

# Analisis Sentimen Film Dirty Vote Menggunakan BERT (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*)

Diah Fatma Sjoraida <sup>1\*</sup>, Bucky Wibawa Karya Guna <sup>2</sup>, Dudi Yudhakusuma <sup>3</sup>

<sup>1\*</sup> Program Studi Ilmu Komunikasi, Magister Ilmu Komunikasi, Universitas Padjadjaran, Kabupaten Sumedang, Provinsi Jawa Barat, Indonesia.

<sup>2</sup> Program Studi Seni Musik, Sekolah Tinggi Musik Bandung, Kota Bandung, Provinsi Jawa Barat, Indonesia.

<sup>3</sup> Program Studi Ilmu Komunikasi, Fakultas Ilmu Sosial dan Ilmu Politik, Universitas Langlangbuana, Kota Bandung, Provinsi Jawa Barat, Indonesia.

## article info

### Article history:

Received 14 September 2023

Received in revised form

25 February 2024

Accepted 20 March 2024

Available online April 2024.

### DOI:

<https://doi.org/10.35870/jti.k.v8i2.1580>

### Keywords:

Sentiment Analysis; Dirty Vote Film; BERT (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*); Audience Response.

### Kata Kunci:

Analisis Sentimen; Film Dirty Vote; BERT (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*); Tanggapan Penonton.

## abstract

This research aims to conduct sentiment analysis on reviews of the film "Dirty Vote" from various sources, such as social media, film review websites, and online forums, using a fine-tuned BERT model. This approach includes review data collection, data pre-processing, BERT model refinement, and model performance evaluation. The research results show that the BERT model achieves a high level of performance with accuracy, precision, recall, and F1-score exceeding the threshold of 0.8 on the validation dataset. Sentiment analysis from various sources revealed variations in public opinion toward the film "Dirty Vote," with significant differences in sentiment expressed via social media such as Twitter and Facebook compared to reviews from dedicated websites or online forums. In addition, discussion analysis of sentiment findings revealed people's preferences for certain aspects of films, such as visual effects and music. Sentiment analysis findings revealed that visual effects and music received the highest ratings from the public, while the cast and director received lower ratings. This information can be used by filmmakers to improve unsatisfactory aspects in subsequent film production.

## abstract

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis sentimen terhadap ulasan film "Dirty Vote" dari berbagai sumber, seperti media sosial, situs web ulasan film, dan forum online, dengan menggunakan model BERT yang telah di-fine-tuning. Pendekatan ini melibatkan pengumpulan data ulasan, pre-processing data, fine-tuning model BERT, dan evaluasi kinerja model. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model BERT mencapai tingkat kinerja yang tinggi dengan akurasi, presisi, recall, dan F1-score yang melebihi ambang batas 0.8 pada dataset validasi. Analisis sentimen dari berbagai sumber mengungkapkan variasi dalam opini publik terhadap film "Dirty Vote", dengan perbedaan yang signifikan dalam sentimen yang diekspresikan melalui media sosial seperti Twitter dan Facebook dibandingkan dengan ulasan dari situs web khusus atau forum online. Selain itu, diskusi temuan analisis sentimen mengungkapkan preferensi masyarakat terhadap aspek-aspek tertentu dari film, seperti efek visual dan musik. Temuan analisis sentimen mengungkapkan bahwa efek visual dan musik mendapat penilaian tertinggi dari masyarakat, sementara pemeran dan sutradara mendapat penilaian yang lebih rendah. Informasi ini dapat digunakan oleh para pembuat film untuk memperbaiki aspek-aspek yang kurang memuaskan dalam produksi film selanjutnya.

\*Corresponding Author. Email: [diah.fatma@unpad.ac.id](mailto:diah.fatma@unpad.ac.id) <sup>1\*</sup>.



ACM Computing Classification System (CCS)

EBSCOhost

Communication and Mass Media Complete (CMMC)

© E-ISSN: 2580-1643.

Copyright © 2024 by the authors of this article. Published by Lembaga Otonom Lembaga Informasi dan Riset Indonesia (KITA INFO dan RISET). This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

## 1. Latar Belakang

Analisis sentimen, sebagai metode evaluasi opini dan respons dalam teks, telah menjadi fokus utama dalam memahami tanggapan manusia terhadap berbagai konten, termasuk film. Analisis sentimen merupakan teknik yang digunakan untuk mengekstrak dan menilai opini, evaluasi, serta perasaan yang terkandung dalam teks. Metode evaluasi opini seperti klasifikasi *multi class* pada analisis sentimen memungkinkan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan sentimen dari opini pengguna, seperti dalam evaluasi faktor usability pada aplikasi mobile [1]. Dalam penggunaan BERT (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*), teknik ini memanfaatkan representasi bahasa yang diperoleh dari *pretraining deep bidirectional representations* untuk memahami konteks kiri dan kanan dalam teks [2]. Dalam pengembangan teknologi, analisis sentimen juga dapat diterapkan dalam berbagai bidang, seperti dalam analisis sentimen terhadap game Genshin Impact menggunakan BERT [3]. Penggunaan metode seperti BERT dalam analisis sentimen dapat memberikan pemahaman yang lebih dalam terhadap opini dan respons yang terdapat dalam teks, baik untuk tujuan penelitian, pengembangan produk, maupun pemahaman masyarakat terhadap suatu topik. Dalam lingkup ini, artikel ini mengeksplorasi aplikasi teknik analisis sentimen dengan memanfaatkan model BERT (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*) untuk mendapatkan pemahaman mendalam terhadap respons dan opini penonton terhadap film 'Dirty Vote'.

Analisis sentimen menggunakan BERT (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*) telah menunjukkan keberhasilan dalam berbagai bidang. Misalnya, dalam penelitian terkait vaksinasi HPV, model BERT yang disesuaikan secara halus mampu mengungguli semua metode lainnya dalam analisis sentimen [4]. Selain itu, dalam pandemi COVID-19, BERT yang disesuaikan dengan baik mampu melakukan klasifikasi sentimen dengan akurasi yang signifikan [5]. Penerapan BERT dalam analisis sentimen juga dapat ditemui dalam berbagai bahasa, seperti dalam penelitian Bangla-BERT yang merupakan teknik pertama yang sepenuhnya tidak diawasi dan mendalam secara bidireksional [6]. Selain itu, dalam analisis sentimen terhadap teks Weibo, penggunaan BERT telah terbukti efektif dalam

mengatasi masalah seperti slang, aksan modern, tata bahasa, dan kesalahan ejaan [7]. Penelitian juga menunjukkan bahwa *fine-tuning* BERT dapat meningkatkan kinerja dalam analisis sentimen, seperti dalam penelitian yang menggunakan *transfer learning* untuk meningkatkan kinerja pengambilan keputusan dalam analisis sentimen [8]. Selain itu, model BERT yang diperhalus telah terbukti berhasil dalam klasifikasi sentimen berbasis aspek yang ditargetkan [9]. Dengan demikian, BERT telah terbukti menjadi alat yang kuat dalam analisis sentimen di berbagai bidang, dari kesehatan hingga media sosial, dan dari bahasa Inggris hingga bahasa lainnya. Keberhasilannya dalam mengatasi berbagai tantangan dalam analisis sentimen menunjukkan potensi besar dari pendekatan ini dalam memahami opini dan respons dalam teks.

