



IndoBERT vs SVM: Sentiment Analysis of Audience Comments on the Film Photocopier

IndoBERT vs SVM: Analisis Sentimen Komentar Penonton Film Penyalin Cahaya

Daffa Junichi Rahmadi¹, Safitri Jaya^{2*}

^{1,2}Program Studi Informatika, Universitas Pembangunan Jaya, Indonesia

E-Mail: ¹daffa.junichirahmadi@student.upj.ac.id, ²safitri.jaya@upj.ac.id

Received May 13th 2026; Revised Jun 30th 2026; Accepted Jul 12th 2026; Available Online Jul 19th 2026

Corresponding Author: Safitri Jaya

Copyright © 2026 by Authors, Published by Institut Riset dan Publikasi Indonesia (IRPI)

Abstract

This study shows that IndoBERT outperforms SVM in sentiment analysis of comment data on digital platforms, particularly Regarding the issues raised in the film Photocopier. The research data were collected via scraping across five digital platforms, yielding a total of 12,473 comments. The preprocessing steps used are cleaning, normalization, tokenization, stopword elimination, and stemming. To address data imbalance, the study employed ROS and SMOTE. The evaluation results showed that IndoBERT achieved an F1 score of 0.80, while SVM achieved 0.74. Although both models achieved an AUC of 0.94, IndoBERT performed better at understanding sentence context, particularly for neutral and negative sentiments. IndoBERT also outperformed SVM in producing more accurate and balanced predictions across each sentiment category. The sentiment analysis results further indicated that public opinion was predominantly positive, reflecting appreciation for the film and support for the issues it raised.

Keywords: Film Comments, IndoBERT, Photocopier, Sentiment Analysis, Support Vector Machine.

Abstrak

Penelitian ini membuktikan keunggulan Indonesian Bidirectional Encoder Representations from Transformers (IndoBERT) dibandingkan dengan Support Vector Machine (SVM) dalam analisis sentimen pada data komentar di platform digital, khususnya terkait isu yang diangkat dalam film Penyalin Cahaya. Data untuk penelitian ini diperoleh melalui scraping dari lima platform digital, dengan total 12.473 komentar. Tahap preprocessing yang diterapkan meliputi cleaning, normalization, tokenization, penghapusan stopword, dan stemming. Untuk mengatasi ketidakseimbangan data, penelitian ini menggunakan metode Random Over-Sampling (ROS) dan Synthetic Minority Over-Sampling Technique (SMOTE). Hasil evaluasi menunjukkan bahwa IndoBERT memperoleh nilai F1-Score 0.80, sedangkan SVM memperoleh 0.74. Meskipun kedua model memiliki nilai AUC sebesar 0.94, IndoBERT memiliki performa yang lebih baik dalam memahami konteks kalimat, khususnya pada sentimen netral dan negatif. IndoBERT juga lebih unggul dalam menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan seimbang pada setiap kategori sentimen. Hasil analisis juga memperlihatkan bahwa opini publik didominasi oleh sentimen positif yang mencerminkan apresiasi terhadap film serta dukungan terhadap isu yang diangkat.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, IndoBERT, Komentar Film, Penyalin Cahaya, Support Vector Machine.

1. PENDAHULUAN

Film merupakan media yang berpengaruh dalam kehidupan manusia, baik sebagai sarana pendidikan, hiburan, maupun ekspresi budaya, serta berperan dalam membentuk cara pandang dan opini masyarakat [1]. Melalui penyajian visual dan audio, film mampu membangun makna dan memengaruhi persepsi publik terhadap suatu gagasan. Film Penyalin Cahaya karya Wregas Bhanuteja mengangkat isu pelecehan seksual sebagai tema utama dan memperoleh antusiasme yang tinggi dari penonton, mendapatkan tanggapan positif dari para kritikus, serta berhasil meraih penghargaan 12 Piala Citra pada Festival Film Indonesia 2021 [2][3][4].

Pelecehan seksual merupakan tindakan bernuansa seksual yang menargetkan organ atau aspek seksualitas seseorang, sehingga dapat menimbulkan rasa tidak nyaman atau terancam pada korban, dan hingga saat ini penanganannya masih sering kurang mendapatkan perhatian serius dari masyarakat maupun pihak

berwenang [5][6]. Film Penyalin Cahaya menggambarkan pengalaman korban dalam menghadapi stigma, tekanan sosial, keraguan diri serta kesulitan dalam memperoleh keadilan [7]. Tingginya respons publik terhadap film Penyalin Cahaya tercermin dari banyaknya komentar yang tersebar di berbagai platform digital yang menunjukkan ketertarikan sekaligus persepsi publik. Kumpulan komentar tersebut dimanfaatkan sebagai data untuk melakukan penelitian analisis sentimen.

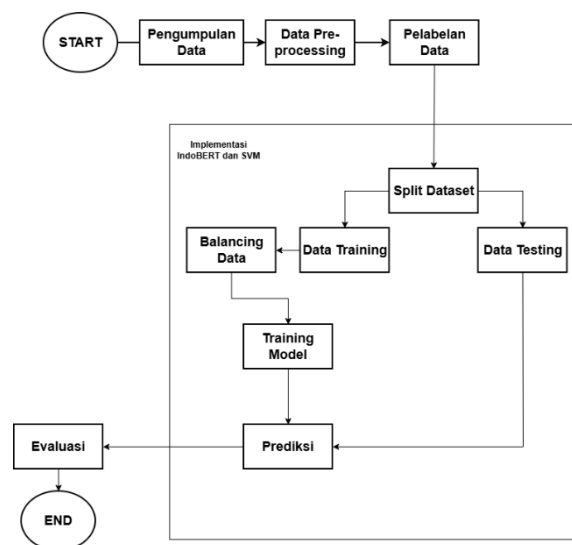
Dalam beberapa tahun terakhir, penelitian analisis sentimen dalam Natural Language Processing (NLP) semakin berkembang, ditandai dengan banyaknya studi yang semakin banyak memanfaatkan model berbasis transformer seperti Indonesian Bidirectional Encoder Representations from Transformers (IndoBERT), serta algoritma machine learning seperti Support Vector Machine (SVM). Sejumlah penelitian memperlihatkan IndoBERT mampu menghasilkan kinerja yang stabil dalam klasifikasi sentimen. Pada isu sosial, IndoBERT menunjukkan kinerja yang unggul dalam menganalisis opini publik [8]. Pada konteks kebijakan publik, IndoBERT juga terbukti mampu menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan algoritma lain [9][10]. Selain itu, pada isu nasional, IndoBERT kembali menunjukkan performa yang optimal dalam mengklasifikasikan sentimen [11][12][13]. Keunggulan ini didukung oleh kemampuannya dalam memahami konteks bahasa Indonesia yang kompleks secara bidirectional [9].

