

## IMPLEMENTASI MODEL BERT DALAM DETEKSI ULASAN PALSU PADA PLATFORM TIKTOK SHOP PRODUK FASHION

Najma Nora Agustina<sup>1\*</sup>, Sam Farisa Chaerul Haviana<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Universitas Islam Sultan Agung, Semarang

[najmanoora1408@gmail.com](mailto:najmanoora1408@gmail.com)<sup>1\*</sup>, [sam@unissula.ac.id](mailto:sam@unissula.ac.id)<sup>2</sup>

Received: 01-11- 2025

Revised: 10-11-2025

Approved: 17-11-2025

### ABSTRAK

*Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan model Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) dalam mendeteksi ulasan palsu pada produk fashion di platform TikTok Shop berbasis bahasa Indonesia. Metode penelitian ini menggunakan pendekatan machine learning dengan model BERT yang dilatih melalui tahapan data scraping, preprocessing (meliputi lowercasing, penghapusan karakter non-alfabet dan emoji, serta tokenisasi), pembagian dataset menjadi training set (64%), validation set (16%), dan test set (20%), serta proses pelatihan model menggunakan PyTorch. Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan metrik accuracy, precision, recall, dan F1-score. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model BERT mencapai performa terbaik pada epoch ke-40 dengan validation accuracy sebesar 91,90% dan nilai precision, recall, F1-score, serta accuracy masing-masing sebesar 0,94. Nilai tersebut menunjukkan keseimbangan yang baik antara kemampuan model dalam mengenali ulasan asli dan palsu secara akurat. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa implementasi model BERT terbukti efektif dalam mendeteksi ulasan palsu pada produk fashion di TikTok Shop serta dapat menjadi acuan pengembangan sistem deteksi otomatis berbasis bahasa Indonesia pada platform e-commerce lainnya.*

**Kata Kunci:** BERT, Ulasan Palsu, Tiktok Shop, Machine Learning, Deteksi Teks

### PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital telah mendorong pertumbuhan pesat platform e-commerce di seluruh dunia, termasuk di Indonesia. Salah satu platform yang mengalami peningkatan signifikan adalah TikTok Shop, sebuah fitur belanja dalam aplikasi TikTok yang menggabungkan konten video pendek dengan sistem penjualan daring. TikTok Shop tidak hanya menawarkan kemudahan berbelanja, tetapi juga memanfaatkan kekuatan konten visual dan interaksi sosial untuk memengaruhi keputusan konsumen (Priyono and Dian Permata Sari 2023). Salah satu faktor penting yang memengaruhi perilaku pembelian konsumen dalam platform e-commerce adalah ulasan pengguna (review), yang berfungsi sebagai sumber informasi dan indikator kualitas produk (Hayati et al. 2023). Namun, seiring meningkatnya jumlah transaksi dan persaingan antarpenjual, muncul praktik yang merugikan baik bagi konsumen maupun pelaku usaha, yaitu ulasan palsu (fake review). Ulasan palsu merupakan review yang dibuat bukan berdasarkan pengalaman nyata, melainkan untuk memberikan kesan positif palsu terhadap suatu produk atau menjatuhkan reputasi kompetitor. Praktik ini dapat menyesatkan calon pembeli, menurunkan kepercayaan terhadap platform, serta menciptakan distorsi pada persaingan pasar (Katampunan, Althon Pongtuluran, and Astriwati Biringkanae 2023).

Pada kategori fashion, yang sangat bergantung pada persepsi subjektif dan opini pengguna, keberadaan ulasan palsu dapat memberikan dampak signifikan terhadap keputusan pembelian dan citra produk di mata konsumen (Fauziya and Isa 2024). Proses pendeteksian ulasan palsu secara manual sangat tidak efisien mengingat besarnya volume data yang dihasilkan setiap hari di platform e-commerce. Oleh karena itu, dibutuhkan pendekatan otomatis berbasis machine learning untuk membantu mengidentifikasi pola-pola khas dalam teks ulasan yang bersifat manipulatif atau tidak

otentik. Beberapa penelitian terdahulu telah mencoba pendekatan ini. Misalnya, penelitian oleh Alamsyah dkk. (2023) menggunakan dataset ulasan dari Tokopedia dan menerapkan algoritma Support Vector Machine (SVM) serta Naïve Bayes untuk mendeteksi fake review. Hasilnya menunjukkan bahwa kedua algoritma tersebut cukup efektif dalam mengidentifikasi ciri umum ulasan palsu, seperti penggunaan kata hiperbolik dan ketidaksesuaian dengan konteks produk. Namun, penelitian tersebut masih terbatas pada satu platform dan belum memanfaatkan model bahasa yang lebih canggih yang mampu memahami konteks secara mendalam (Alamsyah, Cahyana, and Pratama 2023).