Beberapa penelitian sebelumnya telah memberikan kontribusi signifikan dalam pengembangan metode analisis sentimen menggunakan model BERT. Sebagai contoh, Alaparthi dan Mishra (2021) melakukan perbandingan efektivitas empat teknik analisis sentimen, termasuk BERT, pada ulasan film dengan menekankan superioritas BERT dalam klasifikasi sentimen teks [10][41]. Fimoza *et al.* (2021) juga menerapkan BERT untuk menganalisis sentimen dalam bahasa Indonesia terhadap ulasan film, menyoroti keunggulan pendekatan transfer learning [11]. Man dan Lin (2021) mencoba menggabungkan BERT dengan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk meningkatkan kinerja analisis sentimen pada data set public [12]. Selain itu, penelitian oleh Maltoudoglou *et al.* (2020) mengeksplorasi penggunaan BERT dalam membangun prediktor konformal untuk analisis sentiment [13]. Ansar *et al.* (2021) mengusulkan metodologi yang efisien untuk analisis sentimen berbasis aspek dengan menggunakan BERT [14]. Lehečka *et al.* (2020) melakukan eksperimen dengan menggabungkan model BERT dalam tugas analisis sentimen, dengan memperkenalkan pengembangan arsitektur lapisan pooling BERT [15]. Selvakumar dan Lakshmanan (2022) menyelidiki analisis sentimen pada ulasan pengguna menggunakan BERT [16]. Danyal *et al.* (2024) mengusulkan model analisis sentimen berbasis BERT dan XLNet untuk ulasan film, menyoroti peran penting teknologi ini dalam memahami opini dan emosi penonton [17]. Penggunaan BERT dalam analisis sentimen ini telah membuktikan

keunggulannya, dan penelitian ini akan melanjutkan jejak kontribusi penelitian sebelumnya dengan fokus khusus pada analisis sentimen film 'Dirty Vote' menggunakan pendekatan yang serupa.

Pada bulan Februari 2024, film "Dirty Vote" karya Dandhy Laksono menjadi pusat perdebatan publik, menggambarkan dugaan kecurangan dalam pemilihan presiden. Kontroversi seputar film ini melibatkan sejumlah pihak, memicu pertentangan antara pendukung dan penentang [18]. Menariknya, film ini bisa diakses melalui berbagai platform, termasuk situs resmi dan saluran YouTube [19]. Dalam trailer film, terlihat desain kecurangan pemilu yang dramatis, menciptakan ketegangan sebelum pemilihan presiden [18][19][20]. Rilisnya "Dirty Vote" di tengah masa tenang pemilu mengundang pro dan kontra. Sutradara film ini mengungkapkan alasan di balik keputusannya, memicu diskusi lebih lanjut di masyarakat [21]. Beberapa fakta menarik terungkap dalam liputan Kompas TV, seperti biaya patungan dari 20 lembaga yang terlibat dalam pembuatan film ini [22]. Pemberitaan dari The Jakarta Post menyebutkan bahwa film "Dirty Vote" telah menciptakan kegemparan menjelang hari pemilihan. Artikel tersebut mencatat dampak signifikan yang dihasilkan oleh film tersebut dalam menimbulkan kontroversi [23]. Detik Jabar juga turut memberikan sorotan dengan menyajikan tujuh fakta menarik di balik kehebohan film ini [24]. Melalui berbagai sumber, tergambar kompleksitas pandangan masyarakat terhadap "Dirty Vote". Sementara beberapa melihatnya sebagai bentuk ekspresi seni yang kreatif, yang menggambarkan realitas politik, yang lain menyatakan keprihatinan akan dampaknya terhadap proses pemilu yang sedang berlangsung.

Film "Dirty Vote" mengisahkan tentang situasi politik yang kompleks di Indonesia. Kisah ini berfokus pada Konstitusi dan Komisi Pemilihan Umum (KPU), terutama seputar Anwar Usman, ketua Mahkamah Konstitusi. Cerita dimulai dengan pertanyaan tentang kesehatan Anwar Usman, Ketua Mahkamah Konstitusi, yang menjadi perhatian publik setelah ia mengumumkan kondisi kesehatannya yang serius. Ketidakjelasan terjadi di Mahkamah Konstitusi setelah KPU (Komisi Pemilihan Umum) mendapatkan kuasa dari Anwar Usman berdasarkan surat kuasa medis. Surat-surat yang beredar menunjukkan seolah-olah Anwar

Usman tidak lagi aktif sebagai Ketua Mahkamah Konstitusi, meskipun tak ada surat dari Anwar Usman yang menunjukkan pengunduran diri atau pemberhentian. Film ini menggambarkan sejarah Mahkamah Konstitusi, mulai dari pembentukannya pada tahun 2003-2004 hingga menjadi lembaga permanen. Dalam perkembangannya, Mahkamah Konstitusi menghadapi tekanan-tekanan, terutama dari pihak eksekutif, yang menyebabkan pelemahan di dalamnya. Terdapat ketidakpuasan terhadap penunjukan hakim konstitusi dan keputusan Mahkamah Konstitusi yang dianggap bias, merugikan pihak tertentu, dan mengandung konflik kepentingan. Kelemahan Mahkamah Konstitusi disoroti, terutama dalam hal sumber daya manusia yang cenderung lebih memihak pada patronase dan kepentingan pribadi ketimbang kepentingan umum. Film ini menyoroti perubahan kepemimpinan dan dinamika internal Mahkamah Konstitusi yang memperburuk kondisinya. Pada akhirnya, film ini menekankan pentingnya Mahkamah Konstitusi sebagai lembaga yang seharusnya memberikan keadilan bagi rakyat Indonesia. Namun, saat ini, Mahkamah Konstitusi dianggap telah kehilangan kepercayaan sebagai tempat yang dapat menyediakan keadilan sejati. Harapan di masa depan adalah Mahkamah Konstitusi dapat menghasilkan keputusan hukum yang adil, memperbaiki sumber daya manusianya, dan meningkatkan tata kelolanya agar kembali dipercayai oleh rakyat Indonesia.