Di sisi lain, SVM juga menghasilkan performa yang lebih unggul dibandingkan algoritma machine learning lain dalam klasifikasi sentimen. Beberapa penelitian memperlihatkan bahwa SVM mampu menghasilkan akurasi yang tinggi, bahkan mendekati IndoBERT pada kondisi tertentu, terutama ketika dikombinasikan dengan representasi fitur seperti Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) dan teknik penanganan ketidak seimbangan data [9][14][15][16]. Namun, sebagian besar penelitian masih berfokus pada isu kebijakan publik atau platform media sosial tertentu, serta belum banyak penelitian yang membandingkan performa IndoBERT dan SVM pada komentar terkait film yang mengangkat isu sosial sensitif seperti pelecehan seksual. Selain itu, penelitian sebelumnya umumnya menggunakan dataset dengan sumber platform yang terbatas, sehingga belum mampu merepresentasikan opini publik secara lebih luas.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini dilakukan untuk menganalisis sentimen pada komentar penonton film Penyalin Cahaya yang diperoleh dari lima platform digital menggunakan metode IndoBERT dan SVM, serta membandingkan performa kedua metode tersebut dalam klasifikasi sentimen. Meskipun IndoBERT dikenal memiliki performa yang unggul, penelitian ini menggunakan SVM sebagai metode pembanding karena SVM memiliki kompleksitas komputasi yang lebih rendah, waktu pelatihan yang relatif lebih cepat, serta mampu memberikan performa yang kompetitif. Penelitian diharap dapat memberi gambaran mengenai opini publik terhadap isu yang diangkat dalam film, efektivitas masing-masing model, serta berkontribusi terhadap pengembangan penelitian analisis sentimen berbahasa Indonesia pada konteks isu sosial.

2. BAHAN DAN METODE

Gambar 1, menunjukkan tahapan proses, mulai dari pengumpulan data hingga evaluasi, sehingga diharapkan dapat membantu menjelaskan bagaimana penelitian dilakukan.



Gambar 1. Metode Penelitian

2.1. Data Collection

Data diperoleh menggunakan teknik scraping dengan bantuan tools seperti Apify Youtube Comment Scraper, Apify TikTok Comments Scraper, Web Scraper, IG Exporter & Scraper Chrome Extension dan Tweet

Harvest. Proses *scraping* dilakukan dengan memasukkan kata kunci yang relevan dengan film Penyalin Cahaya, seperti judul film, hashtag, dan topik yang berkaitan dengan isi film, pada lima platform digital, yaitu Platform X, YouTube, Instagram, TikTok, dan Letterboxd, dalam rentang waktu 8 Oktober 2021 hingga 1 Maret 2026. Seluruh data dari tiap platform digabungkan menjadi satu dataset yang terdiri dari tiga kolom username, komentar, dan platform, dan disimpan dalam bentuk file dengan format Comma Separated Values (.csv). Total data mentah dari kelima platform yang dikumpulkan berjumlah 12.473 komentar.

Tabel 1. Dataset

Username	Comment	Platform
astryrahmawati	Ada gak ya aturan ffi yang cabut penghargaan dari orang yang kena kasus gini? Pembatalan penghargaan gitu. Kan gak enak kalo masih dipertahain juga apalagi kalo orang dalem semuanya udah tau kronologi jelasnya gimana.	Instagram
Watched by Nona Damanik	Film ini berat asli. Apakah karena saya nonton pas sakit ya? Hikss makiin sakit jadinya nntn Penyalin Cahaya sambil minum obat 🤔 Kasus yg diangkat juga relate ke kasus kejadian ketidakadilan di Indonesia dlm hal kekerasan seksual 🤔 Catatan:co-writer film ini terduga pelaku KS. Saya selalu simpati ke para korban.	Letterboxd
tiyaaraamdny_	takuttt bgt nginget ini film	TikTok
mazalapoor	@emilyinparieeee @HabisNontonFilm Keren sih emang debut nya di umur 24 langsung dapet juara pemeran wanita utama di ffi edwin sutradara nya juga sama yayu unru jadi pendukung terbaik. Tapi yang berkesan juga di film ini tuh orang pada tau chicco kurniawan yang kemudian hari dapet citra di penyalin cahaya.	Platform X (Twitter)
@noona2501	Keren banget filmnya 🤔 emosi nontonnya	YouTube

Tabel 1, memperlihatkan beberapa contoh data mentah yang mencakup nama pengguna, isi komentar, dan asal platform pengambilan data.

2.2. Data Preprocessing

Tahap ini dilakukan hanya pada data komentar. Tahap ini dilakukan untuk menghilangkan komponen yang tidak relevan dari data [17].

