

Analisis Polarisasi Sentimen Kasus Bocornya Pusat Data Nasional Pada Platform Sosial Media

Muhammad Daffa Nugraha*¹, Setio Basuki², Mahar Faiqurahman³

Universitas Muhammadiyah Malang

nugrahadaffa568@webmail.umm.ac.id*¹, setio_basuki@umm.ac.id², mahar@umm.ac.id³

Abstrak

Kasus kebocoran data Pusat Data Nasional terjadi pada tahun 2024. Hal tersebut memicu berbagai reaksi masyarakat, terutama di media sosial YouTube. Analisis sentimen dilakukan untuk memahami berbagai opini tentang kebocoran data tersebut. Penelitian ini bertujuan menganalisis polarisasi sentimen masyarakat terkait kasus ini sebagai upaya memahami komentar terhadap isu keamanan data. Sebanyak 4.460 komentar dikumpulkan dari delapan video YouTube dengan latar tokoh berbeda, dan diklasifikasikan ke dalam empat kategori: positif, negatif, netral, dan others. Pengujian dilakukan dengan menggunakan IndoBERT dan IndoBERTweet dalam tiga skenario yang disesuaikan parameternya. Hasil terbaik diperoleh pada skenario pertama menggunakan IndoBERTweet dengan akurasi 0.87, sedangkan IndoBERT mendapatkan hasil 0.86. Analisis error menunjukkan bahwa kesalahan klasifikasi sering terjadi karena kata-kata yang bermakna umum dan ambigu, sehingga model kesulitan menentukan konteks sebenarnya dari komentar tersebut

Kata Kunci: Pusat Data Nasional, Analisis Sentimen, Polarisasi, IndoBERT, IndoBERTweet

Abstract

The National Data Center data leak case occurred in 2024. This triggered various public reactions, especially on social media and YouTube. Sentiment analysis was conducted to understand the various opinions about the data leak. This study aims to analyze the polarization of public sentiment related to this case to understand comments on data security issues. A total of 4,460 comments were collected from eight YouTube videos with different characters and classified into four categories: positive, negative, neutral, and others. Tests were conducted using IndoBERT and IndoBERTweet in three scenarios with customized parameters. The best results were obtained in the first scenario using IndoBERTweet with an accuracy of 0.87, while IndoBERT obtained a result of 0.86. Error analysis shows that misclassification often occurs due to words that are general and ambiguous, so the model has difficulty determining the true context of the comment.

Keywords: Pusat Data Nasional, Sentiment Analysis, Polarization, IndoBERT, IndoBERTweet

1. Pendahuluan

Pada tahun 2023 – September 2024 tercatat banyak serangan keamanan yang terjadi pada situs-situs di Indonesia. Akibat dari serangan pada keamanan data di Indonesia ada 239 instansi pemerintah yang terkena dampak akibat serangan tersebut[1]. Salah satu serangan yang pernah terjadi pada kurun waktu tersebut yaitu pada Pusat Data Nasional (PDN)[2]. Akibat hal tersebut muncul banyak pemberitaan kasus kebocoran data. Hal tersebut membuat munculnya beragam opini masyarakat khususnya di sosial media[3].

Akibat kasus kebocoran data Pusat Data Nasional, muncul beragam sentimen masyarakat yang dapat dianalisis melalui pengumpulan data di YouTube. Analisis ini penting untuk mengklasifikasikan sentimen menjadi positif, netral, dan negatif, sehingga menggambarkan opini masyarakat terkait isu tersebut. Untuk itu, diperlukan teknik machine learning dan natural language processing dalam proses analisis sentimen[4].

Salah satu jenis model pada transformer yang menghasilkan kinerja efektif dalam model bahasa yang sudah terlatih yaitu BERT[5]. BERT yang digunakan dalam penelitian adalah BERT yang di rancang untuk mengatasi teks berbahasa indonesia yaitu IndoBERT, dan IndoBERTweet[6]. IndoBERT dipilih dikarenakan salah satu jenis model BERT yang sudah dilatih sebelumnya dikhususkan untuk permasalahan NLP untuk kata bahasa Indonesia[5], [7].

IndoBERTtweet digunakan sebagai perbandingan dikarenakan salah satu model BERT yang mengatasi berbagai masalah, seperti menyesuaikan kosa kata baru[7], [8].

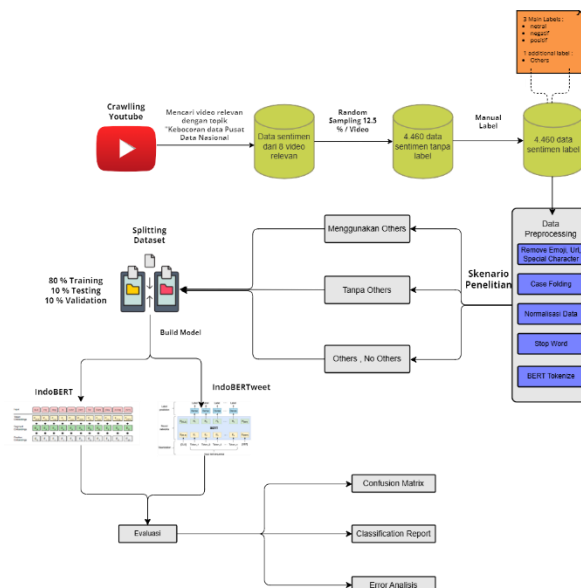
Banyak studi dan penelitian yang dilakukan untuk menganalisis sentimen. Sebagai contoh penelitian, Zy, Ahmad dkk. Penelitian yang dilakukan bertujuan untuk menganalisis pendapat masyarakat tentang adanya permasalahan kebocoran data di twitter menggunakan SVM, dan Naïve bayes. Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa Support Vector Machine (SVM) didapatkan hasil dalam melakukan klasifikasi sentimen yaitu Precision 80%, dan Recall 93%, sedangkan pada Naïve bayes didapatkan hasil lebih optimal dengan hasil Precision 97%, dan Recall 97%[9].

