

Pendekatan BERT Dalam Analisis Sentimen Terhadap Kominfo Di Media Sosial X

Muhammad Faruqziddan ^{1,a)}, Erna Daniati* ^{2,a)},
Muhammad Najibulloh Muzaki ^{3,a)}

^{a)}Sistem Informasi
Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer
Universitas Nusantara PGRI Kediri

Corresponding author: ²⁾ernadaniati@unpkediri.ac.id,
¹⁾faruqziddan@gmail.com,
³⁾m.n.muzaki@gmail.com

Abstract. The development of social media has changed people's communication patterns, including expressing opinions on public issues. One issue that is often discussed is the Ministry of Communication and Information (Kominfo). X's social media is one of the main platforms used by people to openly voice their opinions. Therefore, analytical methods are needed that are able to capture and understand public sentiment. This research aims to analyze public sentiment towards Kominfo using the Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) algorithm, which is known to have superior abilities in understanding text. Data was collected through scraping techniques with the keyword "kominfo", then pre-processing stages were carried out such as cleaning, case folding, translation, tokenization, stopwords removal, and stemming. The cleaned data was then labeled with sentiment using the VADER lexicon method and classified into three categories, positive, neutral and negative. The BERT model is trained using data that has been processed with a division of 80% for training, 10% validation, and 10% testing. The hyperparameters used include 10 epochs, batch size 16, max length 100, learning rate $2e-5$, and dropout 0.3. The evaluation results show that the BERT model is able to classify sentiment with an accuracy of 84%, as well as balanced precision, recall and F1-score values across all classes. The conclusion of this research is that BERT is effective in analyzing public opinion towards government agencies via social media X

Keywords :

Sentiment analysis, BERT, Classification, Kominfo, Social Media X

Abstraksi. Perkembangan media sosial telah mengubah pola komunikasi masyarakat, termasuk dalam menyampaikan opini terhadap isu-isu publik. Salah satu isu yang sering dibahas adalah Kementerian Komunikasi dan Informatika (Kominfo). Media sosial X menjadi salah satu platform utama yang digunakan masyarakat untuk menyuarakan pendapat secara terbuka. Oleh karena itu dibutuhkan metode analisis yang mampu menangkap dan memahami sentimen publik. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen masyarakat terhadap Kominfo menggunakan algoritma *Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)*, yang dikenal memiliki kemampuan unggul dalam memahami text. Data dikumpulkan melalui teknik *scraping* dengan kata kunci "kominfo", kemudian dilakukan tahapan *pre-processing* seperti *cleaning*, *case folding*, *translation*, *tokenization*, *stopwords removal*, dan *stemming*. Data yang telah dibersihkan kemudian diberi label sentimen menggunakan metode *leksikon VADER* dan diklasifikasikan ke dalam tiga kategori, positif, netral, dan negatif. Model *BERT* dilatih menggunakan data yang telah diproses dengan pembagian 80% untuk *training*, 10% *validation*, dan 10% *testing*. *Hyperparameter* yang digunakan meliputi *epoch* sebanyak 10, *batch size* 16, *max length* 100, *learning rate* $2e-5$, dan *dropout* 0.3. Hasil *evaluation* menunjukkan bahwa model *BERT* mampu mengklasifikasikan sentimen dengan *accuracy* sebesar 84%, serta nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang seimbang di seluruh kelas. Kesimpulan dari penelitian ini adalah bahwa *BERT* efektif dalam menganalisis opini publik terhadap instansi pemerintah melalui media sosial X.

Kata Kunci : Analisis Sentimen, BERT, Classification, Kominfo, Media Sosial X

PENDAHULUAN

Internet telah mempengaruhi berbagai aspek kehidupan manusia, memberikan perubahan signifikan [1], termasuk dengan munculnya *platform* media sosial. Media sosial merupakan sarana utama bagi masyarakat dalam menyuarakan opini dan pendapat mereka saat ini. Platform yang populer digunakan saat ini adalah media sosial *X* (sebelumnya *Twitter*), yang memiliki sekitar 284 juta pengguna aktif dengan lebih dari 500 juta *tweet* per hari [2]. Menjadikan media sosial *X* menjadi platform kelima yang paling banyak digunakan [3]. Melalui platform ini, isu-isu publik dapat tersebar luas dan memicu diskusi antar warganet.

Kementerian Komunikasi dan Informatika (Kominfo) sebagai lembaga pemerintah yang menangani urusan komunikasi dan informasi juga sering kali menjadi bahan pembicaraan serta diskusi, terutama ketika terjadi peristiwa seperti kebocoran data BPJS pada 2021, kasus peretasan oleh Bjorka pada 2022, serta serangan *ransomware* yang melumpuhkan Pusat Data Nasional Sementara (PDNS) 2 di Surabaya pada 2024 [4]. Menganalisis opini masyarakat melalui media sosial menjadi tantangan tersendiri karena data yang dihasilkan sangat besar, tidak terstruktur, dan mengandung nuansa bahasa sehari-hari yang kompleks [5]. Untuk mengklasifikasikan sebuah opini dalam teks diperlukan analisis mendalam yang biasa disebut analisis sentimen. Analisis sentimen sendiri merupakan metode untuk mengevaluasi perspektif dari ulasan, komentar, atau tanggapan terhadap sebuah pertanyaan dalam bentuk teks [6]. Hasil dari analisis ini berupa label positif, negatif, atau netral [7].