Tabel 2. Preprocessing

Tahapan	Hasil
Teks Mentah	@couldmissU @moviemnfs Penyalin cahaya/photocopier genre mystery kakk dia bawa isu pelecehan seksual baguss filmnya
Cleaning	penyalin cahaya photocopier genre mystery kakk dia bawa isu pelecehan seksual baguss filmnya
Normalization	penyalin cahaya photocopier genre mystery kak dia bawa isu pelecehan seksual bagus filmnya
Tokenizing	'penyalin', 'cahaya', 'photocopier', 'genre', 'mystery', 'kak', 'dia', 'bawa', 'isu', 'pelecehan', 'seksual', 'bagus', 'filmnya']
Stopword Removal	['penyalin', 'cahaya', 'photocopier', 'genre', 'mystery', 'kak', 'bawa', 'isu', 'pelecehan', 'seksual', 'bagus', 'filmnya']
Stemming	salin cahaya photocopier genre mystery kak bawa isu leceh seksual bagus film

Tabel 2, menampilkan hasil dari proses yang telah dilakukan, meliputi casefolding untuk mengubah setiap huruf menjadi huruf kecil. Selanjutnya dilakukan cleaning dengan menghapus tautan, mention pengguna, hashtag, karakter Unicode, entitas Hypertext Markup Language (HTML), angka, tanda baca, karakter tunggal, serta spasi berlebih menggunakan Regular Expression. Pada tahap ini juga diterapkan proses pengulangan karakter untuk menormalkan kata yang ditulis berulang serta penghapusan beberapa kata yang dianggap tidak memiliki makna penting.

Tahap berikutnya adalah normalisasi kata menggunakan Colloquial Indonesian Lexicon yang dibuat oleh N.Aliyah Salsabila dkk. pada platform Github [18], berfungsi untuk mengubah kata tidak baku, singkatan, atau bahasa gaul menjadi baku sesuai bahasa Indonesia. Selanjutnya, tokenisasi dilakukan untuk memecah teks menjadi token. Lalu, tahap stopwords removal menggunakan library Natural Language Toolkit [19] untuk menghapus kata-kata umum yang tidak memiliki makna penting. Selanjutnya, tahap stemming menggunakan library Sastrawi [20] untuk mengubah kata berimbuhan menjadi bentuk dasarnya. Jumlah data setelah *preprocessing* sebesar 11925 komentar.

Gambar 3, menjelaskan bahwa istilah “film”, “salin” dan “cahaya” paling sering muncul dalam ketiga kategori sentimen. Hal ini menunjukkan bahwa sebagian besar komentar berfokus pada objek yang sama, yaitu film *Penyalin Cahaya*, sehingga ketiga kata tersebut otomatis muncul dan tidak merepresentasikan kecenderungan sentimen tertentu. Pada sentimen negatif, kata seperti “leceh”, “seksual”, “korban”, dan “sakit” mendominasi, yang menandakan bahwa emosi negatif publik berfokus pada isu kekerasan seksual dan rasa sakit yang dialami tokoh utama. Sementara itu, pada sentimen netral juga diwarnai oleh penyebutan nama-nama karakter seperti “sur”, “rama”, “abang”, serta istilah naratif seperti “endingnya”.

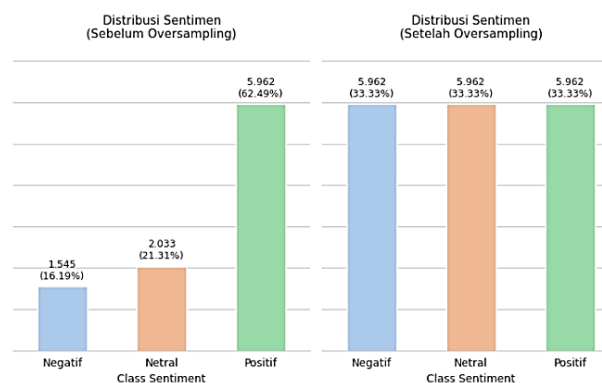
Hal ini menunjukkan bahwa sebagian komentar berupa diskusi mengenai plot film dan keterlibatan karakter tanpa disertai kecenderungan emosi tertentu. Di sisi lain, sentimen positif didominasi oleh kata-kata pujian seperti “bagus”, “banget”, “keren”, dan “suka” yang merujuk pada kualitas akting dan cerita. Meskipun kata “leceh” dan “seksual” identik dengan sentimen negatif, dalam konteks analisis ini kata tersebut tetap muncul pada sentimen positif karena sering kali dihubungkan dengan isu keberpihakan terhadap para penyintas.

2.4. Data Splitting

Data training dimanfaatkan untuk membangun model, dan data testing diperlukan guna mengevaluasi kinerja model. Data yang telah melalui tahap pelabelan dipisahkan menjadi dua kategori 80 (data training) : 20 (data testing).

2.5. Data Balancing

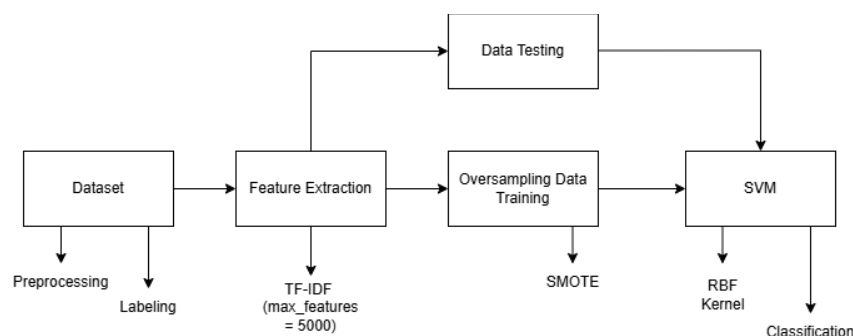
Gambar 4, mengindikasikan bahwa distribusi kelas data training tidak seimbang, 5.962 sentimen positif mendominasi dibandingkan kategori lainnya yaitu 2.033 pada sentimen netral dan 1.545 sentimen negatif. Kondisi ini dapat memicu ketimpangan prediksi, model lebih memihak pada kategori yang jumlah datanya paling banyak. Setelah dilakukan teknik oversampling, distribusi kelas menjadi lebih proporsional. Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE) diterapkan pada data training Support Vector Machine (SVM) sedangkan Random Oversampling (ROS) pada data training Indonesian Bidirectional Encoder Representations from Transformers (IndoBERT), sehingga diharapkan model dapat belajar secara lebih optimal dan menghasilkan performa klasifikasi yang lebih seimbang pada seluruh kategori sentimen.