Dalam beberapa studi lainnya, pendekatan berbasis pembelajaran mesin juga telah diuji. Penelitian oleh Elmogy dkk. (2021) membandingkan berbagai algoritma seperti K-Nearest Neighbor (KNN), Naïve Bayes (NB), SVM, Logistic Regression, dan Random Forest. Hasilnya menunjukkan bahwa KNN (K=7) memberikan performa terbaik dengan nilai F-score 82,40%, dan meningkat 3,80% ketika ditambahkan fitur perilaku pengguna (Elmogy et al. 2021). Penelitian oleh Chandradev dkk. (2023) menganalisis sentimen ulasan hotel di Indonesia menggunakan model SmallBERT untuk mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif. Dengan dataset sekitar 515.000 ulasan dan pelatihan selama lima epoch, model ini mencapai akurasi 0.91, presisi 0.90, recall 0.90, dan F1-score 0.90, menunjukkan kemampuan BERT yang tinggi dalam memahami konteks bahasa alami dan menghasilkan klasifikasi sentimen yang akurat (Chandradev, Suarjaya, Dwi, and Bayupati, Agung 2023).

Sementara itu, penelitian Purifyregalia dkk. (2025) menggunakan algoritma SVM dan Random Forest pada 3.686 data ulasan produk yang telah melalui proses preprocessing seperti normalisasi, tokenisasi, dan pembobotan TF-IDF. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa SVM mencapai akurasi tertinggi sebesar 88,84%, lebih unggul dibandingkan Random Forest dengan 80,39% (Purifyregalia et al. 2025). Penelitian oleh Putu dkk. (2023) menganalisis sentimen terhadap kasus cyberbullying berbahasa Indonesia menggunakan BERT, dengan tiga kategori: netral, bahasa kasar, dan ujaran kebencian. Model ini mencapai akurasi 0.81, presisi 0.80, recall 0.80, dan F1-score 0.81, menunjukkan kemampuan BERT dalam mendeteksi ujaran kebencian secara akurat (Putu et al. 2023). Sementara itu, Karimah dan Baita (2024) menerapkan analisis sentimen multi-aspek pada ulasan film menggunakan BERT Base Uncased, dengan aspek acting, plot, cast, animation, dan music. Hasil terbaik diperoleh pada learning rate  $3e-5$  dengan akurasi 82,32%, presisi 0.86, recall 0.85, dan F1-score 0.85. Penelitian ini menunjukkan bahwa meskipun terdapat ketidakseimbangan data antar-aspek, BERT tetap efektif untuk analisis sentimen multi-aspek pada ulasan film (Karimah and Baita 2024). Meskipun pendekatan klasik tersebut menunjukkan hasil yang baik, metode-metode tersebut masih terbatas dalam memahami konteks semantik kalimat secara mendalam. Di sinilah muncul kebutuhan akan model bahasa modern yang mampu memahami makna dan konteks kata dalam kalimat secara dua arah. Salah satu model yang memiliki kemampuan tersebut adalah BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers).

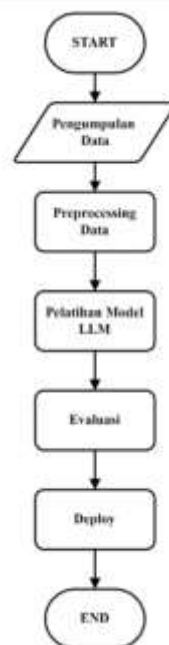
BERT merupakan model transformer-based language model yang mampu menangkap hubungan antar kata secara kontekstual dari dua arah sekaligus, sehingga lebih efektif dalam memahami struktur kalimat yang kompleks dan mendeteksi pola tersembunyi dalam teks ulasan (Mudding 2024) (Mas et al. 2021). Berdasarkan latar belakang tersebut, masalah utama dalam penelitian ini adalah belum tersedianya sistem deteksi ulasan palsu yang efektif dan kontekstual untuk produk fashion di TikTok Shop