Selain itu pada penelitian yang dilakukan oleh Ulfia Khairani dkk. dibahas tentang "Pengaruh Tahapan Preprocessing Terhadap Model IndoBERT dan IndoBERTtweet". Pada penelitian memiliki tujuan untuk mendeteksi emosi pada komentar. hasil tersebut didapatkan bahwa hasil analisis sentimen yaitu tanpa menggunakan remove stop word, dan steaming di dapatkan akurasi dari IndoBERTtweet 92.54 %, dan 88.81%[7]. Namun demikian, dari kedua perbandingan pada penelitian terdahulu belum ada yang menerapkan penggunaan algoritma pada BERT khususnya perbandingan performa analisa IndoBERT, dan IndoBERTtweet dalam menganalisa komentar masyarakat terhadap kebocoran Pusat Data Nasional (PDN) dari sosial media YouTube.

Penelitian ini bertujuan untuk memahami polarisasi sentimen kasus kebocoran data PDN di YouTube dengan mengumpulkan komentar dari video berlatar berbeda di berbagai channel. Dengan membandingkan dua model, IndoBERT dan IndoBERTtweet, analisis dilakukan menggunakan empat label utama: positif, negatif, netral, dan others, untuk mengidentifikasi dan memahami variasi opini masyarakat terhadap isu tersebut.

2. Metode Penelitian

2.1 Alur Penelitian



Gambar 1. Alur Penelitian

Pada Gambar 1 terdapat garis besar tahapan terdapat beberapa tahapan dalam penelitian yaitu pengumpulan data, pengolahan data dengan teknik random sampling, pelabelan secara manual, preprocessing data, melakukan pengujian dengan beberapa skenario, splitting data, perbandingan model BERT, evaluasi.

2.2 Pengumpulan Data

Data diambil dari platform sosial media yaitu YouTube dengan cara crawling menggunakan Application Programming Interface (API). API untuk mengambil data dari YouTube di dapatkan dari platform google cloud untuk mendapatkan API key[10].

2.3 Data Penelitian

Data yang digunakan pada penelitian diambil dari delapan video YouTube yang berbeda, tetapi dengan topik yang sama yaitu tentang kebocoran Pusat Data Nasional (PDN). Pada data diambil hanya delapan video dengan *channel YouTube* berbeda. Para tokoh dan influencer dalam penelitian ini, seperti Deddy Corbuzier, Fajrul Fx, Tempo, Novel Baswedan, Kamar Jeri, Rocky Gerung, Daniel Mananta, dan Guru Gembul. Kedelapan influencer pada video pembahasan berbeda ada yang dari segi politik, teknis, sudut pandang sebagai politikus, dan lain-lain.

Pada hasil pengumpulan data komentar pada setiap video hanya diambil beberapa saja menggunakan *proportional random sampling*. *proportional random sampling* yaitu teknik untuk mengambil sampel, dimana memungkinkan setiap sampel memiliki kesempatan yang sama untuk diambil [11], [12]. sampel hasil dari *proportional random sampling* menjadi representasi data.

$$\text{Jumlah sampel data} = 12,5\% \times \text{jumlah data komentar} \quad (1)$$

Tabel 1. Distribusi Komentar Setelah Propotional Random Sampling

Channel	Jumlah
Deddy Corbuzier	2654
Guru Gembul	511
Rocky Gerung	168
Kamar Jeri	326
Tempo	165
Novel Baswedan	76
Daniel Mananta	152
Fajrul Fx	411

Setelah dilakukan teknik *proportional random sampling*, data komentar yang digunakan dalam penelitian berasal dari delapan channel, yaitu Deddy Corbuzier (2.654 komentar), Guru Gembul (511 komentar), Rocky Gerung (168 komentar), Kamar Jeri (326 komentar), Tempo (165 komentar), Novel Baswedan (76 komentar), Daniel Mananta (152 komentar), dan Fajrul Fx (411 komentar), dengan total keseluruhan sebanyak 4.463 komentar.

2.4 Dataset

Hasil crawling dataset terdapat beberapa kolom yaitu *publishedAt*, *authorDisplayName*, *textDisplay*, dan *likeCount*. Penelitian hanya menggunakan kolom *textDisplay* yaitu berisi komentar dari video. Dataset yang akan digunakan pada penelitian dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2. Sampel Dataset setelah Propotional Random Sampling

<i>textDisplay</i>
Hayooooo hayooooo kok bisa di hack sih sama para hacker?
Modal silat lidah.. jadi menkominfo?

2.5 Labelisasi data

Setelah pengolahan data, proses labelisasi manual dilakukan untuk mengklasifikasikan komentar ke dalam empat kategori berdasarkan indikator: positif (dukung penanganan pemerintah), netral (kritik ringan dengan sedikit solusi), negatif (hinanaan dan kritik tajam tanpa solusi), dan others (komentar yang membahas topik di luar penelitian).

2.6 Data Preprocessing

Data preprocessing digunakan untuk menyamakan bentuk data agar sesuai dengan kebutuhan, dan agar data siap diimplementasikan dengan model algoritma yang sesuai [13]. Penelitian ini akan menggunakan beberapa tahap dalam Data Preprocessing yaitu Case Folding, Remove URL, Emoji, Special Character, Normalisasi data, stop word, dan BERT Tokenizer.

2.6.1 Remove URL, Emoji, Special Character

Pada tahap ini akan menghapus kata-kata yang tidak digunakan seperti URL, emoji, tanda hubung, tanda baca, nomor, username (@), dan HTML.

2.6.2 Case Folding

Tahap ini akan mengubah keseluruhan huruf dalam teks menjadi huruf kecil. Tujuan dari case folding untuk menjadikan seluruh kata menjadi format yang sama yaitu menjadi *lowercase*.

2.6.3 Normalisasi Data

Pada tahap ini akan dilakukan untuk membenarkan ejaan pada kata pada data, dan merubah kata yang ditulis secara singkat. Pada tahap ini akan merubah kata seperti “yg”, “dmn”, “knp”, “dgn”.

2.6.4 Stop Word

Pada tahap ini akan menghapus kata yang tidak memiliki makna pada suatu kalimat seperti kata penghubung, dan kata imbuhan seperti “si”, “di”, “yg”, “dmn”.

