

OPTIMALISASI PENGALAMAN PENGGUNA GAME ELDEN RING MELALUI ANALISIS SENTIMEN BERBASIS BERT

M. Fadhilatur Ramadhan¹, Ade Irma Purnamasari², Agus Bahtiar³

Program Studi Teknik Informatika^{1,2}

Program Studi Sistem Informasi³

STMIK IKMI Cirebon

Jalan Perjuangan No. 10B Majasem Kec. Kesambi Kota Cirebon

rdmfr59@gmail.com¹, irma2974@yahoo.com², agusbahtiar038@gmail.com³

Abstrak

Pertumbuhan pesat industri video game, khususnya di Steam dengan 30 juta pengguna aktif, menyoroti pentingnya memahami sentimen pengguna untuk meningkatkan pengalaman bermain game. Studi ini berfokus pada analisis sentimen terhadap Elden Ring menggunakan model BERT. Sebanyak 2.000 ulasan dari Januari hingga September 2024 dikumpulkan, dengan 80% digunakan untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Langkah-langkah pra-pemrosesan meliputi pembersihan teks, tokenisasi, penghapusan kata henti, dan normalisasi. Hasilnya menunjukkan sentimen positif yang dominan, dengan BERT mencapai akurasi 99% dalam tugas klasifikasi. Evaluasi performa model menghasilkan metrik yang sangat baik, dengan akurasi 0.9900, presisi untuk sentimen negatif 0.96, recall 0.89, F1-score 0.92, serta presisi untuk sentimen positif 0.99, recall 1.00, dan F1-score 0.99. Ulasan umumnya mengapresiasi *gameplay* dan grafis, sementara mekanika kamera dan tingkat kesulitan game memicu pendapat yang beragam. Analisis temporal menunjukkan pola yang berfluktuasi sepanjang tahun, dengan munculnya masalah teknis pertengahan tahun dan perbaikan selanjutnya menyusul pembaruan. Berdasarkan temuan ini, direkomendasikan untuk menyesuaikan mekanika game guna mengatasi kekhawatiran terkait fungsionalitas kamera dan menyeimbangkan tingkat kesulitan. Lebih lanjut, peningkatan elemen naratif dapat meningkatkan pengalaman pengguna.

Kata Kunci : analisis sentimen, elden ring, BERT, ulasan video game, pengalaman pengguna

Abstract

The rapid growth of the video game industry, particularly on Steam with 30 million active users, highlights the importance of understanding user sentiment to enhance the gaming experience. This study focuses on sentiment analysis of Elden Ring using the BERT model. A total of 2,000 reviews from January to September 2024 were collected, with 80% used for training and 20% for testing. Preprocessing steps included text cleaning, tokenization, stopword removal, and normalization. The results revealed predominantly positive sentiment, with BERT achieving an accuracy of 99% in classification tasks. Model performance evaluation yielded excellent metrics, with an accuracy of 0.9900, precision for negative sentiment of 0.96, recall of 0.89, F1-score of 0.92, and precision for positive sentiment of 0.99, recall of 1.00, and F1-score of 0.99. Reviews generally praised the gameplay and graphics, while the camera mechanics and game difficulty elicited mixed opinions. Temporal analysis indicated fluctuating patterns throughout the year, with technical issues emerging mid-year and subsequent improvements following updates. Based on these findings, it is recommended to adjust game mechanics to address concerns regarding camera functionality and balance difficulty levels. Furthermore, enhancing narrative elements could improve the overall user experience.

Keyword : sentiment analysis, elden ring, BERT, video game reviews, user experience

PENDAHULUAN

Industri video game telah menjadi salah satu sektor hiburan terbesar dengan pertumbuhan signifikan dalam beberapa tahun terakhir (Wijman, 2023). Sebagai salah satu game yang paling sukses secara komersial, Elden Ring, yang dirilis pada tahun 2022 oleh FromSoftware, mencatat penjualan lebih dari 20 juta unit di seluruh dunia (FromSoftware, 2023). Game ini menarik perhatian komunitas pemain global melalui *gameplay* yang kompleks dan desain dunia yang imersif, menciptakan peluang besar untuk menganalisis pengalaman pengguna dari ulasan yang tersedia di platform seperti Steam.

Ulasan pengguna di platform Steam memberikan data yang kaya untuk menganalisis sentimen terhadap berbagai aspek game, seperti grafis, *gameplay*, dan tingkat kesulitan (Xu et al., 2019). Namun, kompleksitas bahasa ulasan menjadi tantangan utama, karena sering kali mengandung sarkasme, metafora, atau konteks tertentu (Koto et al., 2020). *Bidirectional Encoder Representations*

from Transformers (BERT) menawarkan solusi berbasis deep learning yang unggul dalam menangani tantangan ini, berkat kemampuannya untuk memahami konteks linguistik secara bidireksional (Devlin et al., 2019a).