berbasis bahasa Indonesia. Model deteksi yang ada masih berfokus pada platform lain (seperti Tokopedia atau ulasan film) dan belum mengakomodasi karakteristik unik teks ulasan TikTok Shop yang bersifat singkat, informal, dan sering menggunakan bahasa campuran (kode-mixing). Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan dan mengembangkan metode deteksi ulasan palsu menggunakan model BERT pada produk fashion di TikTok Shop, serta mengevaluasi akurasi dan kemampuan model dalam membedakan ulasan asli dan palsu (Hanum et al. 2024). Adapun manfaat dari penelitian ini adalah untuk meningkatkan kepercayaan konsumen terhadap platform e-commerce, khususnya TikTok Shop, dengan menyediakan pendekatan otomatis dalam mendeteksi ulasan palsu. Selain itu, penelitian ini juga diharapkan dapat memberikan kontribusi akademik bagi pengembangan studi di bidang Natural Language Processing (NLP) berbasis bahasa Indonesia serta menjadi referensi bagi pihak pengembang e-commerce dalam membangun sistem deteksi review palsu yang andal dan adaptif terhadap karakteristik bahasa pengguna local (Kiom 2024).

Dari berbagai kajian pustaka yang telah dijelaskan, dapat disimpulkan bahwa penelitian sebelumnya telah memberikan dasar kuat dalam penerapan algoritma machine learning untuk deteksi fake review. Namun, masih terdapat peluang besar untuk meningkatkan akurasi dan pemahaman konteks bahasa melalui pemanfaatan model BERT. Pendekatan ini sangat relevan untuk konteks TikTok Shop kategori fashion, di mana ulasan pengguna cenderung singkat, informal, dan mengandung gaya bahasa yang khas. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan mampu memberikan kontribusi nyata baik dalam aspek teknis maupun praktis terhadap pengembangan sistem deteksi ulasan palsu pada platform e-commerce modern.

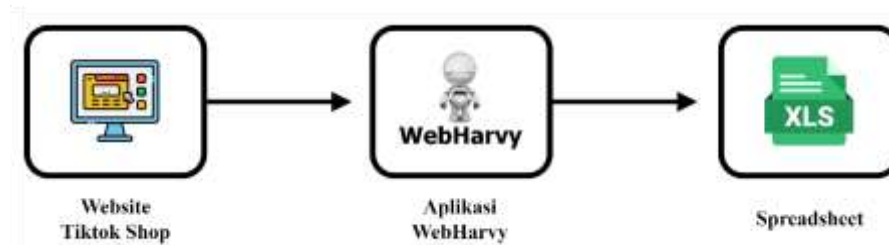
## **METODE PENELITIAN**

Dalam penelitian menggunakan model BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers), dimana model ini akan mendeteksi ulasan mana yang palsu dan yang asli.



**Gambar 1.** Tahapan Penelitian

Pada tahap pengumpulan data dilakukan dengan menggunakan metode web scraping melalui halaman website Tiktok Shop dengan menggunakan aplikasi WebHarvy. Kemudian masukan hasil scraping kedalam spreadsheet.



**Gambar 2.** Tahapan Pengumpulan Data

Setelah melakukan web scraping data, langkah selanjutnya data akan di proses agar data siap digunakan. Pada preprocessing data akan dilakukan beberapa tahapan proses seperti:

- 1) Lowercase untuk mengubah huruf yang besar menjadi kecil.
- 2) Menghapus karakter selain karakter huruf, angka, dan spasi.
- 3) Remove Emoji untuk menghapus Emoji yang ada pada review.
- 4) Tokenisasi untuk memecah teks menjadi kata-kata.

Proses ini akan menghasilkan data bersih yang siap digunakan dalam pelatihan model. Pada Implementasi Model, Model BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) akan digunakan untuk mendeteksi ulasan palsu. Model ini memiliki arsitektur berbasis transformer yang terbukti sangat efektif dalam memahami konteks semantik teks(Husin 2023).

1) Persiapan Dataset:

Dataset akan dibagi menjadi tiga bagian untuk tujuan yang berbeda: data pelatihan (training set), data validasi (validation set), dan data pengujian (test set).