2.6.5 BERT Tokenizer

BERT Tokenizer pada tahap ini akan mengganti teks menjadi token dengan menggunakan metode *WordPiece*. Pada BERT akan memecah teks menjadi beberapa sub-kata. [14], [15].

Hasil preprocessing data ada beberapa data yang terhapus mengakibatkan jumlah dataset berkurang menjadi 4.460 data yang sebelumnya 4.463 data.

2.7 Skenario Pengujian

Penelitian akan dilakukan tiga skenario pengujian pada data. Skenario pengujian dilakukan untuk membandingkan hasil dari setiap algoritma dalam mengukur polarisasi, dan. Pada setiap skenario akan diuji dengan membandingkan model BERT yang dirancang menangani data berbahasa Indonesia. Berikut deskripsi setiap skenario:

2.7.1 Skenario Pengujian Pertama

Skenario pengujian pertama data yang digunakan 2 label yaitu (others, dan no others). Pada pengujian label positif, negatif, dan netral didefinisikan sebagai label no others, dan label others. Distribusi dataset skenario pengujian pertama dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Distribusi Jumlah Dataset Skenario Pertama

Label	Distribusi
Others	2030
No others	2430

2.7.2 Skenario Pengujian Kedua

Skenario kedua data yang digunakan hanya label utama dengan jumlah 3 label yaitu (positif, negatif, dan netral). Pada pengujian menghilangkan label tambahan yaitu others. Tujuan pada skenario ini adalah mengklasifikasikan sentimen dengan melihat hanya relevan dengan topik, dan polarisasi suatu sentimen. Distribusi dataset skenario pengujian kedua dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Distribusi Jumlah Dataset Skenario Kedua

Label	Distribusi
Positif	1631
Negatif	418
Netral	381

2.7.3 Skenario Pengujian Ketiga

Skenario ketiga data yang akan digunakan berjumlah empat label meliputi (others, positif, netral, dan negatif). Tujuan pengujian ini adalah untuk melakukan evaluasi terhadap kinerja model dalam mengklasifikasikan empat label. Distribusi dataset skenario pengujian ketiga dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Distribusi Jumlah Dataset Skenario Ketiga

Label	Distribusi
Positif	1631
Negatif	418

Netral	381
Others	2030

2.8 Splitting Dataset

Tahap ini akan membagi data menjadi 3 bagian yaitu data training, data validation, dan data testing. Pembagian dataset dilakukan guna untuk menilai kualitas, dan konsistensi dari dataset[16]. Skenario yang di gunakan dalam splitting data yaitu dengan membagi dengan rasio 80:10:10. 80 persen data sebagai data training, 10 persen sebagai data validation, dan 10 persen akan sebagai data testing. Berikut hasil splitting dataset setiap skenario yang dapat dilihat pada tabel 6,7 dan 8.

Tabel 6. Distribusi Splitting Dataset Skenario Pengujian Pertama

Sentimen	Data Training	Data Testing	Data Validation	Total
Others	1624	203	203	2030
No Others	1944	243	243	2430

Tabel 7. Distribusi Splitting Dataset Skenario Pengujian Kedua

Sentimen	Data Training	Data Testing	Data Validation	Total
Positif	296	31	46	381
Negatif	1305	173	153	1631
Netral	343	39	44	418

Tabel 8. Distribusi Splitting Dataset Skenario Pengujian Ketiga

Sentimen	Data Training	Data Testing	Data Validation	Total
Positif	303	36	42	381
Negatif	1294	163	174	1631
Netral	303	36	42	418
Others	1624	203	203	2030

2.9 Pemodelan BERT

Penelitian ini membandingkan dua model BERT yang disesuaikan untuk dataset berbahasa Indonesia, yaitu IndoBERT dan IndoBERTweet. IndoBERT adalah model transformer seperti BERT yang dilatih khusus untuk bahasa Indonesia menggunakan masked language model dengan 512 token dan 31.293 kosa kata[17]. IndoBERTweet adalah pengembangan IndoBERT yang dilatih dengan masked language model, memiliki 12 hidden layers, 768 dimensi, 12 attention heads, dan 3 feed-forward layers berdimensi 3.072[18].

Kedua algoritma menggunakan parameter seperti batch size, learning rate, dan optimizer, serta dijalankan dengan GPU karena kompleksitas model[15]. Parameter lain juga ditambahkan sesuai dengan distribusi label yaitu class weight, weight decay, dan num labels.

2.10 Evaluasi

Pada tahap evaluasi akan dilakukan tiga jenis evaluasi yaitu Classification Report, Confusion Matrix, dan error analisis.

2.10.1 Confusion Matrix

Confusion matrix adalah salah satu teknik dalam evaluasi yang di gunakan untuk mengukur hasil klasifikasi, dan membuat kesimpulan dari hasil pelatihan algoritma[19].

2.10.2 Classification Report

Classification Report digunakan untuk menunjukkan hasil dari analisis prediksi. Pada tabel Classification Report berisi Accuracy, Precision, recall, dan f-1 score[20].

2.10.3 Error Analisis

Error analisis di lakukan untuk mengetahui data yang salah di prediksi seharusnya pada kelas tersebut tetapi malah terdeteksi pada kelas lain.

3. Hasil Penelitian dan Pembahasan

Pada bab ini akan membahas tentang hasil pengimplementasian, dan evaluasi model di setiap skenario pengujian.

3.1 Hasil Data Preprocessing

Pada tahap ini akan membahas hasil dari tahapan Data Preprocessing mulai dari Remove URL, Emoji, Special Character, Case Folding, Normalisasi data, stop word, dan BERT Tokenizer. Berikut contoh dataset sebelum, dan sesudah dilakukan Data Preprocessing.