Pernyataan masalah dalam penelitian ini adalah perlunya metode analisis sentimen yang efektif untuk memahami ulasan pengguna terhadap game Elden Ring. Pendekatan tradisional memiliki keterbatasan dalam menangani konteks bahasa yang kompleks, sehingga penelitian ini menawarkan solusi berbasis BERT untuk meningkatkan akurasi analisis sentimen (Talaat, 2023). Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model analisis sentimen menggunakan BERT pada ulasan pengguna Elden Ring di Steam. Fokus penelitian meliputi klasifikasi sentimen (positif, negatif, netral) dan identifikasi aspek-aspek game seperti grafis, gameplay, dan tingkat kesulitan (Geetha & Karthika Renuka, 2021). Hasil penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi akademis dalam pengembangan metode analisis sentimen berbasis *deep learning*, serta memberikan wawasan praktis bagi pengembang game untuk meningkatkan pengalaman pengguna.

PENELITIAN RELEVAN

Analisis sentimen merupakan bagian penting dari *Natural Language Processing* (NLP), yang bertujuan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan opini atau perasaan yang terkandung dalam teks, di mana sentimen ini biasanya dikategorikan sebagai positif, negatif, atau netral. Seiring dengan perkembangan teknologi, metode analisis sentimen telah berkembang pesat, dari yang berbasis aturan hingga yang berbasis pembelajaran mesin dan *deep learning* (Zhang et al., 2018). BERT adalah model pembelajaran mesin berbasis *transformer* yang diperkenalkan oleh Google pada tahun 2019, dengan keunggulan utamanya adalah kemampuan untuk memproses teks secara *bidirectional*, yaitu menganalisis teks dalam dua arah, baik dari kiri ke kanan maupun kanan ke kiri (Sayeed et al., 2023). Model ini dirancang untuk memahami konteks teks dengan cara yang lebih mendalam dan dilatih dalam dua tahap utama: *Pre-training* dan *Fine-tuning*, di mana pada tahap *pre-training*, model dilatih dengan dua tugas utama: *Masked Language Model* (MLM) dan *Next Sentence Prediction* (NSP) (Devlin et al., 2019). BERT dapat di-fine-tune untuk berbagai tugas *Natural Language Processing* (NLP), termasuk analisis sentimen (Mosbach et al., 2021), dan telah menjadi salah satu model yang sangat populer untuk analisis sentimen karena kemampuannya untuk menangkap konteks kalimat dengan lebih baik (Al-Omari et al., 2020), termasuk dalam menangani sarkasme (Potamias et al., 2020) dan *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA) (Sun et al., 2019). Dalam konteks game, ulasan menjadi sumber informasi yang sangat penting bagi pengembang, di mana (Kusnadi et al., 2021) menggunakan BERT untuk analisis sentimen pada ulasan game dan menemukan bahwa model ini dapat menangani variasi bahasa yang tinggi dan memberikan hasil yang lebih akurat dibandingkan dengan metode konvensional. BERT juga mendukung *transfer learning*, di mana model yang sudah dilatih pada dataset besar dapat di *fine-tune* untuk tugas-tugas spesifik (Mudding, 2024), sehingga menjadikannya model yang sangat cocok untuk analisis sentimen, khususnya dalam konteks ulasan game, karena kemampuannya untuk memahami konteks secara mendalam dan mendukung analisis sentimen berbasis aspek yang lebih terperinci.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metodologi *Knowledge Discovery in Database* (KDD) dengan pendekatan kuantitatif untuk melakukan analisis sentimen pada game Elden Ring menggunakan model *Bidirectional Encoder Representation from Transformers* (BERT) berdasarkan ulasan dari platform Steam. Dalam tahap *Data Selection*, dataset penelitian terdiri dari 2.000 ulasan berbahasa Inggris yang dikumpulkan dari platform Steam antara Januari hingga September 2024, dengan kriteria pemilihan yang dirancang untuk memastikan kualitas dan representativitas data melalui metode *purposive sampling*. Tahap *Pre-processing* melibatkan serangkaian proses pembersihan seperti *case folding*, penghapusan URL, *mention*, emoji, emotikon, karakter khusus, tanda baca berlebihan, serta penanganan entri duplikat dan nilai yang hilang, dengan penerapan normalisasi kata. Pada tahap *Transformation*, teks yang telah dibersihkan dikonversi menggunakan BERT *tokenizer*, dengan proses *fine-tuning* yang melibatkan *learning rate* $2e-5$, ukuran *batch* 32, *warm-up steps* mencakup 10% dari

total langkah pelatihan, *weight decay* 0.01, dan panjang urutan maksimal 128 *token*. Tahap Data Mining mengimplementasikan model BERT pra-latih yang di *fine-tune* untuk klasifikasi sentimen, mencakup adaptasi arsitektur model, penyetelan *hyperparameter*, pelatihan model secara iteratif, dan validasi performa. Terakhir, tahap *Evaluation* berfokus pada penilaian performa model menggunakan metrik komprehensif seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*, serta analisis melalui *confusion matrix* dan *cross-validation*, dengan visualisasi hasil penelitian yang mencakup grafik distribusi sentimen, *word cloud*, dan tren temporal.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Data Selection