- Data Pelatihan (64%), data ini akan digunakan untuk melatih model. Model akan belajar dari data ini untuk mengenali pola dan hubungan di dalamnya.
- Data Validasi (16%), data ini digunakan untuk menyempurnakan model selama proses pelatihan. Fungsinya untuk mengevaluasi kinerja model pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.
- Data Pengujian (20%), data ini akan digunakan setelah model selesai dilatih dan disempurnakan. Fungsinya untuk mengukur kinerja akhir model secara objektif pada data yang benar-benar baru, sehingga memberikan gambaran yang akurat tentang seberapa baik model dapat bekerja.

2) Pelatihan Model:

BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) adalah model deep learning berbasis arsitektur transformer yang dikembangkan oleh Google, yang dirancang untuk memahami representasi kontekstual dari teks secara mendalam. BERT memiliki kemampuan untuk memahami konteks suatu kata dengan melihat ke dua arah (bidirectional), yaitu dari kiri ke kanan dan dari kanan ke kiri, sehingga dapat menangkap makna kalimat secara lebih menyeluruh. Setiap layer dalam encoder BERT

menggunakan mekanisme multi-head self-attention untuk mengidentifikasi keterkaitan antar token dalam konteks kalimat. Fungsi attention dapat digambarkan sebagai proses pemetaan antara sebuah query dan sekelompok pasangan key-value, untuk menghasilkan representasi keluaran. Baik query (Q), key (K), value (V), maupun output-nya, semuanya direpresentasikan dalam bentuk vektor berdimensi tetap. Output attention diperoleh sebagai jumlah tertimbang dari value, dengan bobot yang dihitung berdasarkan skor kesesuaian (compatibility score) antara query dan key (Chandradev et al. 2023)(Putu et al. 2023).

BERT menggunakan encoder stack dari Transformer yaitu BERT Base dan BERT Large. BERT Base terdiri dari 12 lapisan encoder dengan ukuran hidden layer 768 dan 12 attention heads. Sementara itu, BERT Large memiliki 24 lapisan encoder dengan ukuran hidden layer 1024 dan 16 attention heads. Setiap encoder memiliki dua komponen utama.

Mekanisme dasar yang digunakan dalam Transformer adalah Scaled Dot-Product Attention, yang dirumuskan sebagai berikut:

$$Attention(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{QK^t}{\sqrt{d_k}}\right)V$$

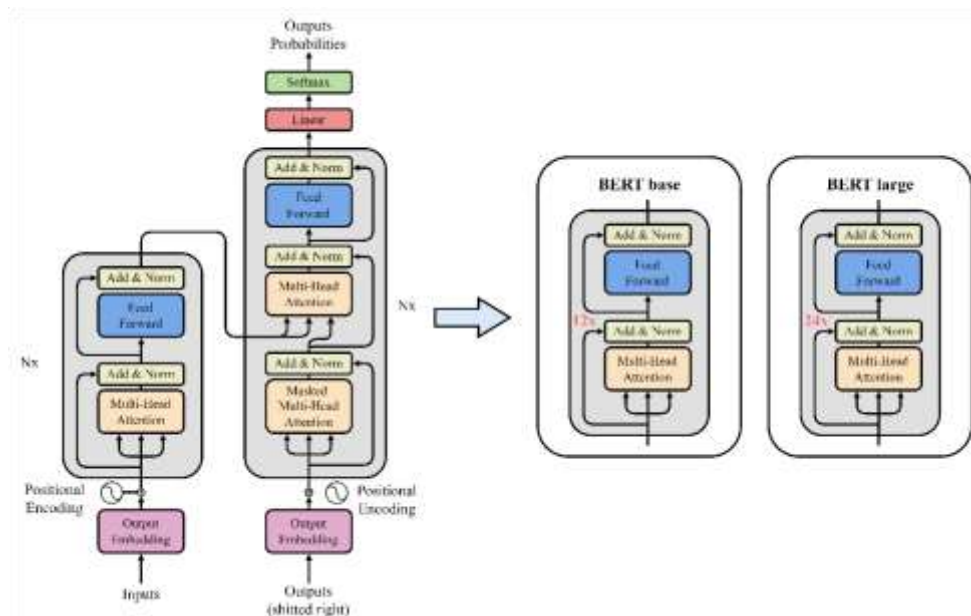
Dimana :

*Q* : Query, mewakili informasi dari kata yang sedang dianalisis.