Tabel 9. Dataset sebelum Data Preprocessing

Komentar
Memang pemerintah kita aja yg gak becus br brantas judol saja tidak bisa 😊

Tabel 10. Dataset setelah Data Preprocessing

Komentar
["[CLS]", 'pemerintah', 'kita', 'gak', 'becus', 'br', '##antas', 'jud', '##o!', 'tidak', 'bisa', '[SEP]']

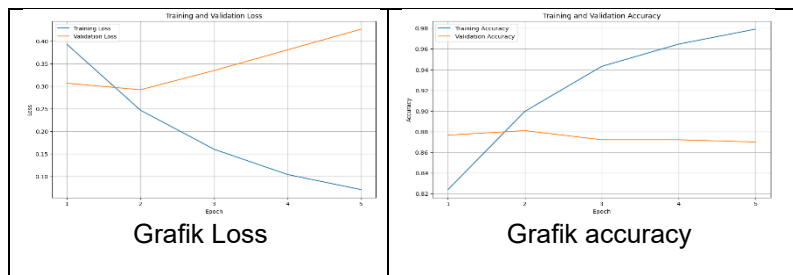
3.2 Pemodelan dan Evaluasi

Pada tahapan ini akan membahas hasil pengimplementasian menggunakan IndoBERT, dan IndoBERTweet, dan evaluasi kedua model tersebut di setiap skenario.

3.2.1 Skenario pengujian pertama

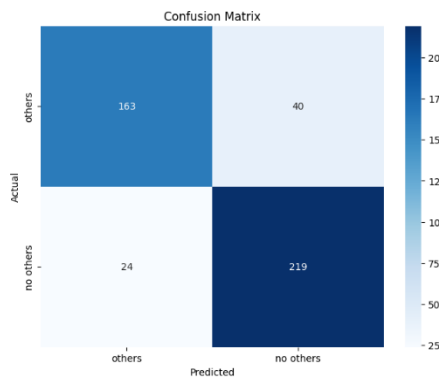
3.2.1.1 IndoBERT

Pada skenario pertama, data diubah menjadi tensor dan dilatih selama 5 epoch menggunakan parameter yang telah ditentukan, dengan pengujian menggunakan model IndoBERT.



Gambar 2. Grafik Loss dan Accuracy Skenario Pengujian Pertama IndoBERT

Pada skenario pengujian pertama, model IndoBERT mengalami overfitting pada epoch ke-3, ditunjukkan oleh Gambar 2. Validation loss naik meski training loss turun, dengan selisih sekitar 0,17. Validation accuracy stagnan di angka 0,87–0,88, dan akurasi akhir data testing sebesar 0,86.



Gambar 3. Confusion Matrix Skenario Pengujian Pertama IndoBERT

Gambar 3 menunjukkan hasil pengujian menggunakan Confusion Matrix pada skenario pertama menunjukkan bahwa terdapat 163 kelas others, dan 219 kelas no others terdeteksi secara benar.

Tabel 11. Classification Report Skenario Pengujian Pertama IndoBERT

	Precision	Recall	F-1 Score	Support
Others	0.87	0.85	0.85	203
No Others	0.85	0.90	0.87	243
Accuracy			0.86	446
Macro avg	0.86	0.85	0.85	446
Weighted avg	0.86	0.86	0.86	446

Berdasarkan Tabel 11, model IndoBERT pada skenario pertama menunjukkan performa stabil dengan f1-score 0.85 dan akurasi 0.86 untuk dua kelas (others dan no others). Precision dan recall berkisar antara 0.81–0.91, menandakan kinerja yang konsisten.

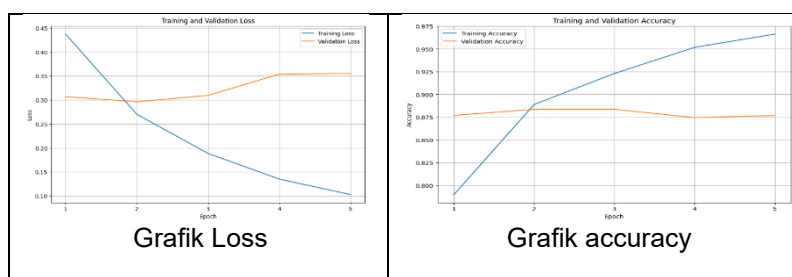
Tabel 12. Error Analisis IndoBERT Skenario Pengujian Pertama

Kalimat	Label sebenarnya	Prediksi Label
kalau ngmg soal hacker satu film gua lupa judulnya tapi tokoh utama bernama benjamin engel keren lawan mr x akhirnya memanipulasi orang pemerintah	Others	No others

Kalimat tersebut salah diklasifikasikan sebagai "no others" karena mengandung kata-kata seperti "hacker", dan "pemerintah" yang sebenarnya tidak ada relevansi dengan topik kebocoran data.

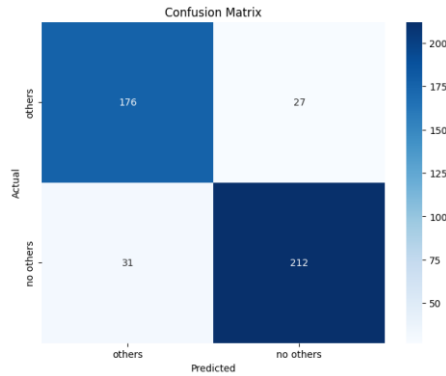
3.2.1.2 IndoBERTweet

Pada pengujian skenario pengujian pertama dataset akan dirubah menjadi tensor terlebih dahulu, setelah itu digunakan parameter yang sesuai dengan pelatihan menggunakan 5 epoch berikut hasil pengujian menggunakan IndoBERTweet.



Gambar 4. Grafik Loss dan Accuracy Skenario Pengujian Pertama IndoBERTweet

Pada skenario pengujian kedua, model IndoBERT mengalami overfitting pada epoch ke-3, ditunjukkan oleh Gambar 4. Validation loss naik meski training loss turun, dengan selisih sekitar 0,12. Validation accuracy stagnan di angka 0,86–0,88, dan akurasi testing sebesar 0,87.



Gambar 5. Confusion Matrix Skenario Pengujian Pertama IndoBERTweet

Gambar 5 menunjukkan hasil pengujian menggunakan Confusion Matrix pada skenario pertama menunjukkan bahwa terdapat 176 kelas others, dan 212 kelas no others terdeteksi secara benar.