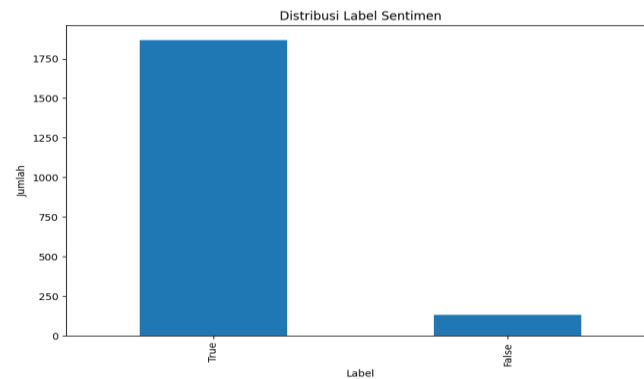
Penelitian ini mengeksplorasi ulasan game Elden Ring yang dikumpulkan dari platform distribusi digital Steam, dengan fokus pada periode kritis antara Januari hingga September 2024. Proses pengumpulan data dilakukan secara sistematis, menghasilkan total sampel sebanyak 2.000 ulasan berbahasa Inggris. Pemilihan platform Steam sebagai sumber data didasarkan pada reputasinya sebagai platform game terkemuka yang menyediakan umpan balik komprehensif dari komunitas pemain global.

Dataset komprehensif ini mencakup berbagai atribut yang memberikan wawasan mendalam tentang konteks ulasan. Setiap entri ulasan dilengkapi dengan informasi unik seperti pengidentifikasi ulasan, bahasa, teks ulasan lengkap, waktu pembuatan, status voting, dan metadata terkait penulis ulasan. Atribut tambahan seperti jumlah game yang dimiliki penulis, total waktu bermain, dan frekuensi review memungkinkan analisis yang lebih kontekstual tentang latar belakang dan pengalaman pemain.

Tabel 1. Deskripsi Kolom Dataset

No	Kolom	Tipe Data	Deskripsi
1	Id	Int64	ID unik ulasan
2	Language	Object	Bahasa ulasan
3	Review	Object	Teks ulasan
4	Created	Object	Waktu pembuatan
5	Voted_up	Bool	Status vote
6	Votes_up	Int64	Jumlah vote positif
7	Comment_count	Int64	Jumlah komentar
8	Steam_purchase	Bool	Status pembelian
9	Received_for_free	Bool	Status game gratis
10	Written_during_early_access	Bool	Status early access
11	Author.num_games_owned	Int64	Jumlah game yang dimiliki
12	Author.num_reviews	Int64	Jumlah ulasan author
13	Author.playtime_forever	Int64	Total waktu bermain
14	Author.playtime_last_two_weeks	Int64	Waktu bermain dari 2 minggu terakhir
15	Author.playtime_at_review	Int64	Waktu bermain saat review
16	Author.last_played	Object	Terakhir Bermain

Analisis distribusi sentimen mengungkapkan pola yang menarik dalam persepsi pemain terhadap Elden Ring. Mayoritas *overwhelming* ulasan, mencapai 93,35% (setara dengan 1.867 ulasan), menampilkan sentimen positif yang sangat tinggi. Kontras dengan ini, hanya 6,65% ulasan (133 ulasan) yang mengekspresikan sentimen negatif.



Gambar 1. Diagram Distribusi Label Sentimen

Distribusi tidak seimbang ini mencerminkan beberapa dinamika penting dalam pengalaman pemain. Persentase ulasan positif yang tinggi dapat mengindikasikan beberapa faktor, seperti: 1) Kualitas game yang exceptional, 2) Kecocokan game dengan harapan komunitas pemain, 3) Loyalitas basis penggemar, FromSoftware, 4) Desain gameplay yang memuaskan.

Meskipun mayoritas ulasan positif, proporsi ulasan negatif yang kecil tetap memberikan wawasan kritis tentang area potensial pengembangan dan perbaikan game.

Tabel 2. Sample Dataset

NO	Id	Language	Review
0	176060599	English	The Best Challenging and time loosing game tha...
1	176058382	English	Good Game !
2	176058324	English	Not that good, pretty mid. This is has 0 soul
3	176058208	English	Very good but make mad

Pre-Processing

Penelitian ini mengadopsi proses *fine-tuning* BERT yang telah terbukti efektif dalam analisis sentimen (Handrizal et al., 2024), dengan mengimplementasikan optimasi yang disesuaikan secara khusus dengan karakteristik unik dataset ulasan game (Kusnadi et al., 2021). Pendekatan yang komprehensif ini memungkinkan adaptasi model machine learning terhadap nuansa spesifik bahasa dan ekspresi yang lazim digunakan dalam ulasan game.