Metode yang terbukti efektif untuk analisis sentimen adalah *Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)*. *BERT* sebagai salah satu *model deep learning* berbasis *transformer*, telah menunjukkan performa unggul dalam memahami konteks bahasa, termasuk dalam tugas klasifikasi sentimen [8]. Sebagai model bahasa mutakhir, *BERT* terbukti efektif dalam memahami konteks dan makna teks, sehingga sangat cocok digunakan untuk analisis teks [9].

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen masyarakat terhadap Kominfo melalui tweet berbahasa Indonesia yang menyebutkan “Kominfo”. Dengan memanfaatkan *Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner (VADER)* sebagai metode *labelling data* dan algoritma *BERT* dalam mengklasifikasikan sentimen. Sejauh ini belum ditemukan penelitian yang secara spesifik menggunakan *BERT* untuk analisis sentimen publik terhadap Kominfo, sehingga studi ini diharapkan dapat memberikan wawasan baru mengenai persepsi publik serta menunjukkan efektivitas *BERT* dalam analisis sentimen media sosial berbahasa Indonesia.

TINJAUAN PUSTAKA

Kajian Literatur

Pada literatur 1 [10], Bayu Kurniawan, Ahmad Ari Aldino, dan Auliya Rahman Isnain pada tahun 2022 melakukan penelitian terhadap opini masyarakat Indonesia mengenai kebijakan PSE dengan menggunakan data yang diambil dari *Twitter*. Hasil implementasi algoritma *BERT* menunjukkan tingkat akurasi sebesar 69%, 55%, dan 55% pada percobaan yang berbeda, dengan menggunakan *hyperparameter* berupa batch size 16 dan epoch sebanyak 5. Pada literatur 2 [11], Muh Ichlasul Amal, Elsa Syafira Rahmasita, Edward Suryaputra, dan Nur Aini pada tahun 2022 melakukan penelitian untuk memahami opini masyarakat Indonesia terkait isu kebocoran 1,3 miliar data kartu Surat Izin Mengemudi (SIM) yang tersebar di situs gelap. Hasil menunjukkan bahwa *Support-Vector Machine (SVM)* memiliki performa terbaik dengan nilai *F1-score* sebesar 81%, disusul oleh *Random Forest* 78%, *IndoBERT* 76%, dan *Logistic Regression* 74%.

Pada literatur 3 [12], Arya Akbar Rivaldi, Bayu Azra, Yudhantorro Ibadurrahman Ziaulhaq, dan Nur Aini Rakhmawati pada tahun 2022 melakukan penelitian untuk mengidentifikasi karakteristik akun pengguna *Twitter* berdasarkan sentimen yang terhadap PSE. Hasil menunjukkan *accuracy* sebesar 71%, dengan performa terbaik dalam mengklasifikasikan sentimen negatif. Hasil analisis menunjukkan bahwa akun dengan sentimen positif cenderung lebih muda secara usia tetapi lebih aktif dalam berkomentar dibandingkan dengan akun bersentimen negatif. Pada literatur 4 [13], Muhammad Adrinta Abdurrazzaq dan Edwin Lesmana Tjiong pada tahun 2022, melakukan kajian terhadap respons masyarakat terhadap pengesahan Kitab Undang-Undang Hukum Pidana (KUHP) baru melalui analisis sentimen pada data *Twitter*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model *BERT* mencapai *accuracy* tertinggi sebesar 81% pada *data testing*, mengungguli model *SVM* yang hanya mencapai *accuracy* 75%. Meskipun *BERT* memiliki waktu pelatihan dan pengujian yang lebih lama, model ini terbukti lebih akurat dalam melakukan klasifikasi sentimen

pada isu KUHP baru. Pada literatur 5 [14], Muhammad Nur Hidayat dan Rully Pramudita pada tahun 2023, melakukan studi untuk mengetahui opini mahasiswa terhadap sistem pembelajaran daring yang diterapkan di Universitas Bina Insani setelah pandemi *Covid-19* dengan pengambilan data melalui kuisioner. Hasil menunjukkan bahwa model *IndoBERT* memiliki tingkat *accuracy* yang cukup tinggi, dengan menerapkan beberapa kombinasi *hyperparameter* menunjukkan hasil *accuracy* diatas 80%.

Kajian Teori

Natural Language Processing (NLP)

NLP adalah bagian ilmu dari kecerdasan buatan yang memungkinkan komputer memahami bahasa manusia [10]. *NLP* memungkinkan *machine learning* untuk membaca, memahami, dan merespons teks atau ucapan dalam bahasa alami secara otomatis. Teknologi ini digunakan dalam berbagai aplikasi, seperti penerjemah otomatis, *chatbot*, pencarian informasi, dan sistem analisis bahasa. Dalam konteks analisis sentiment diperlukan tahapan analisis meliputi pengumpulan data, *pre-processing*, *labelling data*, pembuatan model, dan *evaluation*.