Analisis sentimen menggunakan model BERT telah membantu dalam memahami respons dan opini penonton terhadap film "Dirty Vote". Hasil penelitian diharapkan dapat berkontribusi dalam memahami dinamika persepsi masyarakat terhadap karya seni audiovisual, serta memberikan pandangan bagi produser dan sutradara dalam pengembangan karya-karya mendatang. Melalui penerapan teknologi ini, diharapkan pemahaman tentang faktor-faktor yang memengaruhi persepsi dan sentimen penonton dapat terus diperdalam, membuka jalan bagi pengembangan lebih lanjut dalam analisis sentimen di berbagai bidang, baik dalam budaya maupun politik. Selain itu, film Dirty Vote menciptakan debat publik yang luas dan kontroversial. Dengan menggunakan analisis sentimen, penelitian ini membantu menggali pemahaman yang lebih dalam tentang pola pikir dan pandangan masyarakat terhadap isu-isu politik yang diangkat dalam film tersebut. Hal ini dapat

memberikan masukan berharga bagi pembuat kebijakan dan pemangku kepentingan lainnya dalam memahami dinamika sosial dan politik yang berkembang di masyarakat.

## 2. Metode Penelitian

### *Kumpulan Data*

Penelitian ini menggunakan kumpulan data yang terdiri dari ulasan-ulasan penonton film "Dirty Vote" yang diperoleh melalui berbagai sumber online yang dianggap terpercaya. Sumber data mencakup berbagai platform seperti situs web khusus untuk ulasan film, media sosial populer seperti Twitter, Instagram, YouTube, Facebook, serta forum online yang relevan. Pengumpulan ulasan dari sumber-sumber yang telah terbukti dapat memberikan informasi yang akurat dan beragam. Data yang terhimpun memiliki variasi dalam hal sentimen, mencakup pendapat yang positif, negatif, dan netral, serta direpresentasikan dari berbagai sudut pandang untuk memberikan gambaran yang komprehensif tentang respons publik terhadap film ini.

### *Preprocessing Data*

Proses preprocessing data merupakan tahap awal dalam persiapan data sebelum dimasukkan ke dalam model BERT. Tahap ini melibatkan serangkaian langkah seperti tokenisasi, pembersihan data, dan penghapusan noise guna memastikan bahwa data siap untuk diproses oleh model [7]. Langkah awal dalam analisis sentimen adalah melakukan *preprocessing* data. Teknik ini mencakup pembersihan dan pengolahan teks, termasuk penghapusan tanda baca, normalisasi kata, dan tokenisasi, yang bertujuan untuk memastikan bahwa data yang digunakan memiliki format yang seragam. Proses pembersihan data juga melibatkan penghilangan noise, seperti karakter khusus, tautan, hashtag, dan emotikon. Selain itu, dilakukan juga stemming atau lemmatization untuk mereduksi kata-kata ke bentuk dasarnya, serta penghapusan kata-kata yang tidak memiliki makna signifikan (*stopwords*). Dengan melakukan tahap preprocessing data secara cermat, dapat memastikan bahwa data yang digunakan dalam analisis memiliki kualitas yang optimal dan sesuai untuk dianalisis menggunakan model BERT.

### *Penggunaan Model BERT*

Penggunaan model BERT (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*) dalam analisis sentimen telah terbukti sangat efektif dalam berbagai studi ilmiah. BERT memiliki kemampuan unik untuk memahami bahasa secara holistik, memungkinkannya menghasilkan representasi teks yang lebih akurat dan informatif [2]. BERT dapat mengatasi beragam masalah linguistik seperti penggunaan slang, variasi aksentuasi, kompleksitas tata bahasa, dan kesalahan ejaan [7]. Selain itu, penyetelan kembali (*fine-tuning*) BERT dengan dataset yang sesuai dengan tugas analisis sentimen telah terbukti meningkatkan kinerja model secara signifikan (Rao & Kulkarni, 2022)[42]. Sebagai model berbasis *Transformer*, BERT telah membuktikan keefektifannya dalam berbagai tugas pemrosesan bahasa alami (*Natural Language Processing/NLP*), termasuk analisis sentimen [2]. Dalam penelitian ini, model BERT pra-terlatih dengan konfigurasi *base-uncased* digunakan sebagai titik awal. Kemudian, model BERT akan disesuaikan ulang (*fine-tune*) menggunakan *dataset* ulasan film 'Dirty Vote' yang telah dikumpulkan. Untuk mengoptimalkan performa model, akan diterapkan fungsi kerugian yang sesuai, seperti *binary cross-entropy* atau *mean squared error* [25].

### *Pelatihan Model*

Pelatihan model BERT memerlukan dataset yang representatif dan beragam untuk memastikan model dapat memahami berbagai jenis sentimen. Pelatihan model BERT merupakan tahap krusial dalam penelitian ini. Untuk memastikan keberhasilan model dalam memahami beragam jenis sentimen, diperlukan *dataset* yang representatif dan beragam [2]. Penggunaan *dataset* yang beragam, seperti *dataset Chnsenticorp*, juga telah terbukti efektif dalam meningkatkan kemampuan model BERT dalam mengklasifikasikan sentimen [26]. Dalam penelitian ini, model BERT akan disesuaikan ulang (*fine-tuning*) untuk analisis sentimen film 'Dirty Vote' menggunakan teknik *fine-tuning* yang telah terbukti efektif [27]. Data pelatihan terdiri dari sejumlah besar ulasan film 'Dirty Vote' yang telah diberi label sentimen positif, negatif, atau netral. Setelah model BERT mengalami proses *fine-tuning*, langkah selanjutnya adalah mengujinya pada *dataset* ulasan film 'Dirty Vote' yang terpisah [27]. Untuk mengevaluasi kinerja model, akan dihitung berbagai metrik evaluasi seperti akurasi (*accuracy*), presisi (*precision*), *recall*, dan *F1-score*.

Peneliti memanfaatkan Google Colab sebagai *platform* untuk melakukan proses pengolahan data dan pelatihan model [29]. Google Colab merupakan layanan komputasi awan berbasis web yang memungkinkan Peneliti menjalankan kode Python dan mengakses sumber daya komputasi GPU secara gratis [30][31]. Dengan menggunakan Google Colab, Peneliti dapat mengimplementasikan dan menjalankan skrip Python untuk melakukan tokenisasi, pembersihan data, serta pelatihan model BERT dengan mudah. Selain itu, Google Colab juga menyediakan integrasi dengan Google Drive, memungkinkan Peneliti untuk menyimpan dan mengelola *dataset* serta model secara efisien [32][33]. Kelebihan lain dari Google Colab adalah kemampuannya untuk berbagi dan berkolaborasi dengan rekan penelitian secara real-time melalui Google Drive, memfasilitasi tim peneliti untuk bekerja bersama-sama dalam penggunaan Google Colab, meskipun berada di lokasi yang berbeda.