Tabel 13. Classification Report Skenario Pengujian Pertama IndoBERTweet

	Precision	Recall	F-1 Score	Support
Others	0.85	0.87	0.86	203
No Others	0.89	0.88	0.88	243
Accuracy			0.87	446
Macro avg	0.87	0.87	0.87	446
Weighted avg	0.87	0.87	0.87	446

Tabel 13 menunjukkan hasil evaluasi pada skenario pertama dengan IndoBERTweet menunjukkan f1-score sebesar 0.86 untuk kelas others dan 0.88 untuk kelas no others, menandakan performa yang stabil. Secara keseluruhan, akurasi dan rata-rata evaluasi mencapai 0.87.

Tabel 14. Error Analisis Skenario Pengujian Pertama IndoBERTweet

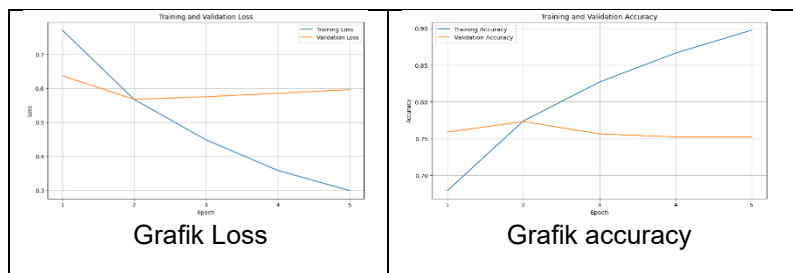
Kalimat	Label sebenarnya	Prediksi Label
seharusnya saran gua mending ganti jangan windef pakai linux linux jenisnya gua ajarin aki aki tersebut	No others	Others

Pada tabel 14 menunjukkan salah satu kalimat no others terdeteksi others ada kata “aki”, dan “mending” membuat model salah mengidentifikasi kalimat tersebut.

3.2.2 Skenario pengujian kedua

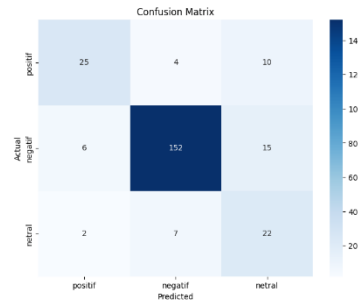
3.2.2.1 IndoBERT

Pada skenario kedua, data diubah menjadi tensor dan dilatih selama 5 epoch menggunakan parameter yang telah ditentukan, dengan pengujian menggunakan model IndoBERT.



Gambar 6. Grafik Loss dan Accuracy Skenario Pengujian Kedua IndoBERT

Pada skenario kedua, model IndoBERT mulai overfitting pada epoch ke-3, terlihat pada Gambar 6. Training loss menurun, validation loss stabil di 0,57–0,60 dengan selisih 0,13. Training accuracy naik, sedangkan validation accuracy stabil di 0,78–0,79. Akurasi testing sekitar 0,82.



Gambar 7. Confusion Matrix Skenario Pengujian Kedua IndoBERT

Pada Gambar 7 menunjukkan pengujian menggunakan Confusion Matrix pada skenario pertama menunjukkan bahwa terdapat 25 kelas positif, dan 152 kelas negatif, 22 kelas netral terdeteksi secara benar. Total data yang terprediksi salah 44 data.

Tabel 15. Classification Report Skenario Pengujian Kedua IndoBERT

	Precision	Recall	F-1 Score	Support
Positif	0.76	0.64	0.69	39
Negatif	0.93	0.88	0.90	173
Netral	0.47	0.71	0.56	31
Accuracy			0.82	243
macro avg	0.72	0.74	0.71	243
weighted avg	0.85	0.82	0.83	243

Tabel 15 menunjukkan bahwa model IndoBERT pada skenario kedua memiliki akurasi 0.82 dan weighted average 0.82–0.85. Model sangat akurat pada kelas negatif (f1-score 0.90), namun kurang efisien pada kelas positif (0.69) dan kesulitan membedakan kelas netral (0.56), menandakan bahwa model susah dalam mengidentifikasi netral secara konsisten.

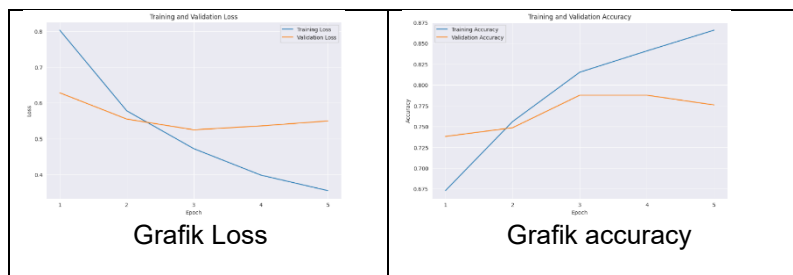
Tabel 16 Error Analisis IndoBERT Skenario Pengujian Kedua

Kalimat	Label sebenarnya	Prediksi Label
mungkin lulusan buzzerrp dianggap jago jago data nasional shg diangkat menkoinfo	Negatif	Positif

Pada Tabel 16 menunjukkan salah satu kalimat kasus netral terdeteksi sebagai positif dikarenakan ada beberapa kata seperti “mungkin”, “jago”, “diangkat”. Kata tersebut memiliki makna yang positif karena bersifat umum.

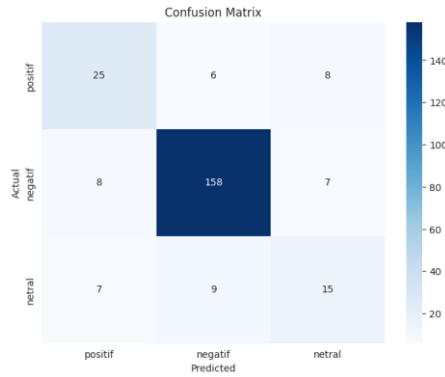
3.2.2.2 IndoBERTweet

Pada pengujian skenario pengujian pertama dataset akan dirubah menjadi tensor terlebih dahulu, setelah itu digunakan parameter yang sesuai dengan pelatihan menggunakan 5 epoch berikut hasil pengujian menggunakan IndoBERTweet.