Kominfo

Kominfo adalah lembaga pemerintahan yang bertanggung jawab atas komunikasi dan informasi. Dalam empat tahun terakhir, berbagai isu yang terkait dengan Kominfo telah menjadi sorotan. Beberapa di antaranya termasuk kebocoran data BPJS Kesehatan pada tahun 2021, kasus penjualan data pribadi oleh peretas Bjorka pada tahun 2022, lebih dari 200 dugaan insiden kebocoran data sepanjang tahun 2023, serta kebocoran data PDNS 2 di Surabaya pada tahun 2024.

Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner (VADER)

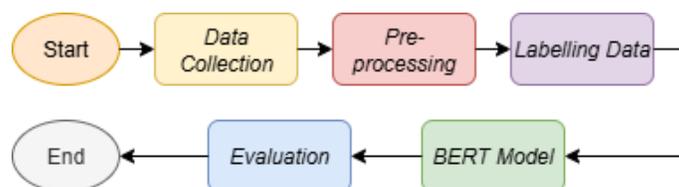
Dalam labelling data sentimen pada sebuah dataset, salah satu metode yang populer adalah *VADER*. *VADER* merupakan metode berbasis *lexicon* yang menggunakan kamus berisi kata-kata beserta skor sentimennya yang telah ditentukan sebelumnya [15]. Setiap kata dalam kamus *VADER* memiliki skor antara -1 hingga +1 yang menunjukkan polaritas sentimen negatif hingga positif, dan nilai sentimen suatu kalimat dihitung berdasarkan akumulasi skor kata-kata di dalamnya.

BERT

BERT telah menjadi model representasi yang sangat populer dan efektif, mencapai performa unggul pada berbagai tugas tingkat kalimat dan token. Model yang berbasis *fine-tuning* ini menjadi yang pertama berhasil mencapai hasil *state-of-the-art* (paling maju atau terkini dalam bidang) dalam *NLP* [16]. *BERT* memanfaatkan *encoder* dalam *transformer* sebagai komponen utama untuk model *pre-training* yang diterapkan pada berbagai tugas *NLP* seperti *sentiment analysis*, *text summarization* dan *question answering* [17].

METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan ditunjukkan pada gambar 1 berikut :



GAMBAR 1. Metode penelitian

Data Collection

Pada tahap *data collection* teknik yang digunakan adalah *scraping*, yaitu proses pengambilan informasi dari internet secara otomatis berdasarkan kata kunci tertentu. Teknik ini digunakan untuk mengumpulkan *tweet* dari media sosial *X*. Parameter yang digunakan dalam proses *scraping* ini adalah kata kunci “kominfo”, bahasa “Indonesia”, serta jenis *tweet* terbaru atau *latest tweets*.

Pre-processing

Pre-processing adalah tahap penting dari proses data mining (Nugroho & Husin, 2022). *Pre-processing* merupakan proses pembersihan dataset dari berbagai elemen yang tidak diperlukan. Tahap *preprocessing* yang akan dilakukan meliputi *pre-processing dataset* dan *preprocessing data text*.

Tahap *pre-processing data text* yang akan dilakukan adalah sebagai berikut :

1. *Cleaning*, proses menghapus elemen yang dianggap tidak penting seperti *URL*, *username*, *mention*, *hashtag*, tanda baca, angka, dan *emoticon* dari *tweet* [18].
2. *Case folding*, bertujuan untuk mengubah kalimat menjadi huruf kecil (*lowercase*) [19].
3. *Translate*, proses pengubahan jenis bahasa yang digunakan. Tahap *translate* penting karena *lexicon VADER* untuk *labelling* dibuat dari korpus bahasa Inggris [20].
4. *Tokenize*, proses memecah teks menjadi bagian-bagian kata penyusunnya [21].
5. *Stopwords removal*, bertujuan untuk menghapus kata-kata yang tidak penting, seperti "has", "and", "he", "being", dan sebagainya [22].
6. *Stemming*, bertujuan untuk mengubah kata-kata menjadi bentuk dasar atau kata kerja infinitif [23].

Tahap *pre-processing dataset* yang dilakukan adalah sebagai berikut :

1. Penghapusan data duplikat proses menghapus entri yang sama di dalam dataset. Tahap ini berfungsi untuk memastikan tidak ada duplikasi [24], terutama pada saat *scraping* dilakukan sebanyak 2 kali.
2. Penghapusan data kosong adalah proses menghapus baris atau entri pada *dataset* yang memiliki nilai kosong. Langkah ini dilakukan untuk mengantisipasi risiko hilangnya data secara keseluruhan pada saat tahap *pre-processing teks*.

Labelling data

Labelling data adalah proses pemberian label sentimen pada setiap *record dataset* yang ada [25]. Metode yang akan digunakan dalam proses ini adalah *lexicon VADER*. Berdasarkan hasil analisis, setiap *record* dikategorikan ke dalam tiga kelas sentimen, yaitu negatif, netral, atau positif dengan menggunakan *threshold* tertentu untuk memastikan klasifikasi yang akurat. Metode pelabelan otomatis telah banyak diterapkan dalam berbagai penelitian dan publikasi ilmiah.