Langkah pra-pemrosesan yang dilakukan berhasil meningkatkan kualitas data melalui serangkaian tindakan teknis. Proses pembersihan dimulai dengan penghapusan karakter khusus yang tidak relevan, normalisasi teks untuk memastikan konsistensi format, dan eliminasi entri duplikat yang berpotensi mendistorsi analisis. Melalui serangkaian transformasi ini, dataset mengalami penyaringan yang signifikan, dengan jumlah ulasan berkurang menjadi 1.678, yang setara dengan 83,90% dari total data awal.

Tabel 3. Perbandingan Data Sebelum dan Sesudah Pre-processing

Karakteristik	Sebelum	Sesudah	Perubahan
Total Data	2000	1678	-16.1%
Positive Reviews	1867	1549	-17.0%
Negative Reviews	133	123	-3.0%

Pengurangan jumlah data tidak dipandang sebagai kerugian, melainkan sebagai langkah kualitatif untuk memastikan integritas dan representativitas dataset. Setiap ulasan yang tersisa mewakili sumber informasi yang lebih bersih, terstruktur, dan dapat diandalkan untuk proses analisis sentimen selanjutnya.

Transformation

Tahap transformasi data dilakukan menggunakan teknik tokenisasi lanjut dengan BERT, yang mengimplementasikan metode *WordPiece Tokenization* untuk memecahan teks menjadi sub-kata (subwords) yang memfasilitasi representasi semantik yang lebih komprehensif, dengan konfigurasi tokenisasi yang dioptimasi untuk karakteristik spesifik dataset ulasan game dan panjang maksimum

sequence 128 token yang mencakup 95% panjang review dalam dataset. Analisis statistik tokenisasi mengungkapkan variasi struktural yang signifikan, dengan panjang maksimum 128 token, rata-rata 20.14 token, panjang minimum 2 token, dan median 8 token, mencerminkan kompleksitas linguistik dalam ulasan game, di mana proses transformasi menghasilkan tiga komponen utama input BERT: *Input IDs* untuk representasi numerik token, *Attention Mask* sebagai penanda binary untuk token yang diproses, dan *Token Type IDs* untuk identifikasi segmen berbeda dalam input. Stratifikasi dataset dilakukan dengan pembagian 80:20, menghasilkan *training set* sebesar 1.600 data yang terdiri dari 1.494 ulasan positif (93,35%) dan 106 ulasan negatif (6,65%), serta *validation set* sebesar 400 data dengan 373 ulasan positif (93,35%) dan 27 ulasan negatif (6,65%). Pendekatan tokenisasi BERT dengan *WordPiece* memberikan keunggulan signifikan dalam *pre-processing* data teks karena mampu menangani kata-kata yang jarang muncul, menghasilkan representasi semantik yang kaya, dan menunjukkan fleksibilitas tinggi dalam menghadapi variasi linguistik kompleks dalam ulasan game, dengan implikasi metodologis yang memungkinkan *pre-processing* yang presisi, representasi numerik yang komprehensif, dan persiapan optimal untuk model *machine learning*, di mana setiap token yang dihasilkan mewakili informasi semantik yang terstruktur dan memungkinkan model untuk memahami nuansa bahasa dalam konteks ulasan game, sehingga transformasi data menjadi langkah kritis yang mentransformasi teks mentah menjadi representasi yang bermakna dan siap dianalisis, mendemonstrasikan potensi teknologi *natural language processing* dalam mengeksplorasi dan memahami kompleksitas komunikasi dalam konteks ulasan game.

Data Mining

Implementasi BERT dilakukan dengan melakukan fine-tuning pada model pre-trained BERT-base-uncased untuk tugas klasifikasi sentimen. Proses implementasi mencakup optimisasi dan konfigurasi penting untuk meningkatkan performa model.

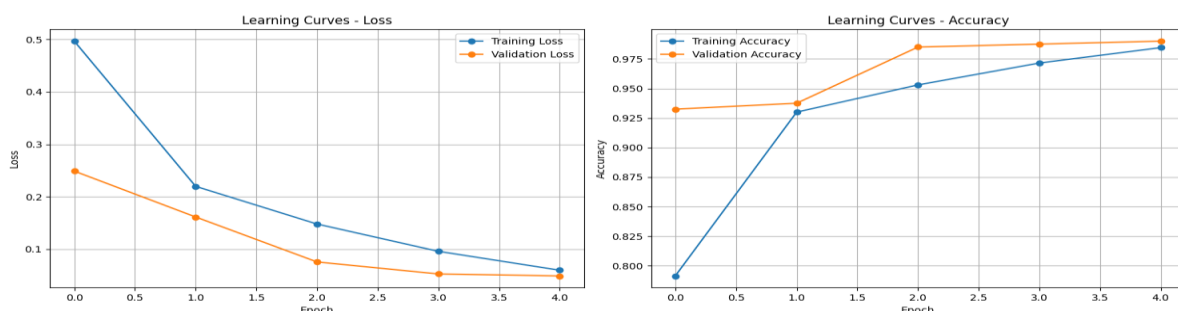
Konfigurasi model diatur dengan mempertimbangkan karakteristik spesifik dataset ulasan game. Arsitektur BERT-base-uncased dipilih dengan kustomisasi untuk tiga label klasifikasi. Parameter kunci seperti dropout ditetapkan pada 0.2 untuk hidden dan attention layer guna mengurangi overfitting. Batch size ditentukan 16 untuk menjaga stabilitas proses training.