Gambar 8. Grafik Loss dan Accuracy Skenario Pengujian Kedua IndoBERTweet

Pada skenario kedua, model IndoBERTweet diketahui mengalami overfitting, sebagaimana ditunjukkan oleh Gambar 8. Training loss menurun, sedangkan validation loss stabil di kisaran 0,53–0,55. Training accuracy meningkat konsisten dari 0,67 menjadi 0,87, sementara validation accuracy stabil di 0,78–0,79 sejak epoch ke-3. Akurasi testing tercatat sekitar 0,81, serupa dengan validation accuracy.



Gambar 9. Confusion Matrix Skenario Pengujian Kedua IndoBERTweet

Pada Gambar 9 pengujian menggunakan Confusion Matrix pada skenario pertama menunjukkan bahwa terdapat 25 kelas positif, dan 158 kelas negatif, 15 kelas netral terdeteksi secara benar. Total data yang terprediksi salah 45 data.

Tabel 17. Classification Report Skenario Pengujian Kedua IndoBERTweet

	Precision	Recall	F-1 Score	Support
Positif	0.62	0.64	0.63	39
Negatif	0.91	0.91	0.91	173
Netral	0.50	0.48	0.49	31
Accuracy			0.81	243
macro avg	0.67	0.67	0.67	243
weighted avg	0.81	0.81	0.81	243

Berdasarkan Tabel 17, evaluasi skenario kedua dengan IndoBERTweet menunjukkan akurasi 0.81 menandakan performa model cukup baik. Model sangat stabil pada kelas negatif (f1-score 0.91), namun kurang efisien pada kelas positif (0.63) dan netral (0.49). Nilai macro average 0.67 dan weighted average 0.81 menunjukkan performa belum merata, tetapi cukup seimbang.

Tabel 18. Error Analisis IndoBERTweet Skenario Pengujian Kedua

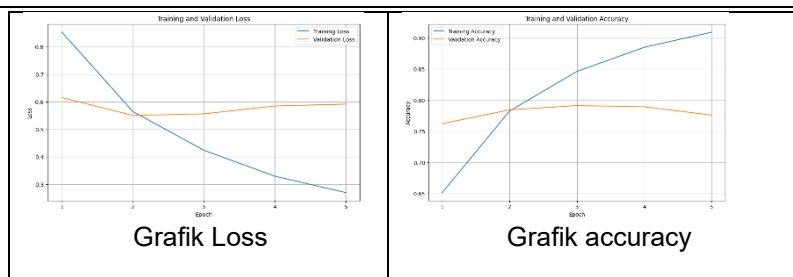
Kalimat	Label sebenarnya	Prediksi Label
menti mundur sekalian mengangkat karna pengangkatan bukan berdasarkan kompetensi melainkan relasi	Negatif	Netral

Pada Tabel 18 salah dalam klasifikasi karena kata “pengangkatan”, dan “mengangkat”. Kata tersebut menunjukkan kritik tentang orang yang bertanggung jawab tentang kebocoran data.

3.2.3. Skenario pengujian ketiga

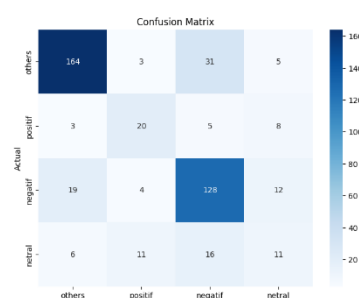
3.2.3.1 IndoBERT

Pada pengujian skenario pengujian ketiga dataset akan dirubah menjadi tensor terlebih dahulu, setelah itu digunakan parameter yang sesuai dengan pelatihan menggunakan 5 epoch berikut hasil pengujian menggunakan IndoBERT.



Gambar 10 Grafik Loss dan Accuracy Skenario Pengujian Ketiga IndoBERT

Pada skenario ketiga, IndoBERT mulai overfitting pada epoch ke-3, terlihat pada gambar 10. Training loss turun, validation loss stabil di 0,55–0,59 dengan selisih 0,14. Training accuracy naik, validation accuracy stabil di 0,76–0,79. Akurasi dengan data testing didapatkan hasil 0,73.



Gambar 11. Confusion Matrix Skenario Pengujian Ketiga IndoBERT

Gambar 11 pengujian menggunakan Confusion Matrix pada skenario pertama menunjukkan bahwa terdapat 164 kelas others 20 kelas positif, 128 kelas negatif, dan 11 kelas netral terdeteksi secara benar. 123 data terprediksi salah

Tabel 19. Classification Report Skenario Pengujian Ketiga IndoBERT

	Precision	Recall	F-1 Score	Support
Others	0.85	0.81	0.83	203
Positif	0.53	0.56	0.54	36
Negatif	0.71	0.79	0.75	163
Netral	0.31	0.27	0.28	44
Accuracy			0.73	446
macro avg	0.60	0.60	0.60	446
weighted avg	0.73	0.73	0.73	446

Pada Tabel 19 menunjukkan model memiliki f-1 score dengan performa tinggi pada sentimen Others (0.84) dan sentimen Negatif (0.74), namun lemah pada sentimen Positif dengan nilai f-1 score 0.54 dan sentimen netral dengan f-1 score 0.28. Akurasi 0.73 dan macro average 0.60 mencerminkan ketimpangan antar kelas, meski weighted average 0.73.

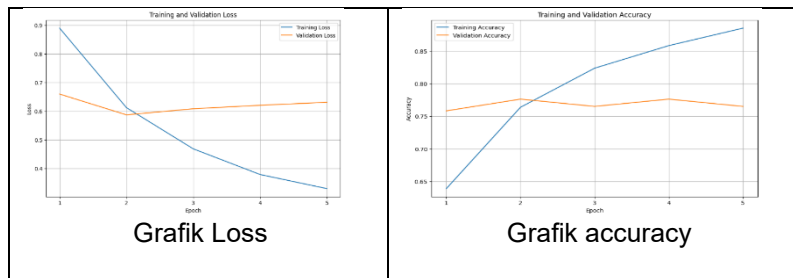
Tabel 20. Error Analisis IndoBERT Skenario Pengujian Kedua

Kalimat	Label sebenarnya	Prediksi Label
gaji mahal tunjangan gak ngotak tapi kerjanya gak becus tolong tukang ngelonte	Negatif	Others

Kalimat tersebut disalahkan sebagai label others karena mengandung kata “gak ngotak” dan “ngelonte”, padahal konteksnya adalah kritik terhadap pihak yang bertanggung jawab.