Gambar 4. Penyeimbangan Data Menggunakan Teknik Oversampling

2.6. Support Vector Machine (SVM)

Pada penelitian ini, SVM digunakan sebagai metode klasifikasi sentimen dengan alur kerja sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 5.

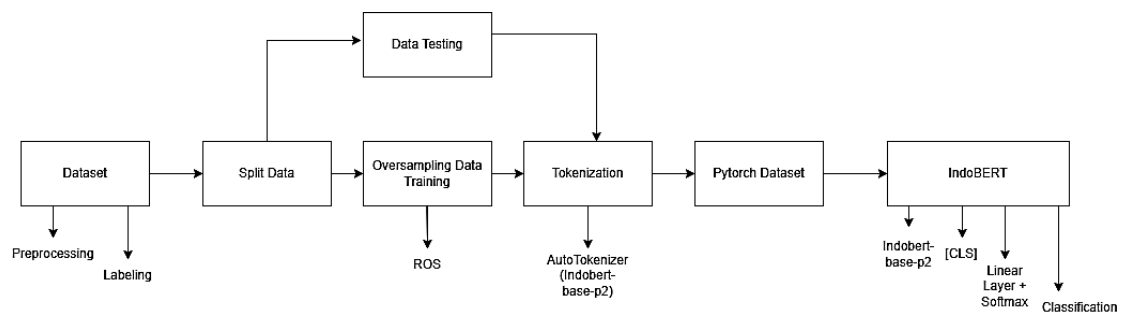


Gambar 5. Framework SVM

Data teks yang telah melalui tahap preprocessing dan labeling, dilakukan tahap feature extraction menggunakan metode Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF). Pada tahap ini, data teks diubah menjadi representasi numerik dengan mempertimbangkan bobot pentingnya suatu kata yang terkandung di dalam dokumen. Dalam penelitian ini, jumlah fitur dibatasi sebanyak 5000 fitur untuk mengoptimalkan performa model. Setelah itu, dilakukan tahap data balancing menggunakan Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE). Untuk membuat distribusi kelas data seimbang dan mencegah model lebih memihak pada kategori tertentu, perlu untuk menghasilkan data sintetis pada kelas minoritas guna mengatasi ketidakseimbangan jumlah data antar kelas. Tahap terakhir adalah proses klasifikasi dengan SVM menggunakan kernel Radial Basis Function (RBF). Model dilatih menggunakan data hasil balancing, kemudian digunakan untuk melakukan prediksi pada data testing.

2.7. Indonesian Bidirectional Encoder Representations from Transformers

Pada penelitian ini, Indonesian Bidirectional Encoder Representations from Transformers (IndoBERT) digunakan sebagai metode klasifikasi sentimen dengan alur kerja sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Framework IndoBERT

Pada data yang sudah dibagi, dilakukan Random Oversampling (ROS) pada data training untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas. Selanjutnya, diubah menjadi token menggunakan AutoTokenizer pada model indobenchmark/indobert-base-p2 [25]. Hasil tokenisasi menghasilkan representasi berupa `input_ids` dan `attention_mask` dengan panjang maksimum 128 token. Selanjutnya, data yang telah ditokenisasi dikonversi ke dalam bentuk dataset menggunakan PyTorch Dataset untuk keperluan pelatihan model. Pada tahap pemrosesan, token yang telah direpresentasikan diproses melalui model IndoBERT yang terdiri dari embedding layer dan encoder Transformer untuk menghasilkan representasi konteks. Model secara otomatis memanfaatkan representasi token [CLS] sebagai fitur utama yang kemudian diteruskan ke layer linear dan softmax untuk menghasilkan probabilitas kelas sentimen.

Tabel 4. Parameter IndoBERT

Parameter	Configuration
Model	Indobenchmark/ indobert-base-p2 [23]
Learning Rate	2e-5
Batch Size	16
Max Sequence Length	128
Epochs	5
Optimizer	AdamW [24]

Proses pelatihan yang dilakukan pada penelitian ini melalui fine-tuning menggunakan parameter pada Tabel 4 Konfigurasi tersebut dipilih berdasarkan pendekatan umum fine-tuning model transformer untuk menjaga kestabilan dan efisiensi pelatihan. Learning rate 2e-5 digunakan agar pembelajaran berlangsung stabil, batch size 16 dan max sequence length 128 untuk menyesuaikan kapasitas komputasi, sedangkan optimizer AdamW digunakan karena dapat membantu proses konvergensi model dengan lebih baik [24]. Jumlah epoch ditetapkan sebanyak 5 untuk memberikan waktu pelatihan yang cukup dengan bantuan mekanisme early stopping untuk mengurangi risiko overfitting. Setelah pelatihan selesai, model digunakan untuk mengevaluasi data uji.

2.8. Evaluasi

Untuk mengukur efektivitas klasifikasi sentimen, dilakukan evaluasi model secara menyeluruh. [25]. Performa kedua model dinilai menggunakan metrik evaluasi seperti accuracy, precision, recall dan F1-Score sebagai indikator kinerja klasifikasi [8]. Efektivitas model juga dinilai menggunakan confusion matrix untuk membandingkan prediksi dengan label aktual. Pada confusion matrix terdapat empat indikator, yaitu *True Positive* (TP) dan *True Negative* (TN) untuk prediksi benar pada kelas positif dan negatif, serta *False Positive*

(FP) dan *False Negative* (FN) untuk kesalahan klasifikasi pada masing-masing kelas [8]. Rumus untuk menghitung metrik evaluasi ditunjukkan pada persamaan 1-4 [9].

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

F1-Score merupakan rerata harmonik yang menyeimbangkan antara precision dan recall model [9]. Receiver Operating Characteristic (ROC) curve divisualisasikan untuk menunjukkan relasi antara True Positive Rate dan False Positive Rate, dilengkapi dengan nilai Area Under the Curve (AUC) yang berada pada rentang 0 sampai 1 dan digunakan untuk menunjukkan kemampuan model dalam membedakan setiap kelas. Semakin besar nilai AUC yang diperoleh, semakin optimal kinerja model dalam melakukan klasifikasi [26].