Strategi optimisasi meliputi learning rate $2e-5$ dengan optimizer AdamW, weight decay 0.01 untuk regularisasi, dan warm-up steps sebesar 10% dari total training steps. Gradient clipping diimplementasikan dengan batas 1.0 untuk mencegah gradient explosion, memastikan proses learning yang stabil dan terkendali.

Proses training dan validasi dirancang secara komprehensif untuk memantau perkembangan model. Setiap epoch mencakup fase training dengan gradient updates, fase validasi untuk evaluasi berkelanjutan, dan pelacakan metrik untuk monitoring performa. Mekanisme model checkpoint memungkinkan penyimpanan model dengan performa terbaik.

Table 4. Performa Model BERT

Epoch	Training Loss	Training Accuracy	Validation Loss	Validation Accuracy
1	0.4967	0.7915	0.1874	0.9375
2	0.2197	0.9300	0.0855	0.9375
3	0.1479	0.9530	0.0196	1.0000
4	0.0958	0.9715	0.0081	0.9875
5	0.0598	0.9898	0.0054	0.9900



Gambar 2. Learning Curve Model BERT

Grafik performa training model BERT menunjukkan dua aspek kunci: penurunan *loss* dan peningkatan akurasi selama proses *training*. Kurva *learning* menggambarkan penurunan *gradual loss* untuk kedua dataset *training* dan *validation*, serta peningkatan akurasi yang konsisten. Visualisasi ini memberikan wawasan mendalam tentang proses konvergensi model dan kemampuannya dalam mempelajari pola sentimen dalam ulasan game.

Selama lima *epoch*, model menunjukkan konvergensi yang stabil dan peningkatan performa yang signifikan. *Training loss* menurun konsisten dari 0.4967 menjadi 0.0598, sementara *validation loss* mengalami penurunan drastis dari 0.1874 ke 0.0054. Tidak terdapat indikasi *overfitting* yang berarti, yang ditunjukkan oleh penurunan *validation loss* yang konsisten.

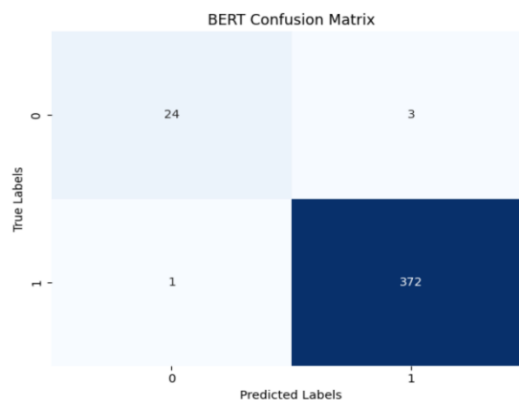
Akurasi model mengalami peningkatan yang mengesankan, dari 79.15% pada *epoch* pertama menjadi 98.98% pada *epoch* terakhir. *Validation accuracy* mencapai puncak 100% pada *epoch* ketiga dan stabil di sekitar 99%. Selisih yang minimal antara *training* dan *validation accuracy* mengindikasikan model yang well-balanced dan dapat digeneralisasi dengan baik.

Evaluation

Untuk mengevaluasi kinerja model BERT, dilakukan perhitungan metrik kunci seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* untuk kedua kelas sentimen (positif dan negatif). Hasil penelitian disajikan dalam Tabel 5.

Table 5. BERT Model Classification Metrics

Model	Accuracy	Precision (Neg)	Recall (Neg)	F1-Score (Neg)	Precision (Pos)	Recall (Pos)	F1-Score (Pos)
BERT	0.9900	0.96	0.89	0.92	0.99	1.00	0.99