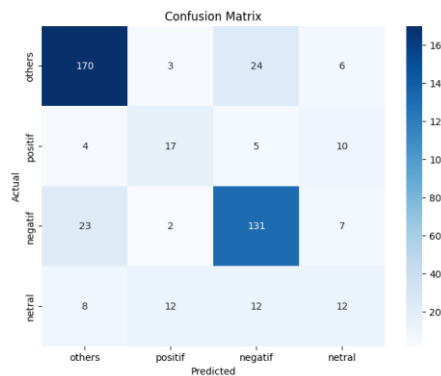
3.2.2.2 IndoBERTweet

Pada pengujian skenario pengujian pertama dataset akan dirubah menjadi tensor terlebih dahulu, setelah itu digunakan parameter yang sesuai dengan pelatihan menggunakan 5 epoch berikut hasil pengujian menggunakan IndoBERTweet.



Gambar 12. Grafik Loss dan Accuracy Skenario Pengujian Ketiga IndoBERTweet

Pada skenario ketiga, IndoBERTweet mulai overfitting pada epoch ke-3, terlihat pada Gambar 12. Training loss menurun, sementara validation loss stabil di 0,59–0,63 dengan selisih 0,14. Training accuracy naik dari 0,64 ke 0,89, sedangkan validation accuracy stabil di 0,76–0,78 sejak epoch ke-2. Akurasi testing tercatat sebesar 0,74.



Gambar 13. Confusion Matrix Skenario Pengujian Ketiga IndoBERTweet

Gambar 13 menunjukkan hasil Evaluasi pengujian dengan Confusion Matrix pada skenario pertama menunjukkan 170 kelas others, 17 positif, 130 negatif, dan 12 netral terdeteksi benar.

Tabel 21. Classification Report Skenario Pengujian Ketiga IndoBERTweet

	Precision	Recall	F-1 Score	Support
Others	0.83	0.84	0.83	203
Positif	0.50	0.47	0.49	36
Negatif	0.76	0.80	0.78	163
Netral	0.34	0.27	0.30	44
Accuracy			0.74	446
macro avg	0.61	0.60	0.60	446
weighted avg	0.73	0.74	0.73	446

Berdasarkan Tabel 21, model mencapai akurasi sebesar 0,74 dengan performa terbaik pada kelas Others dan Negatif. Nilai macro average sebesar 0,60 menunjukkan ketidakseimbangan performa antar kelas, terutama pada kelas Positif dan Netral yang memiliki F1-Score di bawah 0,50..

Tabel 22 Error Analisis IndoBERTweet Skenario Pengujian Ketiga

Kalimat	Label sebenarnya	Prediksi Label
ransom tebusan harusnya minta tebusan bukan minta maaf	Negatif	Netral

Pada Tabel 22 menunjukkan kesalahan klasifikasi pada salah satu kalimat. Kalimat tersebut diklasifikasi sebagai others karena mengandung kata “ransom”, padahal seharusnya bermakna negatif karena merujuk pada serangan dalam kasus kebocoran data PDN.

3.3 Hasil Keseluruhan

Berdasarkan hasil pengujian dan evaluasi, IndoBERT dan IndoBERTweet dibandingkan dalam tiga skenario label: dua, tiga, dan empat kelas. IndoBERT mencatat akurasi 0.86, 0.82, dan 0.73, sedangkan IndoBERTweet memperoleh akurasi 0.87, 0.81, dan 0.74 pada masing-masing skenario. Berikut tabel hasil keseluruhan skenario pengujian.

Tabel 23. Hasil Keseluruhan Skenario Pengujian

Model	Skenario	Precision	Recall	F-1 Score	Accuracy
IndoBERT	Skenario 1	0.86	0.86	0.86	0.86
	Skenario 2	0.85	0.82	0.83	0.82
	Skenario 3	0.73	0.73	0.73	0.73
IndoBERTweet	Skenario 1	0.87	0.87	0.87	0.87
	Skenario 2	0.81	0.81	0.81	0.81
	Skenario 3	0.73	0.74	0.73	0.74

4. Kesimpulan

Penelitian ini dilakukan untuk menganalisis sentimen masyarakat terhadap kasus kebocoran data PDN berdasarkan sudut pandang berbagai tokoh. Tiga skenario pengujian telah digunakan untuk mengevaluasi pengaruh skema pelabelan, dengan penerapan dua model yaitu IndoBERT dan IndoBERTweet. Pada skenario pertama digunakan dua label, skenario kedua tiga label, dan skenario ketiga empat label. Hasil pengujian menunjukkan bahwa performa model cukup stabil dan indikasi overfitting mulai terdeteksi pada epoch ke-3. Secara umum, performa lebih baik ditunjukkan oleh IndoBERTweet, meskipun pada skenario kedua akurasi lebih tinggi dicatatkan oleh IndoBERT.

Pada skenario pertama, akurasi sebesar 0,86 diperoleh oleh IndoBERT dan 0,87 oleh IndoBERTweet. Pada skenario kedua, masing-masing model mencatat akurasi 0,82 dan 0,81, sedangkan pada skenario ketiga dicapai akurasi 0,73 dan 0,70. Akurasi terbaik dicapai pada skenario pertama dengan penggunaan model IndoBERTweet. Berdasarkan analisis error, ditemukan bahwa beberapa kalimat masih sulit diklasifikasikan secara tepat oleh kedua model, terutama dalam membedakan sentimen positif dan netral. Pada skenario ketiga, banyak kalimat terklasifikasi sebagai others karena ambiguitas dan ketimpangan distribusi data.

