, A., Aryadani, D., Rekeyasa Multimedia Poltek Negeri Media Kreatif Jakarta Jl Srengseng Sawah, T., Selatan, J., Informatika STMIK AKAKOM Jl Raya Janti, T., & Yogyakarta, K.

- (2020). RECURRENT NEURAL NETWORK (RNN) DENGAN LONG SHORT TERM MEMORY (LSTM) UNTUK ANALISIS SENTIMEN DATA INSTAGRAM. In *Jurnal Informatika dan Komputer* (Vol. 5, Issue 1).
- [6]. Hendrik, A. (n.d.). *LIABILITY KORPORASI PENGELOLA SISTEM ELEKTRONIK & DELIK TERKAIT PENYELENGGARAAN SISTEM ELEKTRONIK DI ERA INDUSTRI 4.0*. <https://doi.org/10.1145/2833312.285044S.h>
- [7]. Kurniawan, A., & Adinugroho, S. (2019). *Analisis Sentimen Opini Film Menggunakan Metode Naïve Bayes dan Lexicon Based Features* (Vol. 3, Issue 9). <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [8]. Mas Raden Panca Rizqi Wahyu Atmaja Kusuma, & Yustanti Wiyli. (2021). Analisis Sentimen Customer Review Aplikasi Ruang Guru dengan Metode BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers). *JEISBI*, 02, 55–62.
- [9]. Munikar, M., Shakya, S., & Shrestha, A. (2019). *Fine-grained Sentiment Classification using BERT*. <http://arxiv.org/abs/1910.03474>
- [10]. Rivaldi Moha, M., & Kusumadara, A. (2020). 2 (2) 2020 “The Urgency Of Electronic System Registration For E-Commerce Entrepreneurs.” <http://ejurnal.ung.ac.id/index.php/jalrev/JALREV>
- [11]. Zannah R. (2019). *ANALISIS SENTIMEN PADA MEDIA SOSIAL TWITTERUNTUK KLASIFIKASI OPINI ISLAM RADIKALMENGUNAKAN JARINGAN SARAF TIRUAN*.
- [12]. Zulfa, I., & Winarko, E. (2017). Sentimen Analisis Tweet Berbahasa Indonesia dengan Deep Belief Network. *IJCCS*, 11(2), 187–198. www.search.twitter.com