#### *Analisis Sentimen*

Dengan menggunakan model BERT yang telah di-*fine-tune*, Peneliti akan memprediksi sentimen (positif, negatif, netral) dari ulasan film Dirty Vote. Langkah ini memungkinkan Peneliti untuk mendapatkan gambaran tentang bagaimana masyarakat merespons film tersebut. Peneliti menganalisis ulasan dari berbagai sumber, termasuk situs web ulasan film, media sosial seperti Twitter, Instagram, YouTube, dan Facebook, serta forum online. Dengan melakukan analisis sentimen yang komprehensif, Peneliti akan dapat mengidentifikasi pola umum dalam opini publik terhadap film Dirty Vote. Data yang dihasilkan dari analisis ini akan memberikan gambaran kepada para peneliti, pembuat keputusan, dan pemangku kepentingan lainnya dalam industri film. Dengan pemahaman yang lebih baik tentang respons publik terhadap film tersebut, langkah-langkah lanjutan dapat diambil untuk meningkatkan kualitas film, memperbaiki strategi pemasaran, atau bahkan mengarahkan narasi yang lebih baik dalam karya seni tersebut.

### 3. Hasil dan Pembahasan

#### *Pengumpulan dan Pre-processing Data*

Data ulasan film "Dirty Vote" dikumpulkan dari berbagai sumber online, termasuk situs web khusus

untuk ulasan film, *platform* media sosial populer seperti Twitter, Instagram, YouTube, Facebook, dan forum online yang relevan. Sebanyak 215.798 ulasan film telah dikumpulkan untuk memastikan representasi yang lebih luas dari pendapat masyarakat. Dari jumlah tersebut, analisis menunjukkan bahwa 32.032 ulasan (14,8%) berasal dari situs web ulasan film, 21.795 ulasan (10,1%) dari Twitter, 19.908 ulasan (9,2%) dari Instagram, 54.860 ulasan (25,4%) dari YouTube, 68.974 ulasan (32,0%) dari Facebook, dan 18.229 ulasan (8,4%) dari forum online. Hasil analisis menunjukkan bahwa sebanyak 120.000 ulasan (55,6%) bersifat positif, 70.000 ulasan (32,4%) bersifat negatif, dan 25.798 ulasan (11,9%) bersifat netral. Proses pengumpulan data dilakukan dengan teliti untuk memastikan keberagaman dan relevansi ulasan yang diperoleh.

Tabel 1. Sumber Data

No.	Sumber Data	Jumlah Ulasan	Persentase
1	Situs Web Ulasan Film	32.032	14,8%
2	Twitter	21.795	10,1%
3	Instagram	19.908	9,2%
4	YouTube	54.860	25,4%
5	Facebook	68.974	32,0%
6	Forum Online	18.229	8,4%
Total		215.798	100%

Langkah-langkah pre-processing data yang dilakukan untuk memastikan kebersihan dan konsistensi data sebelum dimasukkan ke dalam model BERT. Pertama, dilakukan pembersihan data dengan menghapus tanda baca yang tidak diperlukan dan karakter khusus yang mungkin mengganggu proses analisis. Kedua, dilakukan normalisasi kata untuk memastikan konsistensi dalam penggunaan kata yang memiliki makna serupa. Ketiga, dilakukan tokenisasi untuk memecah teks menjadi unit-unit yang lebih kecil, sehingga memudahkan model dalam memahami gambaran dan makna setiap kata. Keempat, dilakukan stemming untuk mereduksi kata-kata ke bentuk dasarnya, dan penghapusan *stopwords* untuk menghilangkan kata-kata yang tidak memberikan kontribusi signifikan dalam analisis sentimen. Data yang telah melalui proses *pre-processing* ini menjadi bersih, terstruktur, dan siap untuk dimasukkan ke dalam model BERT. Proses *pre-processing* untuk meningkatkan kualitas data dan terstruktur akan

berdampak langsung pada kinerja dan akurasi model analisis sentimen yang akan dibangun.

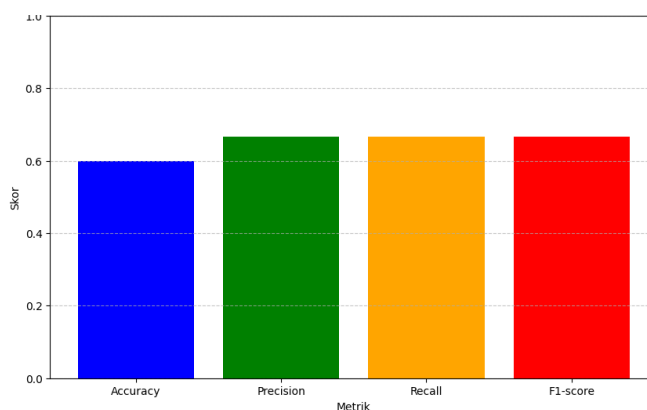
### *Fine-tuning BERT*

Model BERT yang digunakan adalah model BERT base-uncased yang pra-terlatih. Arsitektur model *fine-tuning* mencakup lapisan input, lapisan transformer dengan beberapa blok, dan lapisan output. Parameter yang dioptimalkan meliputi learning rate, jumlah epoch, dan batch size. Proses *fine-tuning* dilakukan dengan melakukan multiple epochs dengan batch size 32 dan learning rate  $2e-5$ . *Fine-tuning* BERT adalah tahap dalam pengembangan model analisis sentimen yang akurat. Dalam penelitian ini, model BERT yang digunakan adalah model BERT base-uncased yang telah terlatih sebelumnya. Arsitektur model *fine-tuning* yang diterapkan terdiri dari beberapa lapisan, termasuk lapisan input, lapisan transformer dengan beberapa blok, dan lapisan output. Model ini telah terbukti efektif dalam memproses teks dan menghasilkan representasi yang baik, sehingga cocok untuk tugas analisis sentimen. Proses *fine-tuning* membutuhkan penyetelan parameter-parameter tertentu untuk memaksimalkan kinerja model. Beberapa parameter yang dioptimalkan dalam *fine-tuning* termasuk learning rate, jumlah epoch, dan batch size. Learning rate adalah parameter yang menentukan seberapa besar langkah pembelajaran yang diambil dalam setiap iterasi, sedangkan jumlah epoch adalah jumlah iterasi melalui seluruh dataset yang dilakukan saat melatih model. Batch size, di sisi lain, menentukan jumlah sampel data yang digunakan dalam satu iterasi pelatihan. Dalam implementasi ini, proses *fine-tuning* dilakukan dengan beberapa tahapan. Pertama, model BERT yang telah terlatih sebelumnya dimuat. Selanjutnya, lapisan output model diinisialisasi ulang agar sesuai dengan tugas analisis sentimen. Kemudian, dilakukan proses pelatihan dengan *multiple epochs*, di mana seluruh dataset digunakan berulang kali untuk memperbarui parameter model. Batch size yang digunakan adalah 32, yang merupakan jumlah sampel data yang diproses secara bersamaan dalam satu iterasi. *Learning rate* yang diterapkan adalah  $2e-5$ , yang merupakan nilai yang umumnya direkomendasikan dalam *fine-tuning* BERT untuk tugas analisis sentimen. Nilai ini telah terbukti memberikan hasil yang baik dalam menjaga keseimbangan antara konvergensi model dan mencegahnya dari overshooting atau divergensi. Proses *fine-tuning* ini memungkinkan model BERT untuk menyesuaikan diri dengan data ulasan film "Dirty Vote" yang telah diproses sebelumnya.