Selanjutnya, proses evaluasi dilakukan menggunakan k-fold cross-validation untuk mengevaluasi kinerja model dengan membagi dataset secara acak ke dalam 5 fold, sehingga model dapat diuji secara menyeluruh dan menghasilkan evaluasi yang lebih valid [27][28]. Terakhir, distribusi sentimen kelima platform pada kedua model, yaitu SVM dan IndoBERT, divisualisasikan untuk mengidentifikasi perbedaan pola opini publik antarplatform.

3. HASIL DAN ANALISIS

Implementasi Support Vector Machine (SVM) dan Indonesian Bidirectional Encoder Representations from Transformers (IndoBERT) diterapkan menggunakan data training yang sudah melalui tahap balancing sebanyak 17.886 data untuk proses pembelajaran, serta data testing sebanyak 2.385 untuk tahap evaluasi.

Tabel 5. Hasil Pengujian SVM dan IndoBERT

Model	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
SVM	0.82	0.80	0.70	0.74
IndoBERT	0.85	0.81	0.80	0.80

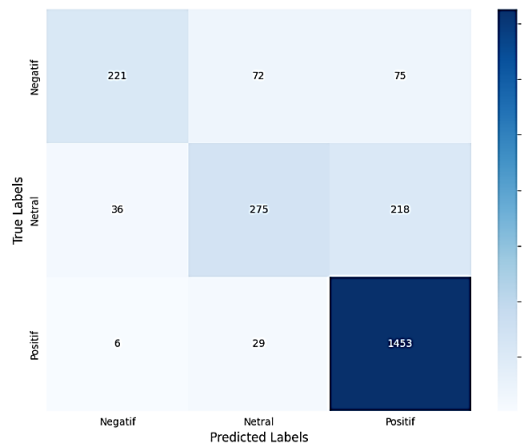
Berdasarkan Tabel 5, hasil pengujian model SVM memperlihatkan, model dapat mengklasifikasikan sebagian besar data secara benar serta menghasilkan tingkat ketepatan prediksi yang cukup baik. meskipun terdapat keterbatasan dalam mengenali seluruh kelas sentimen secara seimbang. Oleh karena itu, *F1-Score* digunakan sebagai metrik utama untuk memberikan gambaran tentang performa model. Performa SVM juga dipengaruhi oleh representasi fitur Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) yang hanya mempertimbangkan frekuensi kata tanpa memahami konteks, sehingga model mengalami kesulitan membedakan kelas sentimen yang memiliki kemiripan makna.

Sementara itu, model IndoBERT menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan dengan SVM pada semua metrik. IndoBERT memberikan keseimbangan yang lebih baik antara ketepatan prediksi dan kemampuan untuk mengidentifikasi setiap kelas sentimen dengan nilai F1-Score yang lebih tinggi. Keseimbangan tersebut menunjukkan bahwa model IndoBERT lebih efektif dalam menangkap konteks kalimat dan hubungan antarkata, sehingga mampu mengurangi kesalahan klasifikasi, khususnya pada data yang memiliki kemiripan makna. Dengan demikian, IndoBERT menunjukkan kinerja yang lebih unggul dibandingkan dengan SVM dalam mengklasifikasikan sentimen pada dataset penelitian ini. Hasil penelitian ini sejalan dengan penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa IndoBERT memiliki performa yang lebih unggul dibandingkan dengan SVM.

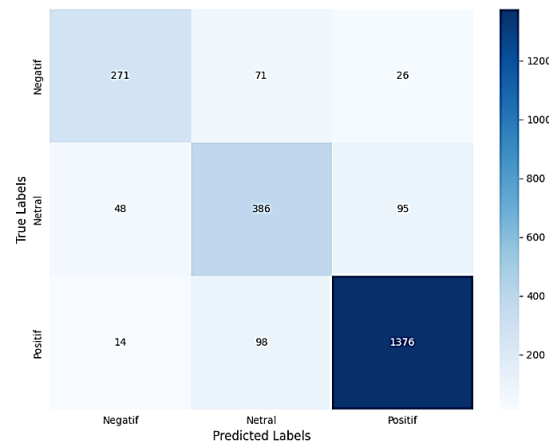
Berdasarkan Gambar 7, terlihat bahwa model SVM memiliki kecenderungan performa yang paling dominan untuk klasifikasi sentimen positif. Namun, pada kelas sentimen lainnya, model SVM masih menunjukkan tingkat kesalahan klasifikasi. Pada sentimen netral dan negatif, masih terdapat data yang salah diprediksi ke kelas lain. Tingginya dominasi pada sentimen positif ini menjelaskan mengapa nilai recall lebih rendah dibandingkan dengan accuracy. Hal ini membuktikan bahwa model SVM cenderung mengalami bias terhadap kelas mayoritas serta mengalami kesulitan dalam membedakan makna antara sentimen netral dan positif.

Sementara itu, berdasarkan Gambar 8, persebaran prediksi benar pada model IndoBERT terlihat lebih merata pada setiap kelas dibandingkan dengan model SVM. Peningkatan yang paling terlihat terjadi pada kelas sentimen netral dan negatif. Walaupun masih ada sejumlah kesalahan dalam proses klasifikasi, jumlahnya lebih kecil dibandingkan dengan model SVM. Penurunan kesalahan klasifikasi ini menjelaskan mengapa nilai recall