*K* : Key, mewakili konteks dari semua kata lain dalam kalimat.

*V* : Value, digunakan untuk menghasilkan representasi akhir.

*dk* : Dimensi dari vektor key, digunakan untuk normalisasi.



**Gambar 3.** Model Arsitektur BERT

Gambar 3 menunjukkan arsitektur dari model BERT yang terdiri dari tumpukan encoder berbasis transformer. BERT memanfaatkan encoder saja dari arsitektur transformer, di mana setiap encoder terdiri dari dua komponen utama, yaitu mekanisme multi-head self-attention dan jaringan feed-forward. Masing-masing komponen ini diikuti dengan proses residual connection dan layer normalization. Model

BERT akan dilatih menggunakan framework deep learning seperti PyTorch atau TensorFlow. Pelatihan ini akan dilakukan dengan batch processing dan menggunakan CPU, tetapi juga bisa menggunakan GPU untuk mempercepat proses (Ikram et al. 2024). Dalam penelitian ini digunakan beberapa metrik evaluasi untuk menilai kinerja model dalam mendeteksi ulasan palsu. Metrik-metrik ini berperan penting dalam mengukur sejauh mana model dapat melakukan klasifikasi secara akurat dan seimbang terhadap data ulasan yang dianalisis (Ramadhan, Sitorus, and Rismawan 2023). Salah satu metrik utama yang digunakan adalah accuracy, yaitu ukuran yang menunjukkan seberapa banyak prediksi model yang benar dibandingkan dengan keseluruhan jumlah data pengujian. Nilai akurasi yang tinggi menunjukkan bahwa model mampu mengenali ulasan asli dan ulasan palsu dengan tingkat kesalahan yang rendah (Az-haari, Juardi, and Jamaludin 2024).

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Selain itu, metrik precision digunakan untuk menilai ketepatan model dalam mengidentifikasi ulasan palsu. Precision mengukur proporsi ulasan yang benar-benar palsu di antara semua ulasan yang diprediksi sebagai palsu oleh model. Dengan kata lain, metrik ini menunjukkan sejauh mana model mampu mendeteksi fake review secara akurat tanpa terlalu banyak menghasilkan kesalahan false positive atau salah deteksi pada ulasan yang sebenarnya asli (Gilbert, Syariful Alam, and M. Imam Sulisty 2023).

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

Metrik berikutnya adalah recall, yang berfungsi untuk mengukur kemampuan model dalam menemukan seluruh ulasan palsu yang terdapat di dalam dataset. Nilai recall yang tinggi menunjukkan bahwa model tidak melewatkan banyak ulasan palsu, atau dengan kata lain memiliki sensitivitas yang baik terhadap data minoritas dalam konteks klasifikasi biner (Adamansyah and Yudhistira 2025).

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

Terakhir, digunakan metrik F1-Score yang merupakan rata-rata harmonik antara precision dan recall. F1-Score memberikan gambaran yang lebih seimbang terhadap performa model, terutama ketika terdapat ketidakseimbangan jumlah antara ulasan asli dan ulasan palsu. Dengan menggunakan keempat metrik ini secara bersamaan, penelitian ini dapat memberikan evaluasi yang lebih komprehensif terhadap keandalan model BERT dalam mendeteksi ulasan palsu pada platform TikTok Shop kategori fashion (Insan, Hayati, and Nurdiawan 2023).

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

Penelitian oleh Yuyun.dkk (2021) menunjukkan bahwa F1-Score sering kali menjadi metrik terbaik dalam evaluasi model klasifikasi biner seperti deteksi ulasan palsu, karena memberikan informasi yang lebih holistik dibandingkan dengan hanya mengandalkan akurasi semata (Yuyun, Hidayah, and Sahibu 2021).

**HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN**

**Tabel 1.**  
**Hasil Pengumpulan Data**

Ulasan	An 1	An 2	An 3	An 4	An 5	Hasil Akhir
Kain nya halus, nyaman, adem, ga nerawang benr bner rekomendasi,	Asli	Asli	Asli	Asli	Asli	Asli
cakepppp polllll mau co wrna lain ♥♥♥♥♥,	Palsu	Asli	Palsu	Palsu	Palsu	Palsu
tb 157 bb 51kg ngepass longgar dikitt di m, bagusss bett aseliii 😊😊 ,	Asli	Asli	Asli	Asli	Asli	Asli
ukuran s,	Palsu	Palsu	Palsu	Palsu	Palsu	Palsu
Maaf ada koyak dibagikan ketiak,lalu benang nya keluar", sbnarnya mau ngasi ❄️ 3 tp krna celana nya Mayan bagus bajunya sih agak tipis hrus pke dalaman🙏🙏 Celana nya sike,dingin,karetnya enak masih longgar di BB 95 tinggi 165 dan celana nya gede bgtttt kaya gembor/baju nya bagus tp kebesaran tp	Asli	Asli	Asli	Asli	Asli	Asli
Alhamdulillah paket udh sampai dg selamat,sesuai dengan keterangan real.bagus banget,gk nyesel langsung CO 2,nyaman juga bahan adem enak buat santai sehari <sup>2</sup> ,kulotnya juga nyaman longgar🙏Makasih seller🙏lancar terus	Asli	Asli	Asli	Asli	Asli	Asli
Ukuranya pas warna sesuai.tp saku bajunya terlalu besar.	Asli	Asli	Asli	Asli	Asli	Asli

Pada Tabel 1 merupakan contoh Kumpulan data. Pada tahap pengumpulan data dilakukan dengan menggunakan metode web scraping melalui halaman website Tiktok Shop dengan menggunakan aplikasi WebHarvy. Lowercase dan remove character, lowercase digunakan untuk merubah huruf besar menjadi huruf kecil, remove character digunakan untuk menghapus karakter selain huruf.

**Tabel 2.**  
**Hasil lowercasing dan remove character**

Sebelum	Sesudah
TB 157, BB 51 Kg. ngepass longgar dikitt di "m" bagusss banget asli 😊😊	tb 157 bb 51 kg ngepass longgar dikitt di m bagusss banget asli 😊😊



[[CLS]]. Token ini didesain untuk mewakili keseluruhan isi kalimat. Representasi [CLS] dikirimkan ke lapisan klasifikasi untuk diproses lebih lanjut. Hasil akhirnya adalah logits, yaitu angka mentah yang menunjukkan kecenderungan ke salah satu kelas. Nilai ini nantinya bisa diubah menjadi probabilitas dengan fungsi softmax.

**Tabel 4.**  
**Hasil Training**

<b>Epoch</b>	<b>Train Loss</b>	<b>Train Acc</b>	<b>Val Loss</b>	<b>Val Acc</b>
10	0.014741	99.78	0.491521	91.75
20	0.006043	99.93	0.693373	90.19
30	0.004785	99.93	0.744980	91.23
40	0.003489	99.93	0.755452	91.90
50	0.002413	99.93	0.706866	91.75
100	0.002450	99.93	0.962871	91.23

Pada Tabel 4 terlihat bahwa model menunjukkan perkembangan performa yang cukup signifikan pada awal pelatihan, namun mulai mengalami gejala overfitting ketika jumlah epoch semakin besar. Berdasarkan Tabel 4 epoch 40 memberikan performa terbaik karena menghasilkan validation accuracy tertinggi (91.90%). Walaupun train accuracy konsisten sangat tinggi sejak epoch 20, tren val loss yang meningkat pada epoch lebih besar menunjukkan bahwa menambah jumlah epoch justru memperkuat overfitting. Oleh karena itu, epoch 40 dipilih sebagai titik optimal pelatihan.

**Tabel 5.**  
**Hasil Evaluasi**

<b>Epoch</b>	<b>Precision</b>	<b>Recall</b>	<b>F1-score</b>	<b>Accuracy</b>
10	0.93	0.94	0.93	0.94
20	0.92	0.93	0.92	0.93
30	0.93	0.94	0.94	0.94
40	0.94	0.94	0.94	0.94
50	0.93	0.94	0.93	0.94
100	0.92	0.93	0.93	0.93

Tabel 5 adalah hasil evaluasi model BERT dengan menggunakan beberapa metrik evaluasi yang menunjukkan bagaimana performa model berubah pada jumlah epoch yang berbeda. Berdasarkan Tabel 5 dapat disimpulkan bahwa performa terbaik diperoleh pada epoch 40 karena semua metrik evaluasi (precision, recall, F1-score, dan accuracy) berada di angka 0.94, yang merupakan nilai tertinggi dan paling seimbang. Sementara itu, pada epoch 100 terlihat adanya sedikit penurunan di seluruh metrik, menandakan adanya potensi overfitting ketika jumlah epoch diperbesar.