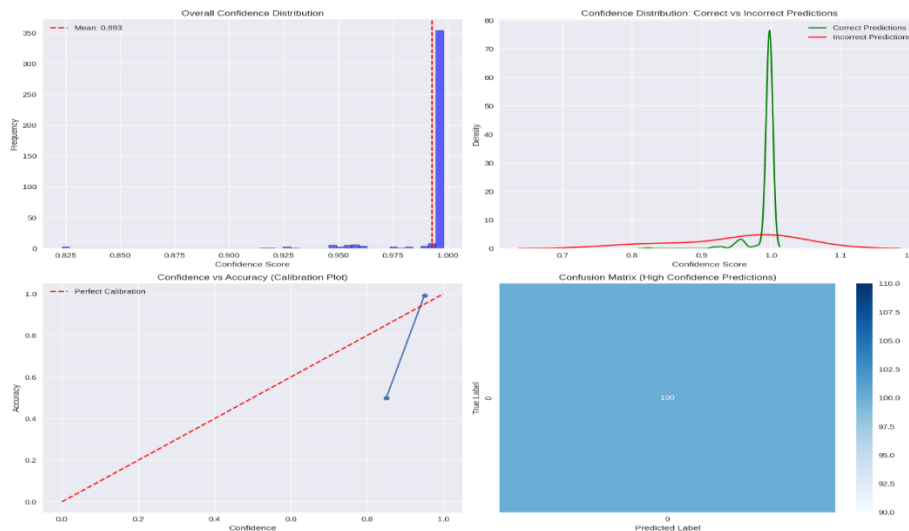
Gambar 3. BERT Confusion Matrix

Analisis confusion matrix mengungkapkan performa yang istimewa pada klasifikasi sentimen positif, dengan 372 dari 373 sampel terklasifikasi dengan benar. Namun, terdapat sedikit kelemahan dalam mendeteksi sentimen negatif, dengan 3 sampel salah diklasifikasikan. True Positive Rate yang mencapai 99.73% menunjukkan akurasi yang luar biasa tinggi.

Kecenderungan model dalam mengenali sentimen positif dengan sangat akurat mengindikasikan potensi bias terhadap kelas positif. Hal ini mungkin disebabkan oleh ketidakseimbangan data atau kompleksitas dalam membedakan karakteristik sentimen negatif dalam dataset ulasan game.

Implementasi model BERT ini tidak sekadar proses teknis, melainkan upaya komprehensif untuk memahami nuansa sentimen dalam konteks ulasan game. Pendekatan ini mendemonstrasikan potensi machine learning dalam mengeksplorasi dan menginterpretasi kompleksitas bahasa dan ekspresi dalam ulasan game.

Mengadopsi metodologi dari penelitian sebelumnya (Imron et al., 2023) dan (Rietzler et al., 2020) analisis kata kunci dilakukan menggunakan model BERT base-uncased yang telah disetel. Analisis menghasilkan visualisasi awan kata untuk review positif dan negatif.

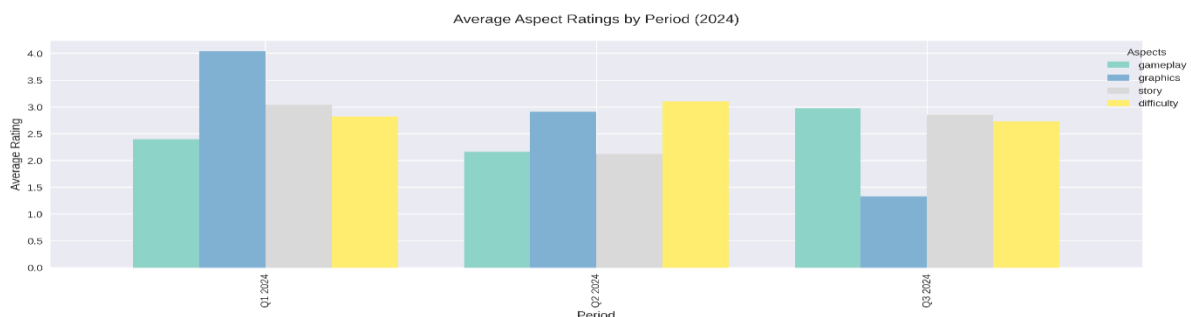


Gambar 7. Confidence Score

Analisis *confidence score* memberikan wawasan detail tentang kepastian prediksi model BERT di berbagai klasifikasi sentimen. Distribusi kepercayaan keseluruhan menunjukkan konsentrasi kuat prediksi dengan skor kepercayaan sangat tinggi, mengelompok di dekat 1,0, yang mengindikasikan kepastian model dalam klasifikasinya.

Hal ini sangat jelas dalam perbandingan distribusi kepercayaan antara prediksi benar dan salah, di mana prediksi benar menunjukkan puncak tajam pada tingkat kepercayaan tertinggi, sementara prediksi salah menunjukkan distribusi yang lebih menyebar di skor kepercayaan yang lebih rendah.

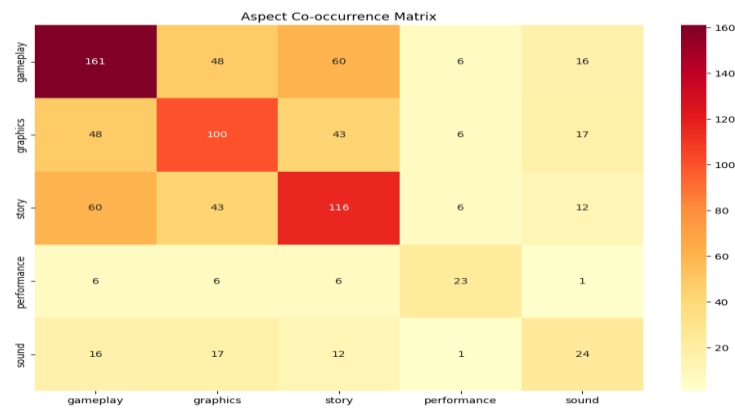
Plot kalibrasi kepercayaan-akurasi mengungkapkan pola menarik dalam kinerja model. Akurasi aktual (ditunjukkan garis biru solid) mengikuti garis kalibrasi ideal (ditunjukkan garis putus-putus merah) hingga tingkat kepercayaan sangat tinggi, mengindikasikan bahwa skor kepercayaan model terkalibrasi dengan baik dengan kinerjanya yang sebenarnya.