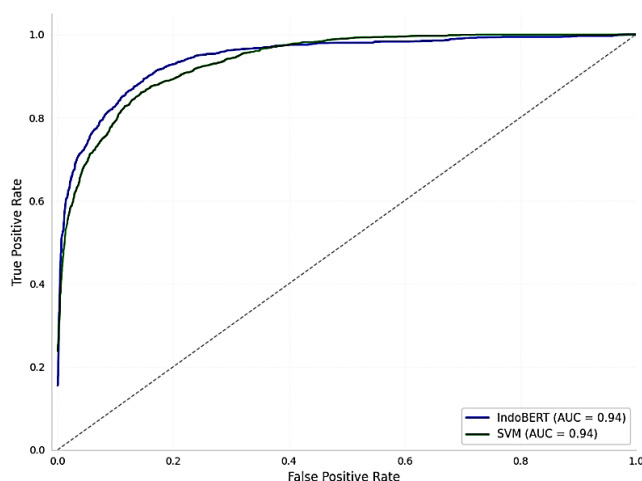
dan F1-Score IndoBERT menjadi lebih seimbang. Hasil penelitian ini sejalan dengan penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa IndoBERT memiliki performa yang lebih unggul dibandingkan SVM. Pada penelitian ini, IndoBERT memperoleh F1-Score sebesar 0.80, lebih tinggi dibandingkan dengan SVM dengan F1-Score 0.74. Perbedaan tersebut juga terlihat pada confusion matrix, di mana IndoBERT menghasilkan jumlah prediksi yang benar lebih tinggi dan kesalahan klasifikasi yang lebih rendah dibandingkan SVM, khususnya pada kelas sentimen netral dan negatif.



Gambar 7. Confusion Matrix SVM



Gambar 8. Confusion Matrix IndoBERT



Gambar 9. Perbandingan Performa Kedua Model dengan ROC Curve

Berdasarkan Gambar 9, dengan AUC sebesar 0,94, kedua model tersebut berkinerja baik dan mendekati nilai sempurna (1,0). Hal tersebut menunjukkan bahwa IndoBERT dan SVM memiliki kemampuan diskriminasi yang sangat kuat dalam membedakan antara kelas sentimen positif, netral, dan negatif.

Meskipun keduanya memiliki nilai AUC yang sama, jika diperhatikan pada area False Positive Rate antara 0,0 dan 0,3, kurva IndoBERT sedikit berada di atas kurva SVM. Hal ini menunjukkan bahwa pada tahap awal deteksi, IndoBERT mampu memberikan tingkat True Positive yang sedikit lebih tinggi dengan tingkat kesalahan yang lebih rendah. Perbedaan tersebut menunjukkan bahwa IndoBERT lebih efektif dalam mengenali sentimen, khususnya pada kelas sentimen netral dan negatif yang memiliki konteks kalimat yang lebih kompleks. Namun, seiring bertambahnya data, kedua kurva saling mendekat dan menunjukkan konsistensi performa yang stabil. Selanjutnya, evaluasi dilakukan dengan melatih dan menguji model secara bergantian menggunakan K-Fold Cross Validation.

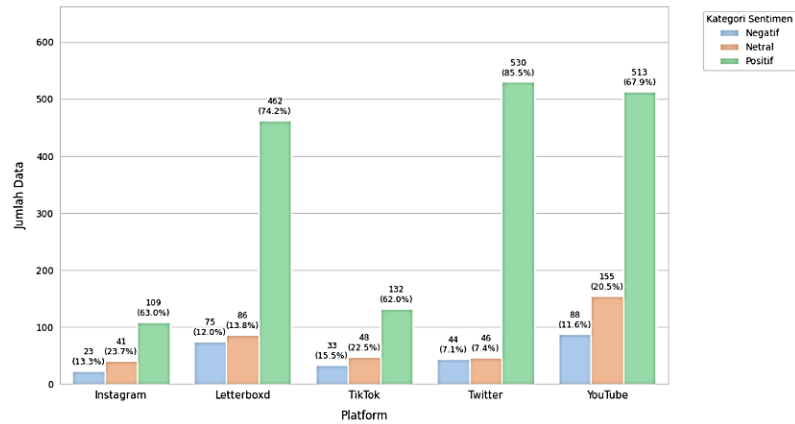
Tabel 6. Hasil Pengujian dengan K-Fold Cross Validation

Fold	SVM				IndoBERT			
	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
1	0.82	0.81	0.82	0.82	0.87	0.87	0.87	0.87
2	0.84	0.83	0.84	0.83	0.87	0.88	0.87	0.87
3	0.81	0.81	0.82	0.80	0.86	0.87	0.86	0.86

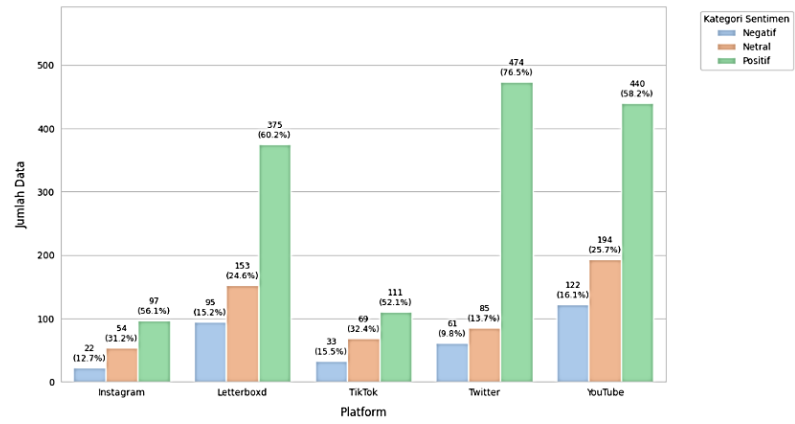
	SVM				IndoBERT			
4	0.81	0.80	0.81	0.79	0.86	0.86	0.86	0.86
5	0.81	0.80	0.81	0.79	0.86	0.85	0.85	0.85

Berdasarkan Tabel 6, hasil pengujian menunjukkan bahwa model SVM dan IndoBERT memiliki performa yang relatif stabil pada setiap fold pengujian. Model SVM mampu menghasilkan kinerja yang cukup konsisten, di mana nilai semua metrik evaluasi tidak mengalami perbedaan yang signifikan antar-fold. Hal ini menunjukkan bahwa model SVM memiliki tingkat konsistensi yang cukup baik dalam mengklasifikasikan sentimen. Namun, pada beberapa fold tertentu terlihat sedikit penurunan performa. Kondisi ini kemungkinan disebabkan oleh perbedaan distribusi data pada masing-masing fold, sehingga model mengalami keterbatasan dalam mengenali pola sentimen secara optimal pada beberapa subset data.