Pembuatan model BERT

Pada tahap ini masuk ke tahap pemodelan, dimana data yang telah dipersiapkan, dibersihkan, dan diberi label akan dimasukkan ke dalam model *BERT*. Tahap pertama yang dilakukan adalah *set-up pre-trained BERT*, pada tahap ini mencakup instalasi *BERT pre-trained* model sebelum dapat digunakan untuk keperluan sentimen analisis. Model yang digunakan adalah “bert-base-uncase”. Tahap kedua adalah *Tokenize and token embedding with BERT (Pre-trained BERT)*, pada tahap ini, teks *input* akan diproses menggunakan tokenizer *BERT*, yang berfungsi untuk memecah kalimat atau teks menjadi potongan kecil yang disebut *tokens*. *Token-token* ini kemudian diubah menjadi representasi numerik melalui *embedding* yang sudah dipelajari di *pre-trained model BERT*.

Tahap ketiga merupakan pembuatan *data loader*, *data loader* berperan penting dalam mengatur aliran data ke dalam *model BERT* selama proses *fine-tuning* dan *evaluation*. Dataset akan dibagi menjadi beberapa batch, yang berperan penting dalam meningkatkan efisiensi memori dan mempercepat proses training model [26]. Tahap terakhir adalah *Fine-tuning* yang merupakan proses memanfaatkan model yang sudah melalui fase *training* sebelumnya untuk

kemudian dilatih kembali pada tugas yang sesuai, dengan tujuan meningkatkan kinerjanya agar lebih optimal dalam konteks atau permasalahan yang lebih spesifik.

Evaluation

Confusion matrix digunakan untuk menilai performa model yang telah dikembangkan. *Confusion matrix* dapat kita gunakan untuk menghasilkan *classification report* seperti *accuracy*, *recall*, *precision* dan *f1-score*. Gambar *confusion matrix* sendiri dapat dilihat pada table 1 dan *classification report* pada tabel 2.

TABEL 1. Gambaran confusion matrix

<i>Class</i>	<i>Classified as Positive</i>	<i>Classified as Negatif</i>
<i>Positive</i>	<i>True Positive (TP)</i>	<i>False Negative (FN)</i>
<i>Negative</i>	<i>False Positive (FP)</i>	<i>True Negative (TN)</i>

Tabel merupakan *confusion matrix* yang berfungsi untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi, khususnya dalam membedakan sentimen positif dan negatif. Melalui empat komponen utama (*TP*, *FN*, *FP*, dan *TN*), tabel ini membantu menghitung *matrix evaluation* seperti *accuracy*, *precision*, dan *recall*, serta mengidentifikasi jenis kesalahan yang dilakukan model, sehingga berguna untuk analisis dan perbaikan lebih lanjut.

TABEL 2. Classification Report

<i>Measurement</i>	<i>Formula</i>
<i>Accuracy</i>	$A = \frac{TP + TN}{n}$
<i>Precision</i>	$P = \frac{TP}{TP + FP}$
<i>Recall</i>	$R = \frac{TP}{TP + FN}$
<i>F1-Score</i>	$F = 2 \times \frac{P \times R}{P + R}$

Pada tabel 2 *Accuracy* menunjukkan keseluruhan prediksi yang benar, *Precision* menilai ketepatan prediksi positif, *Recall* mengukur kemampuan model mengenali data positif, dan *f1-score* adalah gabungan *precision* dan *recall* untuk hasil evaluasi yang seimbang.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Data Collection

Data dikumpulkan dengan teknik *scraping* yang mengandung kata kunci “kominfo” yang dilakukan pada tanggal 12 Oktober 2024. Teknik *scraping* dilakukan sebanyak dua kali untuk mengatasi batasan dalam pengambilan data melalui yang disediakan oleh media sosial X. Dengan total data yang diperoleh adalah 2764.

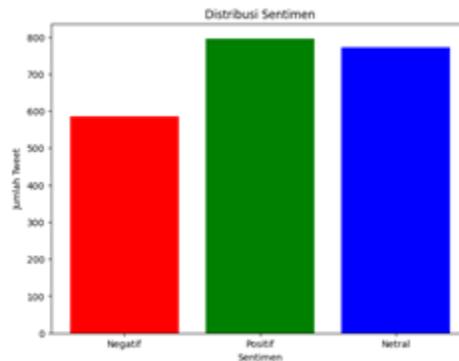
Pre-processing

Selanjutnya dilakukan tahapan *pre-processing* teks yang meliputi data *cleaning*, *case folding*, *translate*, *tokenization*, *stopwords removal*, dan *stemming*. Selain itu dilakukan penghapusan data duplikat untuk mengantisipasi data duplikat yang disebabkan oleh *scraping* dan penghapusan data kosong yang membuat dataset menjadi 2153. Dengan hasil dapat dilihat pada tabel 3 berikut:

TABEL 3. Contoh data setelah *pre-processing*

Pre-processing Text	Contoh Data
<i>Original Data</i>	setelah kemarin data kemenkumham bocor sekarang giliran data kominfo yang bocor. berisi 1 3 milyar data sim card. https://t.co/k5xR6H1Xqw
<i>Data Cleaning</i>	setelah kemarin data kemenkumham bocor sekarang giliran data kominfo yang bocor berisi milyar data sim card
<i>Case Folding</i>	setelah kemarin data kemenkumham bocor sekarang giliran data kominfo yang bocor berisi milyar data sim card
<i>Translate</i>	after yesterday the ministry of law and human rights data was leaked, now it is the turn of the ministry of communication and information data to be leaked containing billions of sim card data
<i>Tokenize</i>	['after', 'yesterday', 'the', 'ministry', 'of', 'law', 'and', 'human', 'rights', 'data', 'was', 'leaked', ',', 'now', 'it', 'is', 'the', 'turn', 'of', 'the', 'ministry', 'of', 'communication', 'and', 'information', 'data', 'to', 'be', 'leaked', 'containing', 'billions', 'of', 'sim', 'card', 'data']
<i>Stopwords Removal</i>	yesterday ministry law human rights data leaked , turn ministry communication information data leaked containing billions sim card data
<i>Stemming</i>	yesterday ministry law human rights data leaked , turn ministry communication information data leaked containing billions sim card data

Labelling data



GAMBAR 2. Visualisasi distribusi label sentimen

Proses pelabelan data dilakukan secara otomatis menggunakan *lexicon VADER* yaitu metode berbasis kamus yang digunakan untuk mengukur polaritas sentimen dari teks. Dari hasil pelabelan tersebut diperoleh distribusi sentimen dengan rincian 585 data negatif, 796 data positif, dan 772 data netral. Hasil distribusi ini kemudian divisualisasikan dalam bentuk diagram batang yang ditampilkan pada Gambar 2.

Pembuatan model *BERT*

Set-up pre-trained BERT

Pada tahap ini digunakan model *pre-trained bert-base-uncased*, yaitu versi dasar *BERT* yang terdiri dari 12 lapisan (*layers*) dan memiliki sekitar 110 juta parameter. Model ini telah dilatih sebelumnya menggunakan data teks umum seperti Wikipedia. Selanjutnya model akan di *Fine-Tuning* menggunakan data *training* agar mampu melakukan klasifikasi sentimen secara lebih spesifik, akurat, dan kontekstual terhadap data yang digunakan.

Tokenize and token embedding with BERT (Pre-trained BERT)

Pada tahap pembuatan *model BERT*, *dataset* yang telah melalui proses *preprocessing* dan *labelling* terlebih dahulu diproses menggunakan *tokenizer BERT*. Proses *tokenize* ini akan memecah teks menjadi potongan *token* yang kemudian dikonversi menjadi representasi numerik (*embedding*) sesuai dengan *format input* yang dibutuhkan *BERT*.



GAMBAR 3. *Tokenize and token embedding with BERT*

Pada gambar 3 proses dimulai dengan memecah kalimat menjadi *token-token* dasar, dalam contoh ini “ministry”, “law”, dan “data”. Selanjutnya, ditambahkan *token* khusus [CLS] di awal dan [SEP] di akhir sebagai penanda awal dan akhir kalimat. Setelah itu, kalimat dipotong atau dipanjangkan agar sesuai dengan panjang maksimum yang ditentukan oleh model, dengan menambahkan *token [PAD]* jika jumlah *token* kurang dari panjang maksimum. Terakhir, setiap *token* dikonversi ke dalam bentuk angka atau *ID token* yang sesuai berdasarkan *tokenizer BERT*, seperti [CLS] menjadi 101 dan [PAD] menjadi 0. Proses ini penting untuk menyiapkan data teks agar dapat diproses oleh model *BERT* secara efektif.

Data loader

Setelah proses *tokenize and token embedding* selesai, data dimasukkan ke dalam data *loader*, yaitu komponen penting yang mengatur aliran data ke dalam model selama proses pelatihan. Dataset dibagi menjadi beberapa *batch* kecil agar proses *training* dan evaluasi berjalan lebih efisien dan terstruktur. Selain itu data dibagi menjadi *training* (80%), *validation* (10%), dan *testing* (10%) menggunakan metode *stratify* untuk menjaga keseimbangan data.

Fine-Tuning

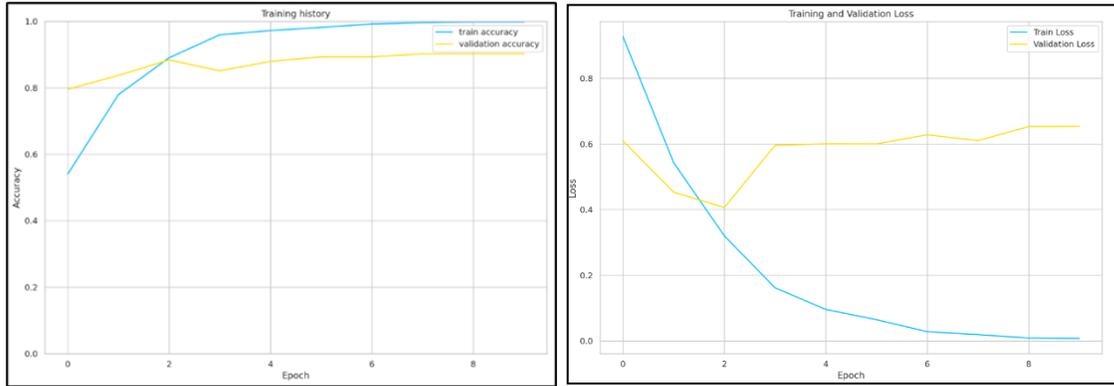
Hyperparameter yang digunakan ditunjukkan pada tabel 4:

TABEL 4. *Hyperparameter fine-tuning BERT*

<i>Hyperparameter</i>	Nilai
<i>Epoch</i>	10
<i>Batch size</i>	16
<i>Max lenght</i>	100
<i>Learning rate</i>	2e-5
<i>Dropout</i>	0.3

Pemilihan *hyperparameter* tidak hanya didasarkan pada besarnya nilai performa yang dihasilkan, tetapi juga mempertimbangkan efisiensi model, kemampuan dan performa perangkat yang digunakan, serta sejauh mana *hyperparameter* tersebut memberikan hasil yang sepadan dengan sumber daya yang dikeluarkan. Jumlah *epochs*

ditetapkan 10 untuk mencegah *overfitting*, *batch size* 16 dipilih agar sesuai dengan kapasitas *GPU*, dan *max len* 100 cukup untuk teks pendek seperti *tweet*. *Learning rate* $2e-5$ digunakan karena aman untuk *fine-tuning pre-trained BERT*, sedangkan *dropout* 0,3 membantu mencegah *overfitting*. *Output logits* dari model kemudian diproses dengan fungsi *softmax* agar menghasilkan probabilitas untuk klasifikasi sentimen.



GAMBAR 4. Training history and validation loss

Berdasarkan training history yang ditunjukkan pada gambar 4 dapat dilihat bahwa selama proses *training model BERT*, baik *train accuracy* maupun *validation accuracy* mengalami peningkatan dari *epoch* ke *epoch*, di mana *train accuracy* naik *epoch* pertama hingga *epoch* ke-9, sementara *validation accuracy* juga ikut meningkat. Di sisi lain *train loss* mengalami penurunan tajam, sedangkan *validation loss* juga menurun meskipun terdapat sedikit fluktuasi. Hasil ini menunjukkan bahwa model berhasil mengoptimalkan parameter-parameter pentingnya secara bertahap, dengan tren peningkatan kinerja yang stabil, sehingga mencapai performa yang baik dan dapat diandalkan untuk tugas klasifikasi yang diberikan.

TABEL 5. Tabel confusion matrix

		Prediction class		
		Negatif	Netral	Positif
Real class	Negatif	46	4	8
	Netral	1	71	6
	Positif	10	5	65

Confusion matrix pada tabel 5 menunjukkan hasil klasifikasi sentimen model terhadap data *testing* dalam tiga kategori yaitu negatif, netral, dan positif. Model berhasil mengklasifikasikan 46 data negatif, 71 netral, dan 65 positif dengan benar, meskipun masih terdapat beberapa kesalahan prediksi antar kategori. Selanjutnya dilakukan perhitungan *classification report* untuk memperoleh *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score* dengan hasil pada gambar 7.

Evaluation

	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.81	0.79	0.80	58
Netral	0.89	0.91	0.90	78
Positif	0.82	0.81	0.82	80
accuracy			0.84	216
macro avg	0.84	0.84	0.84	216
weighted avg	0.84	0.84	0.84	216

GAMBAR 5. Classification report

Berdasarkan *classification report* pada gambar 5 performa model sangat baik dengan tingkat *accuracy* 84,26%, yang berarti 182 dari 216 *data testing* berhasil diklasifikasikan dengan benar. Dari sisi *precision* model mampu mengidentifikasi sentimen negatif dengan tingkat ketepatan 80,7%, sentimen netral 88,8%, dan sentimen positif 82,3%, menunjukkan *accuracy* prediksi yang tinggi untuk setiap kelas. Sementara itu *recall* dengan 79,3% untuk sentimen negatif, 91% untuk sentimen netral, dan 81,2% untuk sentimen positif, dengan sentimen netral memiliki tingkat *recall* tertinggi. *F1-score* juga menunjukkan hasil yang baik, dengan skor 80% untuk sentimen negatif, 89,9% untuk sentimen netral, dan 81,7% untuk sentimen positif.