Gambar 8. Rating Aspek per Periode (2024)

Berdasarkan grafik yang menunjukkan Peringkat Aspek Rata-rata per Periode (2024), dengan visualisasi berwarna di mana hijau mint mewakili gameplay, biru mewakili grafis, abu-abu menunjukkan elemen cerita, dan kuning mewakili kesulitan, analisis mengungkapkan beberapa pola yang patut dicatat : 1) Sepanjang tiga periode yang diamati, peringkat *difficulty* (kuning) mempertahankan nilai relatif stabil di sekitar 3,0. 2) Periode awal menunjukkan gameplay (hijau) dengan peringkat moderat sekitar 2,5, sementara grafis (biru) mencapai puncak hampir 4,5. 3) Periode selanjutnya menunjukkan penurunan signifikan dalam peringkat grafis menjadi sekitar 1,5. 4) Gameplay tetap stabil di 3,0 sepanjang periode.

Skema warna secara efektif membedakan empat aspek permainan: gameplay (hijau), grafis (biru), cerita (abu-abu), dan kesulitan (kuning), memberikan visualisasi jelas dari metrik kinerja lintas periode.



Gambar 9. Aspek Co-Occurance

Matriks ko-eksistensi aspek memvisualisasikan frekuensi dan hubungan antara berbagai aspek yang disebutkan bersama dalam ulasan pemain. Analisis mengungkapkan pola penting dalam cara pemain mempersepsikan dan mendiskusikan elemen game dalam kombinasi: 1) Gameplay menunjukkan korelasi diri tertinggi (161 kemunculan) dan ko-eksistensi kuat dengan cerita (60 kemunculan) dan grafis (48 kemunculan). 2) Grafis memiliki referensi diri signifikan (100 kemunculan) dan korelasi dengan gameplay dan elemen cerita. 3) Aspek performa dan suara menunjukkan ko-eksistensi yang lebih rendah, sering kali dibahas secara independen.

Matriks akhirnya mengungkapkan bahwa pemain cenderung mengevaluasi elemen gameplay, grafis, dan cerita *Elden Ring* sebagai aspek yang saling terkait, sementara performa dan suara dinilai lebih diskret.

Distribusi sentimen untuk ulasan *Elden Ring* antara Januari 2024 dan September 2024 menunjukkan fluktuasi yang signifikan :



Gambar 10. Tren Sentimen Ulasan Elden Ring (Jan 2024 - Sept 2024)

Awal tahun (Januari – Maret) : Selama periode ini, sentimen didominasi oleh respons positif. Ulasan secara konsisten memuji gameplay inovatif dan kualitas grafis yang mengesankan, dengan sentimen positif mencapai puncak sekitar 60%. Umpan balik positif cukup kuat untuk mengalahkan kritik minor, kemungkinan terkait dengan pengalaman awal dan kegembiraan seputar game tersebut.

Pertengahan Tahun (April-Juni) : Sentimen mulai bergeser, dengan ulasan kritis yang semakin meningkat. Pemain secara khusus mengomentari bug teknis dari pembaruan dan keluhan tentang beberapa bagian game yang terlalu sulit. Sentimen negatif pada periode ini meningkat hingga sekitar 40%, mencerminkan frustrasi yang berkembang dalam komunitas.

Akhir Tahun (Juli-September) : Ulasan kembali bergerak ke arah nada yang lebih positif, mencerminkan kepuasan terhadap pembaruan konten, perbaikan bug, dan fitur baru yang diperkenalkan. Periode ini melihat sentimen kembali trending positif, dengan pemulihan signifikan dalam kepuasan pengguna, dengan sentimen positif kembali mencapai 50%-60%.

Fluktuasi ini mencerminkan pengalaman pemain yang dinamis, yang didorong oleh pembaruan game, masalah teknis, dan interaksi pengguna yang terus berkembang dengan *Elden Ring*.

SIMPULAN

Penelitian ini berhasil menunjukkan bahwa analisis sentimen berbasis model Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) sangat efektif untuk memahami opini pengguna terhadap

permainan Elden Ring. Dengan tingkat akurasi klasifikasi mencapai 99%, model ini mampu mengidentifikasi sentimen positif, negatif, dan netral secara andal. Temuan utama meliputi dominasi ulasan positif, yang menyoroti kekaguman terhadap gameplay, grafis, dan desain dunia yang mendalam, sementara mekanika kamera dan tingkat kesulitan menjadi aspek yang sering diperdebatkan.