Sementara itu, model IndoBERT menunjukkan performa yang lebih baik sekaligus lebih stabil dibandingkan model SVM pada seluruh fold pengujian. Nilai metrik evaluasi yang dihasilkan cenderung konsisten pada setiap fold, yang menunjukkan bahwa model IndoBERT memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik dalam mengklasifikasikan data sentimen pada beragam variasi pembagian data. Konsistensi tersebut juga mengindikasikan bahwa model IndoBERT lebih mampu menangkap pola dan konteks dalam data, sehingga performanya tetap terjaga meskipun diuji pada subset data yang berbeda.



Gambar 10. Distribusi Sentimen Kelima Platform Menggunakan SVM



Gambar 11. Distribusi Sentimen Kelima Platform Menggunakan IndoBERT

Berdasarkan Gambar 10 dan 11, sentimen positif mendominasi di seluruh platform. Platform X (Twitter) menunjukkan persentase sentimen positif tertinggi pada SVM dan IndoBERT, diikuti oleh Letterboxd. Platform YouTube juga didominasi oleh sentimen positif, namun mencatat sentimen netral dan negatif yang cukup signifikan. Dominasi sentimen positif di seluruh platform menunjukkan bahwa film Penyalin Cahaya memperoleh penerimaan tinggi dari penonton serta berhasil membangun simpati dan dukungan terhadap isu yang diangkat. Munculnya sentimen netral menunjukkan adanya komentar yang bersifat informatif, sedangkan sentimen negatif mencerminkan sudut pandang kritis dari sebagian penonton. Di sisi lain, munculnya sentimen negatif ini juga dipicu oleh diskusi publik mengenai isu eksternal film, yaitu keterlibatan salah satu penulis naskah (co-writer) dalam kasus kekerasan seksual. Fakta ini memicu reaksi dari sebagian penonton yang mempertanyakan nilai moral di balik produksi film tersebut, mengingat tema yang

diangkat adalah pembelaan terhadap para penyintas. Meskipun terdapat cukup banyak kritik, hal tersebut tidak sampai mendominasi opini publik secara keseluruhan, karena mayoritas penonton tetap memberikan apresiasi tinggi. Selain itu, distribusi sentimen yang dihasilkan oleh SVM menunjukkan pola yang serupa dengan IndoBERT. Temuan tersebut mendukung distribusi sentimen yang peneliti peroleh dari kelima platform, di mana sentimen positif juga mendominasi dibandingkan dengan sentimen netral dan negatif.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengukuran, model Support Vector Machine (SVM) dan Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) menunjukkan kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan sentimen pada komentar terkait film *Penyalin Cahaya*. Kedua model mampu mengidentifikasi ketiga kelas sentimen secara efektif. IndoBERT memperoleh nilai *accuracy* sebesar 0.85 dan *F1-Score* sebesar 0.80, lebih tinggi dibandingkan SVM dengan *accuracy* 0.82 dan *F1-Score* 0.74. Selain itu, kedua model memperoleh nilai Area Under the Curve (AUC) sebesar 0.94, yang menunjukkan performa klasifikasi yang sangat baik. Berdasarkan hasil pengujian, terdapat perbedaan kinerja antara kedua model, di mana BERT menunjukkan performa yang lebih unggul dan konsisten dalam memahami konteks kalimat sehingga mampu mengurangi kesalahan klasifikasi, dibandingkan dengan SVM yang lebih bergantung pada representasi kata. Selain itu, kecenderungan opini publik terhadap isu yang diangkat dalam film *Penyalin Cahaya* didominasi oleh sentimen positif yang mencerminkan apresiasi terhadap kualitas film serta dukungan terhadap isu kekerasan seksual yang diangkat, meskipun masih ditemukan sentimen netral dan negatif di beberapa platform.

Berdasarkan hasil tersebut, penggunaan Indonesian Bidirectional Encoder Representations from Transformers (IndoBERT) dapat menjadi pilihan yang lebih sesuai ketika diperlukan pemahaman konteks yang lebih dalam pada data teks berbahasa Indonesia, sementara SVM masih dapat digunakan sebagai pendekatan yang lebih ringan dengan performa yang cukup kompetitif. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk melakukan proses optimasi model, seperti pengaturan hyperparameter pada IndoBERT serta penggunaan kernel lain pada SVM, untuk meningkatkan kemampuan klasifikasi sentimen. Selain itu, proses pelabelan data dapat ditingkatkan dengan mengombinasikan pelabelan otomatis dan validasi manual, sehingga kualitas dataset menjadi lebih akurat dan mampu mendukung peningkatan kinerja model.