KESIMPULAN

Penelitian ini membuktikan bahwa algoritma *BERT* dapat digunakan secara efektif untuk melakukan analisis sentimen terhadap opini publik terkait Kominfo di media sosial *X*. Proses dimulai dari pengumpulan data melalui teknik *scraping*, dilanjutkan dengan tahap *pre-processing* yang komprehensif seperti *cleaning*, *case folding*, *translate*, *tokenize*, *stopword removal*, hingga *stemming*. Label sentimen diperoleh dari menggunakan *lexicon VADER* dengan perolehan sentimen positif, negatif dan netral. Pemodelan *BERT* dilakukan dengan membagi data ke dalam data *training*, *validation*, dan *testing*, yang kemudian melalui *tokenize* dan diproses dalam *batch* untuk efisiensi. Hasil *evaluation* menunjukkan bahwa model *BERT* berhasil mencapai akurasi sebesar 84% dan performa yang stabil pada seluruh kelas sentimen. Keberhasilan model tidak terlepas dari pemilihan *hyperparameter* yang tepat. Jumlah *epoch* ditetapkan sebanyak 10 untuk menghindari *overfitting*, sementara *batch size* sebesar 16 dipilih agar sesuai dengan kapasitas *GPU* yang tersedia. *Max length* sebesar 100 dinilai cukup untuk menangani teks pendek seperti *tweet*. *Learning rate* yang digunakan adalah $2e-5$, yang aman untuk proses *fine-tuning* pada *pre-trained BERT*, dan *dropout rate* sebesar 0.3 ditambahkan untuk mengurangi risiko *overfitting*. Kombinasi *hyperparameter* ini memungkinkan model untuk belajar secara optimal dari data tanpa mengorbankan stabilitas atau efisiensi proses *training*. Hasil ini menunjukkan bahwa *BERT* merupakan model yang handal untuk klasifikasi sentimen berbasis teks dalam konteks isu publik kominfo di media sosial.

DAFTAR PUSTAKA

- f
- [1] M. N. Muzaki, R. Firliana, A. Sari Wardani, and E. Daniati, "MULTILEVEL ENKRIPSI MENGGUNAKAN KOMBINASI ALGORITMA KRIPTOGRAFI BASE64 DAN PEPPER," *J. Qua Tek.*, vol. 15, no. 01, pp. 18–28, 2025, doi: 10.35457/quateknika.v15i01.4364.
 - [2] E. Daniati and H. Utama, "Analisis Sentimen Dengan Pendekatan Ensemble Learning Dan Word Embedding Pada Twitter," *J. Inf. Syst. Manag.*, vol. 4, no. 2, pp. 125–131, 2023, doi: 10.24076/joism.2023v4i2.973.
 - [3] T. C. Adisti, E. Daniati, and A. Ristiyawan, "ANALISIS SENTIMEN UJARAN KEBENCIAN PADA TWEET DI TWITTER," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 9, no. 2, pp. 2832–2836, 2025.
 - [4] F. I. Adristi and E. Ramadhani, "Analisis Dampak Kebocoran Data Pusat Data Nasional Sementara 2 (PDNS 2) Surabaya," *Sel. Manaj. J. Mhs. Bisnis Manaj.*, vol. 2, no. 6, pp. 196–212, 2024, [Online]. Available: <https://journal.uui.ac.id/selma/article/view/35529>
 - [5] A. Solehah, A. M. Siregar, and A. R. Pratama, "Implementasi Algoritma Naïve Bayes Dan K-Nearest Neighbor Untuk Analisis Sentimen Terhadap Layanan," *Sci. Student J. Information, Technol. Sci.*, vol. 5, no. 2, pp. 27–32, 2024.
 - [6] Sucipto, D. D. Prasetya, and T. Widiyaningtyas, "a Review Questions Classification Based on Bloom Taxonomy Using a Data Mining Approach," *J. Eng. Technol. Ind. Appl.*, vol. 10, no. 48, pp. 162–171, 2024, doi: 10.5935/jetia.v10i48.1204.
 - [7] E. Daniati and H. Utama, "Decision Making Framework Based on Sentiment Analysis in Twitter Using SAW and Machine Learning Approach," 2020 3rd Int. Conf. Inf. Commun. Technol. ICOIACT 2020, pp. 218–222, Nov. 2020, doi: 10.1109/ICOIACT50329.2020.9331998.
 - [8] M. R. W. P. R. A. Kusuma and W. Yustanti, "Analisis Sentimen Customer Review Aplikasi Ruang Guru dengan Metode BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers)," *J. Emerg. Inf. Syst. Bus. Intell.*, vol. 2, no. 3, pp. 55–62, 2021.