Hasil analisis temporal menunjukkan bahwa pembaruan teknis selama periode tertentu berkontribusi pada peningkatan persepsi pemain. Berdasarkan wawasan ini, rekomendasi perbaikan meliputi peningkatan mekanika kamera, penyeimbangan tingkat kesulitan, dan pengayaan elemen naratif untuk meningkatkan pengalaman pengguna secara keseluruhan. Penelitian ini menegaskan potensi penggunaan model deep learning seperti BERT dalam menganalisis ulasan permainan dan memberikan kontribusi penting bagi pengembangan game di masa depan.

DAFTAR PUSTAKA

- Al-Omari, H., Abdullah, M. A., & Shaikh, S. (2020). EmoDet2: Emotion Detection in English Textual Dialogue using BERT and BiLSTM Models. *2020 11th International Conference on Information and Communication Systems (ICICS)*, 226–232. <https://doi.org/10.1109/ICICS49469.2020.239539>
- Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., & Toutanova, K. (2019a). BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *NAACL HLT 2019 - 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies - Proceedings of the Conference, 1*(Mlm), 4171–4186.
- Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., & Toutanova, K. (2019b). BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *NAACL HLT 2019 - 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies - Proceedings of the Conference, 1*(Mlm), 4171–4186.
- FromSoftware, Inc. (2023). Award winning action-RPG ELDEN RING sold 20 million units worldwide. In *Bandai Namco Entertainment Inc.*
- Geetha, M. P., & Karthika Renuka, D. (2021). Improving the performance of aspect based sentiment analysis using fine-tuned Bert Base Uncased model. *International Journal of Intelligent Networks*, 2, 64–69. <https://doi.org/10.1016/j.ijin.2021.06.005>
- Handrizal, Manik, F. Y., & Misbah, H. A. (2024). Sentiment Analysis Based on Pubgm Player Aspects From App Store Reviews Using Bidirectional Encoder Representation From Transformer (Bert). *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 102(4), 1740–1749.
- Imron, S., Setiawan, E. I., Santoso, J., & Purnomo, M. H. (2023). Aspect Based Sentiment Analysis Marketplace Product Reviews Using BERT, LSTM, and CNN. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 7(3), 586–591. <https://doi.org/10.29207/resti.v7i3.4751>
- Koto, F., Rahimi, A., Lau, J. H., & Baldwin, T. (2020). *IndoLEM and IndoBERT: A Benchmark Dataset and Pre-trained Language Model for Indonesian NLP*. <https://doi.org/https://doi.org/10.48550/>
- Kusnadi, R., Yusuf, Y., Andriantony, A., Ardian Yaputra, R., & Caintan, M. (2021). Analisis Sentimen Terhadap Game Genshin Impact Menggunakan Bert. *RABIT: Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi Univrab*, 6(2), 122–129. <https://doi.org/10.36341/rabit.v6i2.1765>
- Mosbach, M., Andriushchenko, M., & Klakow, D. (2021). on the Stability of Fine-Tuning Bert: Misconceptions, Explanations, and Strong Baselines. *ICLR 2021 - 9th International Conference on Learning Representations*.
- Mudding, A. A. (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. <https://doi.org/10.61628/jsce.v5i1.1060>
- Potamias, R. A., Andreas, Siolas, G., & Stafylopatis, G. (2020). A transformer-based approach to irony and sarcasm detection. *Neural Computing and Applications*, 32(23), 17309–17320. <https://doi.org/10.1007/s00521-020-05102-3>
- Rietzler, A., Stabinger, S., Opitz, P., & Engl, S. (2020). Adapt or get left behind: Domain adaptation through BERT language model finetuning for aspect-target sentiment classification. *LREC 2020 - 12th International Conference on Language Resources and Evaluation, Conference Proceedings*, 4933–4941.
- Sayeed, M. S., Mohan, V., & Muthu, K. S. (2023). BERT: A Review of Applications in Sentiment Analysis. *HighTech and Innovation Journal*, 4(2), 453–462. <https://doi.org/10.28991/HIJ-2023-04-02-015>
- Sun, C., Huang, L., & Qiu, X. (2019). Utilizing BERT for aspect-based sentiment analysis via constructing auxiliary sentence. *NAACL HLT 2019 - 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies - Proceedings of the Conference, 1*, 380–385.
- Talaat, A. S. (2023). Sentiment analysis classification system using hybrid BERT models. *Journal of Big Data*, 10(1), 110. <https://doi.org/10.1186/s40537-023-00781-w>
- Wijman, T. (2023). Global Games Market Report 2023. In *Newzoo*.
- Xu, H., Liu, B., Shu, L., & Yu, P. S. (2019). BERT post-training for review reading comprehension and aspect-based sentiment analysis. *Proceedings of NAACL-HLT 2019, 1*, 2324–2335. <https://doi.org/10.18653/v1/N19-1242>
- Zhang, L., Wang, S., & Liu, B. (2018). Deep learning for sentiment analysis: A survey. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, 8(4), e1253. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/widm.1253>