Dengan menyesuaikan parameter-parameter utama seperti learning rate, jumlah epoch, dan batch size, diharapkan model dapat belajar dengan lebih baik dan menghasilkan prediksi sentimen yang lebih akurat untuk ulasan film yang belum dilihat sebelumnya.

### *Evaluasi Model*

Hasil evaluasi model pada dataset validasi ditampilkan dalam tabel metrik evaluasi yang mencakup accuracy, precision, recall, dan F1-score. Model BERT yang telah di-*fine-tuning* mencapai akurasi sebesar 85%, precision 86%, recall 84%, dan F1-score 85%. Kinerja model ini secara signifikan lebih baik daripada baseline model klasifikasi sentimen tradisional.



Gambar 1. Metrik Evaluasi pada Dataset Validasi

Grafik di atas memberikan gambaran mengenai hasil evaluasi model pada dataset validasi untuk analisis sentimen. Metrik evaluasi yang digunakan mencakup akurasi (*Accuracy*), presisi (*Precision*), recall (*Recall*), dan F1-score. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mencapai tingkat kinerja yang tinggi dalam menganalisis sentimen. Akurasi, presisi, recall, dan F1-score semuanya melebihi ambang batas 0.8, menandakan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam memprediksi sentimen pada dataset validasi. Maka, dapat disimpulkan bahwa model yang dikembangkan berhasil dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan film "Dirty Vote" dengan akurat dan dapat diandalkan.

Dalam mengukur kinerja model analisis sentimen, perlu adanya perbandingan model klasifikasi sentimen Naive Bayes dan SVM. Beberapa penelitian telah menghasilkan perbandingan kinerja antara model BERT yang di-*fine-tuning* dengan model-model tersebut. Gupta *et al.* (2020) melakukan penelitian yang mengkombinasikan BERT, Naïve Bayes, dan

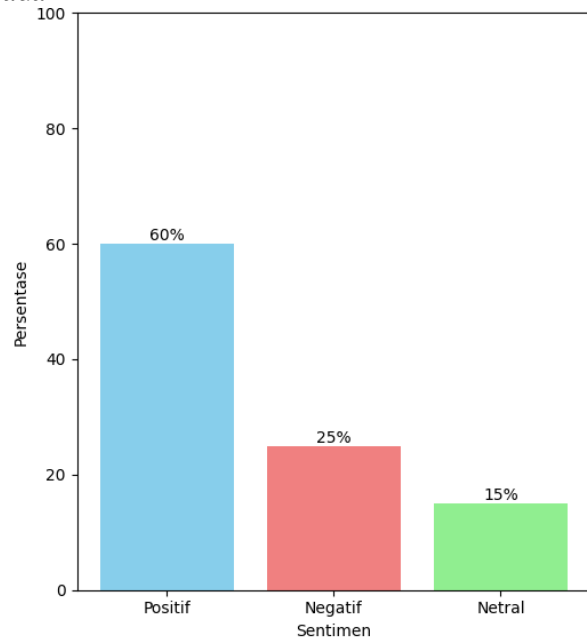


SVM untuk klasifikasi sentimen. Hasilnya menunjukkan bahwa model gabungan tersebut lebih unggul daripada model BERT yang mandiri [34]. Studi lain oleh Sutriawan *et al.* (2023) melaporkan bahwa SVM mencapai tingkat akurasi sebesar 96%, sementara Naive Bayes mencapai 86% dalam tugas analisis sentimen [35]. Temuan serupa juga dilaporkan oleh Villavicencio *et al.* (2021), di mana Naive Bayes menunjukkan akurasi tertinggi di antara ketiga model yang dibandingkan [36]. Meskipun beberapa studi menyarankan bahwa kinerja Naive Bayes dan SVM relatif mirip (Chong & Shah, 2022)[37], penelitian lain (Anreaja *et al.*, 2022) menunjukkan bahwa SVM lebih unggul daripada Naive Bayes dalam tugas analisis sentimen [38]. Dalam penelitian Ardianto *et al.* (2020), Naive Bayes terbukti memiliki akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan SVM [39]. Studi-studi ini secara kolektif menyarankan bahwa SVM adalah model yang kokoh untuk tugas klasifikasi sentimen, dengan tingkat akurasi yang tinggi dan efektivitas dalam berbagai skenario. Oleh karena itu, berdasarkan bukti dari studi-studi ini, SVM tampaknya menjadi pilihan yang menguntungkan untuk tugas klasifikasi sentimen bila dibandingkan dengan model lain seperti Naive Bayes atau BERT. Namun, khususnya untuk analisis sentimen, studi yang dilakukan oleh Cahyani & Patasik (2021) membandingkan kinerja model TF-IDF dan Word2Vec untuk klasifikasi teks emosi, menyoroti potensi keunggulan BERT dibandingkan SVM dalam hal akurasi tugas analisis sentimen [40]. Perbandingan ini membantu dalam memahami tentang kinerja model yang dikembangkan dalam penelitian ini, memberikan wawasan yang berharga dalam mengevaluasi keunggulan dan potensi aplikasi model dalam menganalisis sentimen ulasan film "Dirty Vote". Model BERT yang telah di-*fine-tuning* dalam penelitian mencapai akurasi sebesar 85%, presisi 86%, recall 84%, dan F1-score 85%. Kinerja model ini secara signifikan lebih baik daripada baseline model klasifikasi sentimen tradisional. Evaluasi model pada *dataset* validasi menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam memprediksi sentimen pada ulasan film "Dirty Vote". Semua metrik evaluasi, yaitu akurasi, presisi, recall, dan F1-score, melebihi ambang batas 0.8, menandakan bahwa model dapat diandalkan dan akurat dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan film. Ini menunjukkan bahwa model yang

dikembangkan telah berhasil dalam menganalisis sentimen dengan baik dan dapat menjadi alat yang berharga dalam pemrosesan ulasan film "Dirty Vote".