- [9] E. Daniati, P. A. Wibawa, W. S. G. Irianto, A. Ghosh, and L. Hernandez, "Analyzing event relationships in Andersen's Fairy Tales with BERT and Graph Convolutional Network (GCN)," *Sci. Inf. Technol. Lett.*, vol. 5, no. 1, pp. 40–59, 2024, doi: 10.31763/sitech.v5i1.1810.
- [10] B. Kurniawan, A. Ari Aldino, and A. Rahman Isnain, "Sentimen Analisis terhadap Kebijakan Penyelenggara Sistem Elektronik (PSE) Menggunakan Algoritma Bidirectional Encoder Representations from Transformers (Bert)," *J. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 3, no. 4, pp. 98–106, 2022, doi: 10.33365/jtsi.v3i4.2204.
- [11] M. I. Amal, E. S. Rahmasita, E. Suryaputra, and N. A. Rakhmawati, "Analisis Klasifikasi Sentimen Terhadap Isu Kebocoran Data Kartu Identitas Ponsel di Twitter," *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 8, no. 3, pp. 645–660, 2022, doi: 10.28932/jutisi.v8i3.5483.
- [12] A. A. Rivaldi, B. Azra, Y. I. Ziaulhaq, and N. A. Rakhmawati, "Analisis Karakteristik Akun Twitter Berdasarkan Sentimen Pendapat Terkait Undang-Undang PSE," *SATIN - Sains dan Teknol. Inf.*, vol. 8, no. 2, pp. 01–12, 2022, doi: 10.33372/stn.v8i2.876.
- [13] M. Adrinta Abdurrazzaq and E. Lesmana Tjong, "Analisis Sentimen KUHP Baru Pada Data Twitter Menggunakan BERT," *J. Komunikasi, Sains dan Teknol.*, vol. 1, no. 2, pp. 83–88, 2022, doi: 10.61098/jkst.v1i2.10.
- [14] M. N. Hidayat and R. Pramudita, "Analisis Sentimen Terhadap Pembelajaran Secara Daring Pasca Pandemi Covid-19 Menggunakan Metode IndoBERT," *Inf. Manag. Educ. Prof. J. Inf. Manag.*, vol. 8, no. 2, p. 161, 2024, doi: 10.51211/imbi.v8i2.2719.
- [15] A. Ramadhanu, R. Ayu Mahessya, M. Raihan Zaky, and M. Isra, "Penerapan Teknologi Machine Learning Dengan Metode Vader Pada Aplikasi Sentimen Tamu Di Hotel Dymens," *JOISIE J. Inf. Syst. Informatics Eng.*, vol. 7, no. 1, pp. 165–173, 2023, doi: 10.35145/joisie.v7i1.3118.
- [16] F. Basbeth and D. H. Fudholi, "Klasifikasi Emosi Pada Data Text Bahasa Indonesia Menggunakan Algoritma BERT, RoBERTa, dan Distil-BERT," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 8, no. 2, pp. 1160–1170, 2024, doi: 10.30865/mib.v8i2.7472.
- [17] F. Fajri, B. Tutuko, and S. Sukemi, "Membandingkan Nilai Akurasi BERT dan DistilBERT pada Dataset Twitter," *JUSIFO (Jurnal Sist. Informasi)*, vol. 8, no. 2, pp. 71–80, 2022, doi: 10.19109/jusifo.v8i2.13885.
- [18] T. N. Wijaya, R. Indriati, and M. N. Muzaki, "Analisis Sentimen Opini Publik Tentang Undang-Undang Cipta Kerja Pada Twitter," *Jambura J. Electr. Electron. Eng.*, vol. 3, no. 2, pp. 78–83, 2021, doi: 10.37905/jjeeec.v3i2.10885.
- [19] A. C. Pradikdo and A. Ristyawan, "Model Klasifikasi Abstrak Skripsi Menggunakan Text Mining Untuk Pengkategorian Skripsi Sesuai Bidang Kajian," *Simetris J. Tek. Mesin, Elektro dan Ilmu Komput.*, vol. 9, no. 2, pp. 1091–1098, 2018, doi: 10.24176/simet.v9i2.2513.
- [20] M. T. Anwar and D. R. A. Permana, "Analisis Sentimen Masyarakat Indonesia Terhadap Produk Kendaraan Listrik Menggunakan VADER," *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 10, no. 1, pp. 783–792, 2023, doi: 10.35957/jatisi.v10i1.3406.
- [21] C. Cahyaningtyas, Y. Nataliani, and I. R. Widiyari, "Analisis Sentimen Pada Rating Aplikasi Shopee Menggunakan Metode Decision Tree Berbasis SMOTE," *AITI J. Teknol. Inf.*, vol. 18, no. 2, pp. 173–184, 2021, doi: 10.24246/aiti.v18i2.173-184.
- [22] A. Firdaus, "Aplikasi Algoritma K-Nearest Neighbor pada Analisis Sentimen Omicron Covid-19," *J. Ris. Stat.*, pp. 85–92, 2022, doi: 10.29313/jrs.v2i2.1148.
- [23] M. D. Al Fahreza, A. Luthfiarta, M. Rafid, M. Indrawan, and A. Nugraha, "Analisis Sentimen: Pengaruh Jam Kerja Terhadap Kesehatan Mental Generasi Z," *J. Appl. Comput. Sci. Technol.*, vol. 5, no. 1, pp. 16–25, 2024, doi: 10.52158/jacost.v5i1.715.
- [24] M. Faruqziddan, E. H. S. Aulia, S. D. Azzahra, A. Ristyawan, and E. Daniati, "Klasifikasi Risiko Kambuhnya Kanker Tiroid Menggunakan Algoritma Random Forest," *Pros. SEMNAS INOTEK (Seminar Nas. Inov. Teknol.)*, vol. 8, no. 1, pp. 63–74, 2024.
- [25] S. F. Pane and J. Ramdan, "Pemodelan Machine Learning : Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Kebijakan PPKM Menggunakan Data Twitter," *J. Sist. Cerdas*, vol. 5, no. 1, pp. 12–20, 2022, doi: 10.37396/jsc.v5i1.191.
- [26] N. Arif and S. Supatman, "DETEKSI ANOMALI HARGA BITCOIN MENGGUNAKAN VARIATIONAL AUTOENCODER DAN EXTREME VALUE THEORY," *JITET (Jurnal Inform. dan Tek. Elektro Ter.)*, vol. 13, no. 2, pp. 709–716, 2025, doi: 10.23960/jitet.v13i2.6306.