Referensi

- [1] N. Ananta, "Dampak Peretasan Pusat Data Nasional," Tempo. Diakses: 5 Oktober 2024. [Daring]. Tersedia pada: <https://grafis.tempo.co/read/3624/dampak-peretasan-pusat-data-nasional>
- [2] "PDNS: Pusat Data Nasional Sementara lumpuh akibat ransomware, mengapa instansi pemerintah masih rentan terhadap serangan siber?," BBC News Indonesia. Diakses: 5 Oktober 2024. [Daring]. Tersedia pada: <https://www.bbc.com/indonesia/articles/cxee2985jrvo>
- [3] V. G. Wardani, H. P. Santosa, dan D. Setyabudi, "Pengaruh Terpaan Berita Kebocoran Data Penduduk Dan Terpaan Negative E-Word of Mouth Di Media Sosial Terhadap Tingkat Kepercayaan Masyarakat Pada Pemerintah Pusat Dalam Menangani Kasus Kebocoran Data," *Interak. Online*, vol. 11, no. 1, Art. no. 1, Des 2022.
- [4] E. F. Saputra dan M. R. Pribadi, "Analisis Sentimen Komentar Pada Kanal Youtube The Lazy Monday Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *MDP Stud. Conf.*, vol. 2, no. 1, hlm. 17–23, Apr 2023, doi: 10.35957/mdp-sc.v2i1.4283.
- [5] Anugerah Simanjuntak *dkk.*, "Research and Analysis of IndoBERT Hyperparameter Tuning in Fake News Detection," *J. Nas. Tek. Elektro Dan Teknol. Inf.*, vol. 13, no. 1, hlm. 60–67, Feb 2024, doi: 10.22146/jnteti.v13i1.8532.
- [6] H. M. Lee dan Y. Sibaroni, "Comparison of IndoBERTweet and Support Vector Machine on Sentiment Analysis of Racing Circuit Construction in Indonesia," *J. MEDIA Inform. BUDIDARMA*, vol. 7, no. 1, hlm. 99, Jan 2023, doi: 10.30865/mib.v7i1.5380.
- [7] U. Khairani, V. Mutiawani, dan H. Ahmadian, "Pengaruh Tahapan Preprocessing Terhadap Model Indobert Dan Indobertweet Untuk Mendeteksi Emosi Pada Komentar Akun Berita Instagram," *J. Teknol. Inf. Dan Ilmu Komput.*, vol. 11, no. 4, hlm. 887–894, Agu 2024, doi: 10.25126/jtiik.1148315.

- [8] M. Fadhel dan W. Maharani, "Depression Detection of Users in Social Media X using IndoBERTweet," *Sinkron*, vol. 8, no. 2, hlm. 885–891, Mar 2024, doi: 10.33395/sinkron.v9i2.13354.
- [9] D. Arisandi, T. Sutrisno, dan I. Kurniawan, "Klasifikasi Opini Masyarakat Di Twitter Tentang Kebocoran Data Yang Terjadi Di Indonesia Menggunakan Algoritma SVM," *J. Tek.*, vol. 15, no. 2, hlm. 75–80, Sep 2023, doi: 10.30736/jt.v15i2.993.
- [10] D. D. Kurnianto dan S. Waluyo, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Eks Pejabat Pajak Diperiksa KPK Pada Youtube Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor," vol. 2, 2023.
- [11] N. F. Amin, S. Garancang, dan K. Abunawas, "Konsep Umum Populasi dan Sampel Dalam Penelitian".
- [12] D. Safryda Putri dan T. Ridwan, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Pospay Dengan Algoritma Support Vector Machine," *J. Ilm. Inform.*, vol. 11, no. 01, hlm. 32–40, Mar 2023, doi: 10.33884/jif.v11i01.6611.
- [13] Adhitya Karel Maulaya dan Junadhi, "Analisis Sentimen Menggunakan Support Vector Machine Masyarakat Indonesia Di Twitter Terkait Bjorka," *J. CoSciTech Comput. Sci. Inf. Technol.*, vol. 3, no. 3, hlm. 495–500, Des 2022, doi: 10.37859/coscitech.v3i3.4358.
- [14] Vidya Chandradev, I Made Agus Dwi Suarjaya, dan I Putu Agung Bayupati, "Analisis Sentimen Review Hotel Menggunakan Metode Deep Learning BERT: Analisis Sentimen Review Hotel menggunakan Metode Deep Learning BERT," *J. Buana Inform.*, vol. 14, no. 02, hlm. 107–116, Okt 2023, doi: 10.24002/jbi.v14i02.7244.
- [15] G. F. Situmorang, "Deteksi Potensi Depresi dari Unggahan Media Sosial X Menggunakan Teknik NLP dan Model IndoBERT," vol. 6, no. 2, 2024, doi: <https://doi.org/10.47065/bits.v6i2.5496>.
- [16] N. A. R. Putri dan Ardiansyah, "Analisis Sentimen Terhadap Kemajuan Kecerdasan Buatan di Indonesia Menggunakan BERT dan RoBERTa," *J. Sains Dan Inform.*, vol. 9, no. 2, hlm. 136–145, Nov 2023, doi: 10.34128/jsi.v9i2.649.
- [17] F. Koto, A. Rahimi, J. H. Lau, dan T. Baldwin, "IndoLEM and IndoBERT: A Benchmark Dataset and Pre-trained Language Model for Indonesian NLP," dalam *Proceedings of the 28th International Conference on Computational Linguistics*, Barcelona, Spain (Online): International Committee on Computational Linguistics, 2020, hlm. 757–770. doi: 10.18653/v1/2020.coling-main.66.
- [18] F. Koto, J. H. Lau, dan T. Baldwin, "IndoBERTweet: A Pretrained Language Model for Indonesian Twitter with Effective Domain-Specific Vocabulary Initialization," 9 September 2021, *arXiv: arXiv:2109.04607*. Diakses: 7 Oktober 2024. [Daring]. Tersedia pada: <http://arxiv.org/abs/2109.04607>
- [19] M. Furqan, S. Sriani, dan S. M. Sari, "Analisis Sentimen Menggunakan K-Nearest Neighbor Terhadap New Normal Masa Covid-19 Di Indonesia," *Techno.Com*, vol. 21, no. 1, hlm. 51–60, Feb 2022, doi: 10.33633/tc.v21i1.5446.
- [20] A. P. Prasetyo, C. Sri Kusuma, dan D. Rizki, "Analisis Sentimen Twitter terhadap Isu Penundaan Pemilu 2024 Menggunakan Metode Long Short-Term Memory (LSTM)," *J. Repos.*, vol. 6, no. 3, Jul 2024, doi: 10.22219/repositor.v6i3.32643.