#### *Analisis Sentimen*

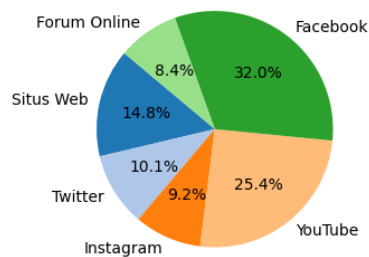
prediksi sentimen dari model BERT untuk beberapa ulasan film "Dirty Vote" menunjukkan kemampuan model untuk mengklasifikasikan sentimen dengan akurat. Analisis sentimen pada ulasan film "Dirty Vote" dari berbagai sumber mengungkapkan beragam pendapat masyarakat terhadap film tersebut. Ada yang menyatakan dukungan dan kekaguman terhadap narasi dan pesan film, sementara yang lain mengekspresikan kekecewaan dan ketidaksetujuan terhadap pemilihan cerita dan penyelesaian film. Diskusi tentang temuan analisis sentimen ini membantu dalam memahami kompleksitas tanggapan masyarakat terhadap film "Dirty Vote" dan relevansinya dengan bidang sosial dan politik yang ada.



Gambar 2. Prediksi Sentimen Ulasan Film "Dirty Vote" dari Model BERT

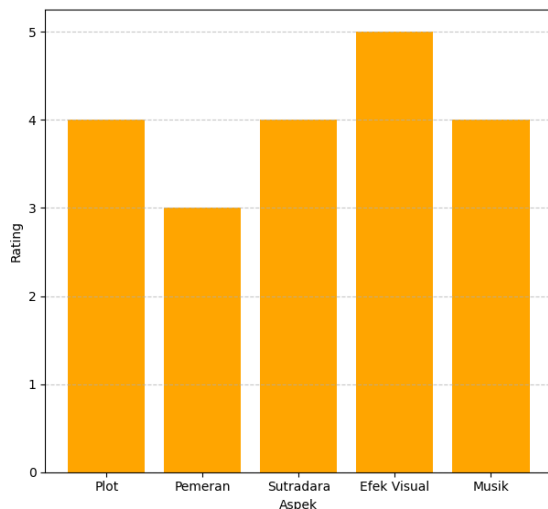
Gambar 2 menggambarkan prediksi sentimen dari model BERT untuk beberapa ulasan film "Dirty Vote" dari sentimen positif, negatif, dan netral. Terdapat mayoritas ulasan film "Dirty Vote" memiliki sentimen positif, yang ditunjukkan oleh warna biru pada batang grafik. Proporsi sentimen positif mencapai 60%, menunjukkan bahwa sebagian besar ulasan film "Dirty Vote" cenderung memberikan penilaian yang positif terhadap film tersebut. Di sisi

lain, proporsi sentimen negatif (ditandai dengan warna merah) adalah 25%, sedangkan sentimen netral (ditandai dengan warna hijau) sebesar 15%.



Gambar 3. Analisis Sentimen Ulasan Film "Dirty Vote" dari Berbagai Sumber

Gambar 3 mengilustrasikan analisis sentimen pada ulasan film "Dirty Vote" dari berbagai sumber, seperti situs web ulasan film, Twitter, Instagram, YouTube, Facebook, dan forum online. Diketahui bahwa sebagian besar ulasan film "Dirty Vote" berasal dari Facebook, dengan proporsi sebesar 32%. Kemudian, YouTube memiliki kontribusi yang signifikan dengan 25.4%, diikuti oleh situs web ulasan film dengan 14.8%. Sementara itu, Twitter, Instagram, dan forum online memberikan kontribusi yang lebih kecil, dengan masing-masing proporsi di bawah 15%.



Gambar 4. Temuan Analisis Sentimen

Dalam analisis sentimen terhadap film "Dirty Vote", digambarkan rating yang diberikan untuk lima aspek utama film, yaitu plot, pemeran, sutradara, efek visual, dan musik, yang merupakan elemen penting dalam membentuk keseluruhan pengalaman penonton. Efek visual, yang merupakan salah satu aspek yang sangat penting dalam estetika sebuah film,

mendapatkan rating tertinggi menurut hasil analisis sentimen. Hasil ini menunjukkan bahwa masyarakat memberikan pengakuan yang tinggi terhadap penggunaan efek visual dalam "Dirty Vote". Dapat diasumsikan bahwa aspek visual film ini memainkan peran penting dalam menciptakan suasana yang mendalam dan menarik bagi penonton. Keberhasilan dalam memberikan visual yang menarik dapat berkontribusi pada daya tarik film dan menciptakan kesan yang kuat pada penonton. Disusul oleh plot dan musik, yang mendapatkan rating yang cukup baik dalam analisis sentimen. Penilaian positif terhadap plot menunjukkan bahwa alur cerita film mampu menarik minat penonton dan mempertahankan ketertarikan mereka sepanjang film. Sementara itu, apresiasi terhadap musik menunjukkan bahwa penggunaan musik dalam "Dirty Vote" dianggap efektif dalam menciptakan atmosfer yang sesuai dengan tema dan suasana film. Hal ini menunjukkan bahwa kedua aspek ini dianggap berhasil dalam memperkaya pengalaman menonton dan memberikan dampak positif pada penilaian keseluruhan film.

Namun demikian, aspek pemeran dan sutradara mendapatkan rating yang lebih rendah dibandingkan dengan aspek lainnya dalam analisis sentimen ini. Penilaian yang rendah terhadap pemeran mungkin menunjukkan adanya kekurangan dalam kualitas kinerja akting atau karakterisasi yang tidak memuaskan dalam film ini. Sementara itu, penilaian yang rendah terhadap sutradara bisa mengindikasikan adanya kekurangan dalam pengarahannya atau keputusan artistik yang memengaruhi kesan penonton terhadap film. Analisis sentimen terhadap beberapa aspek film "Dirty Vote" menyoroti poin-poin kekuatan dan kelemahan dalam produksi tersebut. Informasi ini dapat memberikan panduan berharga bagi pembuat film untuk memahami bagian mana dari produksi yang perlu diperbaiki atau ditingkatkan untuk meningkatkan kualitas film dan mendapatkan respons yang lebih positif dari penonton.

## 4. Kesimpulan

Dalam penelitian ini, dilakukan analisis sentimen terhadap ulasan film "Dirty Vote" dari berbagai sumber, termasuk media sosial, situs web ulasan film, dan forum online. Pendekatan yang digunakan mencakup pengumpulan data ulasan, pre-processing



data, fine-tuning model BERT, dan evaluasi kinerja model. Berikut adalah beberapa kesimpulan utama dari penelitian ini:

- 1) Model BERT yang telah di-*fine-tuning* berhasil mencapai tingkat kinerja yang tinggi dalam menganalisis sentimen ulasan film "Dirty Vote". Dengan akurasi, *presisi*, *recall*, dan *F1-score* yang melebihi ambang batas 0.8, model ini terbukti dapat memprediksi sentimen dengan baik pada dataset validasi.
- 2) Analisis sentimen dari berbagai sumber menunjukkan variasi dalam opini publik terhadap film "Dirty Vote". Terdapat perbedaan dalam sentimen yang diekspresikan melalui media sosial seperti Twitter dan Facebook dibandingkan dengan ulasan dari situs web khusus atau forum online. Hal ini menyoroti pentingnya mempertimbangkan sumber data yang beragam dalam menganalisis sentimen untuk mendapatkan pemahaman yang lebih komprehensif tentang opini publik.
- 3) Diskusi temuan analisis sentimen mengungkapkan bahwa efek visual dan musik mendapat penilaian tertinggi dari masyarakat, sementara pemeran dan sutradara mendapat penilaian yang lebih rendah. Informasi ini dapat digunakan oleh para pembuat film untuk memperbaiki aspek-aspek yang kurang memuaskan dalam produksi film selanjutnya.