REFERENSI

- [1] A. Syahrul Huda and S. Solli Nafsika, "Film Sebagai Media dalam Mengubah Cara Pandang Manusia dalam Prinsip Kemanusiaan," 2023.
- [2] R. Febriannur Rachman, "Representasi Dalam Film."
- [3] U. Bhayangkara Surabaya, "Analisis Isi Mengenai Kekerasan Seksual pada Film Like & Share 1** Nur Aida Safitri, 2 Ita Nurlita".
- [4] N. Alita Darawangi Tuhepaly and S. Aminda Mazaid, "Analisis Semiotika John Fiske Mengenai Representasi Pelecehan Seksual Pada Film *Penyalin Cahaya*," vol. 5, no. 2, p. 233, 2022.
- [5] A. Trihastuti and F. L. Nuqul, "Menelaah Pengambilan Keputusan Korban Pelecehan Seksual Dalam Melaporkan Kasus Pelecehan Seksual."
- [6] P. M. Jannah, "Pelecehan Seksual, Seksisme dan Bystander," *Psikobuletin: Buletin Ilmiah Psikologi*, vol. 2, no. 1, p. 61, Feb. 2021, doi: 10.24014/pib.v2i1.12023.
- [7] Play Stop Rewatch, "Review Film *Penyalin Cahaya* : Menguras, Menutup, dan Mengubur si Medusa.," Kumparan, 2021. [Online]. Available: <https://kumparan.com>.
- [8] D. Ramdani, M. Irfan, and N. Lukman, "Perbandingan Kinerja IndoBERT, IndoRoBERTa dan NusaBERT dalam Analisis Sentimen Isu LGBT di Media Sosial X," *INTERNAL (Information System Journal)*, vol. 8, no. 2, pp. 91–107, doi: 10.32627.
- [9] Elvika Alya Junita and Ryan Randy Suryono, "Analisis Sentimen Hate Speech Mengenai Calon Wakil Presiden Indonesia Menggunakan Algoritma Bert," *JIPi (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, vol. 9, no. 4, pp. 2054–2063, Nov. 2024, doi: 10.29100/jipi.v9i4.5544.
- [10] L. Geni, E. Yulianti, and D. I. Sensuse, "Sentiment Analysis of Tweets Before the 2024 Elections in Indonesia Using Bert Language Models," *Jurnal Ilmiah Teknik Elektro Komputer dan Informatika*, vol. 9, no. 3, pp. 746–757, Aug. 2023, doi: 10.26555/jiteki.v9i3.26490.
- [11] A. Yoga Pratama, G. Ananda Sanjaya, N. Khairunisa Lubis, and M. Ranga Aditya, "Analisis Sentimen Publik Terkait Danantara Menggunakan Algoritma IndoBERT pada Platform Media Sosial," vol. 9, p. 2025, doi: 10.47002/metik.v9i1.1055.
- [12] M. F. Kono, I. N. Fajri, and Y. Pristyanto, "Public Sentiment Analysis on Corruption Issues in Indonesia Using IndoBERT Fine-Tuning, Logistic Regression, and Linear SVM," 2025. [Online]. Available: <http://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC>
- [13] C. Apriyadi and S. Styawati, "Sentiment Analysis of Cyber Attacks in Bank Syariah Indonesia Using SVM and Indobert Method," *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, vol. 6, no. 2, pp. 819–838, Apr. 2025, doi: 10.52436/1.jutif.2025.6.2.2636.

- [14] Nida Nur Aini Aryanti and Ozzi Suria, “Analisis Sentimen Terhadap Pemutusan Hubungan Kerja Di Indonesia : Komparasi Indobert Dengan Svm, Random Forest, Dan Decision Tree Dengan Optimasi Tf - Idf,” *Rabit : Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi Univrab*, vol. 10, no. 2, pp. 1158–1176, Jul. 2025, doi: 10.36341/rabit.v10i2.6364.
- [15] H. Sapta Mawar and M. Rahardi, “Sentiment Analysis of the TPKS Law on Twitter: A Comparative Study of Classification Algorithm Performance,” 2025. [Online]. Available: <http://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC>
- [16] S. Shafwah and H. Al Azies, “Komparasi SVM dan IndoBERT dalam Klasifikasi Sentimen Program Makanan Bergizi Gratis,” *JTERA (Jurnal Teknologi Rekayasa)*, vol. 10, no. 2, p. 105, Jan. 2026, doi: 10.31544/jtera.v10.i2.2025.105-112.
- [17] S. Khairunnisa, A. Adiwijaya, and S. Al Faraby, “Pengaruh Text Preprocessing terhadap Analisis Sentimen Komentar Masyarakat pada Media Sosial Twitter (Studi Kasus Pandemi COVID-19),” *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, vol. 5, no. 2, p. 406, Apr. 2021, doi: 10.30865/mib.v5i2.2835.
- [18] Nikmatun Aliyah Salsabila; Yosef Ardhito Winatmoko; Ali Akbar Septiandri; Ade Jama, “Kamus Alay - Colloquial Indonesian Lexicon,” GitHub Repository. [Online]. Available: <https://github.com/nasalsabila/kamus-alay>.
- [19] S. E. L. and E. K. Bird, *Natural Language Processing with Python*. O’Reilly Media Inc., 2009.
- [20] R. K. Librian Andy, “Sastrawi High quality PHP library for stemming words in Indonesian Language (Bahasa),” GitHub Repository. [Online]. Available: <https://github.com/sastrawi/sastrawi>
- [21] F. Koto and G. Y. Rahmaningtyas, “Inset lexicon: Evaluation of a word list for Indonesian sentiment analysis in microblogs,” in *Proceedings of the 2017 International Conference on Asian Language Processing, IALP 2017*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Jul. 2017, pp. 391–394. doi: 10.1109/IALP.2017.8300625.
- [22] J. Homepage *et al.*, “MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science Sentiment Analysis of Online Lectures in Indonesia from Twitter Dataset Using InSet Lexicon Analisis Sentimen terhadap Perkuliahan Daring di Indonesia dari Twitter Dataset Menggunakan InSet Lexicon,” vol. 1, pp. 24–33, 2021.
- [23] B. Wilie *et al.*, “IndoNLU: Benchmark and Resources for Evaluating Indonesian Natural Language Understanding.” Hugging Face Repository. [Online]. Available: <https://huggingface.co/indobenchmark/indobert-large-p2>.
- [24] F. H. Ilya Loshchilov, “AdamW optimizer for Keras,” GitHub Repository. [Online]. Available: https://github.com/GLambard/AdamW_Keras.
- [25] D. Ramadhan Alfinsyah and B. Pilu Hartato, “Evaluating the Impact of Random Over Sampling on IndoBERT Performance for Indonesian Sentiment Analysis,” 2025. [Online]. Available: <http://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC>
- [26] S. Puad and A. Susilo Yuda Irawan, “Analisis Sentimen Masyarakat Pada Twitter Terhadap Pemilihan Umum 2024 Menggunakan Algoritma Naïve Bayes,” 2023.
- [27] D. Farah Zhafira, B. Rahayudi, and P. Korespondensi, “Analisis Sentimen Kebijakan Kampus Merdeka Menggunakan Naive Bayes Dan Pembobotan Tf-Idf Berdasarkan Komentar Pada Youtube,” 2021.
- [28] N. Blesyova and F. Nur Hasan, “Analisis Sentimen Terhadap Bea Cukai Menggunakan Support Vector Machine Dan K-Fold Cross Validation,” 2024.