## **KESIMPULAN**

Bahwa performa terbaik dicapai pada epoch ke-40, dengan validation accuracy sebesar 91.90%. Sementara itu, hasil evaluasi model menggunakan metrik Precision, Recall, F1-score, dan Accuracy juga menunjukkan performa terbaik pada epoch ke-40, dengan seluruh metrik berada pada nilai 0.94. Nilai ini menunjukkan keseimbangan yang baik antara kemampuan model dalam mengenali ulasan positif dan negatif secara akurat. Secara keseluruhan, pendekatan berbasis BERT terbukti efektif dalam membedakan antara ulasan asli dan ulasan palsu pada produk fashion di TikTok Shop.

## DAFTAR PUSTAKA

- Adamansyah, Eka Putri, and Aditia Yudhistira. 2025. "Evaluasi Opini Publik Di Media Sosial X Terhadap Kebijakan Pajak Pertambahan Nilai 12% Di Indonesia Menggunakan Naive Bayes Dan Decision Tree." *Jurnal Pendidikan Dan Teknologi Indonesia* 5(3):831–43. doi: 10.52436/1.jpti.710.
- Alamsyah, Habib, Yana Cahyana, and Adi Rizky Pratama. 2023. "Deteksi Fake Review Menggunakan Metode Support Vector Machine Dan Naïve Bayes Di Tokopedia." *Jutisi: Jurnal Ilmiah Teknik Informatika Dan Sistem Informasi* 12(2):585. doi: 10.35889/jutisi.v12i2.1222.
- Az-haari, Nur Fadhilah, Didi Juardi, and Asep Jamaludin. 2024. "Analisis Sentimen Terhadap Boikot Brand Pro-Israel Pada Twitter Menggunakan Metode Naïve Bayes." *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)* 8(3):4256–61. doi: 10.36040/jati.v8i3.9888.
- Chandradev, Vidya, Agus; Suarjaya, Dwi, and Putu; Bayupati, Agung. 2023. "Analisis Sentimen Review Hotel Menggunakan Metode Deep Learning BERT." *Jurnal Buana Informatika* 14(02):107–16. doi: 10.24002/jbi.v14i02.7244.
- Elmogy, Ahmed M., Usman Tariq, Atef Ibrahim, and Ammar Mohammed. 2021. "Fake Reviews Detection Using Supervised Machine Learning." *International Journal of Advanced Computer Science and Applications* 12(1):601–6. doi: 10.14569/IJACSA.2021.0120169.
- Fauziya, Rafida Aviola Hana, and Muzakar Isa. 2024. "Pengaruh Fake Buyer Dan Fake Review Terhadap Purchase Intention Produk Fashion Pada Marketplace Shopee Dengan Trust Sebagai Variabel Intervening." *Journal of Management: Small and Medium Enterprises (SMEs)* 17(3):1225–42. doi: 10.35508/jom.v17i3.19288.
- Gilbert, Syariful Alam, and M. Imam Sulistyoyo. 2023. "Analisis Sentimen Berdasarkan Ulasan Pengguna Aplikasi Mypertamina Pada Google Playstore Menggunakan Metode Naïve Bayes." *STORAGE: Jurnal Ilmiah Teknik Dan Ilmu Komputer* 2(3):100–108. doi: 10.55123/storage.v2i3.2333.
- Hanum, Assyfa Rasida, Ivykaeyla Adriana Zetha, Salwa Cahyani Putri, Rafifah Ayud Wulandari, Sherla Puspa Andina, Julia Nur Fajrina, and Novanto Yudistira. 2024. "Analisis Kinerja Algoritma Klasifikasi Teks Bert Dalam Mendeteksi Berita Hoaks." *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer* 11(3):537–46. doi: 10.25126/jtiik.938093.
- Hayati, Adis Nur, Al Araf, Assadallah Marzuki, Nurangga Firmanditya, Badan Riset, and Inovasi Nasional. 2023. "Ulasan Palsu Di Platform Digital: Perlindungan Hukum Bagi Konsumen Dan Pelaku Usaha Fake Reviews on Digital Platforms: Legal Protection for Consumers and Business Operators." *Jurnal Masyarakat Indonesia* 49(1):123–34.
- Husin, Nanang. 2023. "Komparasi Algoritma Random Forest , Naïve Bayes , Dan Bert Untuk Multi-Class Classification Pada Artikel Cable News Network ( CNN )." 7(1):75–84.
- Ikram, Fadhli Dzil, Agus Khumaidi, M. Basuki Rahmat, Joko Endrasmono, Mat Syai, and Dimas Pristovani. 2024. "Deteksi Objek Di Lapangan Pada Robot Sepakbola Beroda Menggunakan Metode." 11:604–11.
- Insan, Moh Khoirul, Umi Hayati, and Odi Nurdiawan. 2023. "Analisis Sentimen Aplikasi Brimo Pada Ulasan Pengguna Di." *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika* 7(1):478–83.