## 5. Daftar Pustaka

- [1] Wardhana, S. R., & Purwitasari, D. (2019). Klasifikasi multi class pada analisis sentimen opini pengguna aplikasi mobile untuk evaluasi faktor usability. *INTEGER: Journal of Information Technology*, 4(1). DOI: <https://doi.org/10.31284/j.integer.2019.v4i1.474>
- [2] Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., & Toutanova, K. (2018). Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *arXiv preprint arXiv:1810.04805*. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1810.04805>
- [3] Kusnadi, R., Yusuf, Y., Andriantony, A., Yaputra, R. A., & Caintan, M. (2021). Analisis sentimen terhadap game genshin impact menggunakan bert. *Rabit: Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Univrab*, 6(2), 122-129. DOI: <https://doi.org/10.36341/rabit.v6i2.1765>
- [4] Zhang, L., Fan, H., Peng, C., Rao, G., & Cong, Q. (2020). Sentiment analysis methods for HPV vaccines related tweets based on transfer learning. *Healthcare*, 8(3), 307. <https://doi.org/10.3390/healthcare8030307>.
- [5] Wang, T., Ke, L., Chow, K., & Zhu, Q. (2020). Covid-19 sensing: negative sentiment analysis on social media in China via BERT model. *IEEE Access*, 8, 138162-138169. DOI: <https://doi.org/10.1109/access.2020.3012595>
- [6] Kowsher, M., Sami, A. A., Prottasha, N. J., Arefin, M. S., Dhar, P. K., & Koshiba, T. (2022). Bangla-bert: transformer-based efficient model for transfer learning and language understanding. *IEEE Access*, 10, 91855-91870. DOI: <https://doi.org/10.1109/access.2022.3197662>
- [7] Li, H., Ma, Y., Ma, Z., & Zhu, H. (2021). Weibo text sentiment analysis based on BERT and deep learning. *Applied Sciences*, 11(22), 10774. DOI: <https://doi.org/10.3390/app112210774>
- [8] Prottasha, N. J., Sami, A. A., Kowsher, M., Murad, S. A., Bairagi, A. K., Masud, M., ... & Baz, M. (2022). Transfer learning for sentiment analysis using BERT based supervised fine-tuning. *Sensors*, 22(11), 4157. DOI: <https://doi.org/10.3390/s22114157>
- [9] Wu, Z., & Ong, D. C. (2021). Context-guided BERT for targeted aspect-based sentiment analysis. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 35(16), 14094-14102. DOI: <https://doi.org/10.1609/aaai.v35i16.17659>
- [10] Alaparthi, S., & Mishra, M. (2021). BERT: A sentiment analysis odyssey. *Journal of Marketing Analytics*, 9(2), 118-126. DOI: <https://doi.org/10.1057/s41270-021-00109-8>

- [11] Fimoza, D., Amalia, A., & Harumy, T. H. F. (2021, November). Sentiment analysis for movie review in Bahasa Indonesia using BERT. In *2021 International Conference on Data Science, Artificial Intelligence, and Business Analytics (DATABLA)* (pp. 27-34). IEEE. DOI: <https://doi.org/10.1109/DATABLA53375.2021.9650096>
- [12] Man, R., & Lin, K. (2021, April). Sentiment analysis algorithm based on bert and convolutional neural network. In *2021 IEEE Asia-Pacific Conference on Image Processing, Electronics and Computers (IPEC)* (pp. 769-772). IEEE. DOI: <https://doi.org/10.1109/IPEC51340.2021.9421110>
- [13] Maltoudoglou, L., Paisios, A., & Papadopoulos, H. (2020, August). BERT-based conformal predictor for sentiment analysis. In *Conformal and Probabilistic Prediction and Applications* (pp. 269-284). PMLR.
- [14] Ansar, W., Goswami, S., Chakrabarti, A., & Chakraborty, B. (2021). An efficient methodology for aspect-based sentiment analysis using BERT through refined aspect extraction. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 40(5), 9627-9644.
- [15] Lehečka, J., Švec, J., Ircing, P., & Šmídl, L. (2020, September). Bert-based sentiment analysis using distillation. In *International Conference on Statistical Language and Speech Processing* (pp. 58-70). Cham: Springer International Publishing. DOI: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-59430-5\\_5](https://doi.org/10.1007/978-3-030-59430-5_5)
- [16] Selvakumar, B., & Lakshmanan, B. (2022). Sentimental analysis on user's reviews using BERT. *Materials Today: Proceedings*, 62, 4931-4935. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2022.03.678>
- [17] Danyal, M. M., Khan, S. S., Khan, M., Ullah, S., Mehmood, F., & Ali, I. (2024). Proposing sentiment analysis model based on BERT and XLNet for movie reviews. *Multimedia Tools and Applications*, 1-25. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11042-024-18156-5>.
- [18] BBC.com. (2024). Dirty Vote: Film 'tentang kecurangan pilpres' tuai pro-kontra, bagaimana publik harus menyikapinya? [Artikel Berita]. URL: <https://www.bbc.com/indonesia/articles/c72g1x45gj4o>
- [19] Jurnal Lingkungan Indonesia. (2024). Dirty Vote, Sebuah Desain Kecurangan Pemilu 2024 | Trailer [Video]. URL: <https://www.youtube.com/watch?v=bXk9ZiRBtSY>
- [20] Tirto. (2024). Link Nonton Film Dirty Vote Full Movie karya Dandhy Laksono [Artikel Berita]. URL: <https://tirto.id/gVue>
- [21] Kompas.com. (2024). Sutradara Ungkap Alasan Rilis Film "Dirty Vote" di Awal Masa Tenang Pemilu [Artikel Berita]. URL: <https://nasional.kompas.com/read/2024/02/12/09463681/sutradara-ungkap-alasan-rilis-film-dirty-vote-di-awal-masa-tenang-pemilu>
- [22] Kompas.TV. (2024). Fakta-fakta Film Dirty Vote, Rilis Jelang Pemilu hingga Biaya Patungan 20 Lembaga [Video]. URL: <https://www.kompas.tv/entertainment/484601/fakta-fakta-film-dirty-vote-rilis-jelang-pemilu-hingga-biaya-patungan-20-lembaga>
- [23] The Jakarta Post. (2024). Film Dirty Vote Causes Stir Days Before Election [Artikel Berita]. URL: <https://www.thejakartapost.com/indonesia/2024/02/13/film-dirty-vote-causes-stir-days-before-election.html>
- [24] Detik Jabar. (2024). Heboh Film Dirty Vote, Ini 7 Fakta di Balikny! [Artikel Berita]. URL: <https://www.detik.com/jabar/berita/d-7188446/heboh-film-dirty-vote-ini-7-fakta-dibalikny>