- Karimah, Nur, and Anna Baita. 2024. "Multi-Aspect Sentiment Analysis Pada Review Film Menggunakan Metode Bidirectional Encoder Representations From Transformers ( BERT ) Multi-Aspect Sentiment Analysis of Film Review Using Bidirectional Encoder Representations from Transformers ( BERT )." 13(148). doi: 10.34010/komputika.v13i1.11098.
- Katampunan, Soma Edy, Althon Pongtuluran, and Astriwati Biringkanae. 2023. "Pengaruh Pengalaman Belanja Online Dan Kepercayaan Terhadap Minat Beli Ulang Di Tiktok Shop (Studi Kasus Mahasiswa Manajemen Universitas Kristen Indonesia Toraja)." *Jurnal Bisnis Kolega* 9(2):102–18. doi: 10.57249/jbk.v9i2.132.
- Kirom, Muhammad Ikhwanul. 2024. "Hukum Fake Review Dalam Transaksi Jual Beli Online (Studi Toko Online Shopee Arina\_Fashion24)." *Jurnal Hukum*.
- Mas, Raden, Rizqi Wahyu, Panca Kusuma, and Wiyli Yustanti. 2021. "Analisis Sentimen Customer Review Aplikasi Ruang Guru Dengan Metode BERT ( Bidirectional Encoder Representations from Transformers )." 02(03):55–62.
- Mudding, Andi Aljabar. 2024. "Mengungkap Opini Publik: Pendekatan BERT-Based-Caused Untuk Analisis Sentimen Pada Komentar Film." *Journal of System and Computer Engineering (JSCE)* 5(1):36–43. doi: 10.61628/jsce.v5i1.1060.
- Priyono, Muhammad Bintang, and Dian Permata Sari. 2023. "Dampak Aplikasi Tiktok Dan Tiktok Shop Terhadap UMKM Di Indonesia." *Jurnal Ilmiah Wahana Pendidikan* 9(September):497–506.
- Purifyregalia, Khoirotulmuadiba, Khothibul Umam, Nur Cahyo, Hendro Wibowo, and Maya Rini Handayani. 2025. "Detecting Fake Reviews in E-Commerce : A Case Study on Shopee Using Support Vector Machine and Random Forest." *Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC)* 9(3):955–65.
- Putu, Niluh, Vania Dyah Saraswati, Novanto Yudistira, and Putra Pandu Adikara. 2023. "Analisis Sentimen Terhadap Perundungan Siber Pada Twitter Menggunakan Algoritma Bidirectional Encoder Representations from Transformer (BERT)." *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer* 7(2):909–16.
- Ramadhan, Fikri Alwan, Sampe Hotlan Sitorus, and Tedy Rismawan. 2023. "Penerapan Metode Multinomial Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Judul Berita Clickbait Dengan Term Frequency - Inverse Document Frequency." *Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi (JustIN)* 11(1):70. doi: 10.26418/justin.v11i1.57452.
- Yuyun, Nurul Hidayah, and Supriadi Sahibu. 2021. "Algoritma Multinomial Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Sentimen Pemerintah Terhadap Penanganan Covid-19 Menggunakan Data Twitter." *Jurnal RESTI* 5(4):820–26. doi: 10.29207/resti.v5i4.3146.