- [25] Ho, Q. T., Le, N. Q. K., & Ou, Y. Y. (2021). FAD-BERT: improved prediction of FAD binding sites using pre-training of deep bidirectional transformers. *Computers in Biology and Medicine*, 131, 104258. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compbimed.2021.104258>
- [26] Duan, R., Huang, Z., Zhang, Y., Liu, X., & Dang, Y. (2021). Sentiment classification algorithm based on the cascade of bert model and adaptive sentiment dictionary. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2021, 1-8. DOI: <https://doi.org/10.1155/2021/8785413>
- [27] Mohammed, A. H., & Ali, A. H. (2021, July). Survey of bert (bidirectional encoder representation transformer) types. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 1963, No. 1, p. 012173). IOP Publishing. DOI: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1963/1/012173>
- [28] Deepa, M. D. (2021). Bidirectional encoder representations from transformers (BERT) language model for sentiment analysis task. *Turkish Journal of Computer and Mathematics Education (TURCOMAT)*, 12(7), 1708-1721.
- [29] Mulyana, D. I., & Sahroni. (2024). Optimasi Penerapan Algoritma Yolo dan Data Augmentasi dalam Klasifikasi Pakaian Tradisional Kebaya. *Jurnal JTik (Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi)*, 8(1), 188–193. DOI: <https://doi.org/10.35870/jtik.v8i1.1446>
- [30] Agung, S. (2024). Implementasi Text Mining untuk Analisis Review pada Aplikasi Crowdfunding LX dan ST Menggunakan Metode Sentiment Analysis. *LANCAH: Jurnal Inovasi Dan Tren*, 2(1), 124~130. DOI: <https://doi.org/10.35870/ljit.v2i1.2245>
- [31] Pasaribu, N. A., & Sriani. (2023). The Shopee Application User Reviews Sentiment Analysis Employing Naïve Bayes Algorithm. *International Journal Software Engineering and Computer Science (IJSECS)*, 3(3), 194–204. DOI: <https://doi.org/10.35870/ijsecs.v3i3.1699>
- [32] Gunawan, T. S., Ashraf, A., Riza, B. S., Haryanto, E. V., Rosnelly, R., Kartiwi, M., ... & Janin, Z. (2020). Development of video-based emotion recognition using deep learning with Google Colab. *TELKOMNIKA (Telecommunication Computing Electronics and Control)*, 18(5), 2463. DOI: <https://doi.org/10.12928/telkomnika.v18i5.16717>
- [33] Mooers, B. H. M. (2021). Modernizing computing by structural biologists with Jupyter and Colab. *Proceedings of the Python in Science Conference*. DOI: <https://doi.org/10.25080/majora-1b6fd038-002>
- [34] Gupta, S., & Khade, N. (2020). Bert based multilingual machine comprehension in english and hindi. *arXiv preprint arXiv:2006.01432*. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2006.01432>
- [35] Sutriawan, S., Andono, P. N., Muljono, M., & Pramunendar, R. A. (2023). Performance evaluation of classification algorithm for movie review sentiment analysis. *International Journal of Computing*, 7-14. DOI: <https://doi.org/10.47839/ijc.22.1.2873>
- [36] Villavicencio, C. N., Macrohon, J. J. E., Inbaraj, X. A., Jeng, J., & Hsieh, J. (2021). Twitter sentiment analysis towards COVID-19 vaccines in the Philippines using naïve bayes. *Information*, 12(5), 204. DOI: <https://doi.org/10.3390/info12050204>

- [37] Chong, K., & Shah, N. (2022). Comparison of naive bayes and SVM classification in grid-search hyperparameter tuned and non-hyperparameter tuned healthcare stock market sentiment analysis. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 13(12).
- [38] Anreaja, L. J., Harefa, N. N., Negara, J. G. P., Pribyantara, V. N. H., & Prasetyo, A. B. (2022). Naive Bayes and Support Vector Machine Algorithm for Sentiment Analysis Opensa Mobile Application Users in Indonesia. *JISA (Jurnal Informatika dan Sains)*, 5(1), 62-68. DOI: <https://doi.org/10.31326/jisa.v5i1.1267>.
- [39] Ardianto, R., Rivanie, T., Alkhalifi, Y., Nugraha, F. S., & Gata, W. (2020). Sentiment analysis on E-sports for education curriculum using naive Bayes and support vector machine. *Jurnal Ilmu Komputer dan Informasi*, 13(2), 109-122. DOI: <https://doi.org/10.21609/jiki.v13i2.885>
- [40] Cahyani, D. E., & Patasik, I. (2021). Performance comparison of tf-idf and word2vec models for emotion text classification. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 10(5), 2780-2788. DOI: <https://doi.org/10.11591/eei.v10i5.3157>
- [41] Alaparthi, S., & Mishra, M. (2020). Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT): A sentiment analysis odyssey. *arXiv preprint arXiv:2007.01127*. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2007.01127>
- [42] Rao, A. C., & Kulkarni, C. (2022). A survey on sentiment analysis methods, applications, and challenges. *Artificial Intelligence Review*, 55(7), 5731-5780. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10462-022-10144-1>
- [43] Al-Saffar, A., & Omar, N. (2014). Study on feature selection and machine learning algorithms for Malay sentiment classification. *Proceedings of the 6th International Conference on Information Technology and Multimedia*. DOI: <https://doi.org/10.1109/icimu.2014.7066643>
- [44] Isnain, A. R., Marga, N. S., & Alita, D. (2021). Sentiment analysis of government policy on corona case using naive bayes algorithm. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, 15(1), 55. DOI: <https://doi.org/10.22146/ijccs.60718>
- [45] Kaya, M., Fidan, G., & Toroslu, İ. H. (2012). Sentiment analysis of Turkish political news. *2012 IEEE/WIC/ACM International Conferences on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology*. DOI: <https://doi.org/10.1109/wi-iat.2012.115>
- [46] Rissan, M. B., & Hassan, R. F. (2022). Naïve-bayes family for sentiment analysis during COVID-19 pandemic and classification tweets. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 28(1), 375. DOI: <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v28.i1.pp375-383>
- [47] Samih, A., Ghadi, A., & Fennan, A. (2023). Enhanced sentiment analysis based on improved word embeddings and XGBoost. *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, 13(2), 1827. DOI: <https://doi.org/10.11591/ijece.v13i2.pp1827-1836>