

Analisis Perbandingan TF-IDF, *FastText*, dan BERT pada Model *Support Vector Machine* untuk Klasifikasi Sentimen Komentar *Folkative*

Rystiana Pratiwi¹, Moh. Dasuki², Reni Umilasari³

^{1,2,3}) Program Studi Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Jember
Jl. Karimata No. 49, Kelurahan Summersari, Kecamatan Summersari, Kabupaten Jember,
Jawa Timur

Email: laurarystiana@gmail.com, moh.dasuki22@unmuhjember.ac.id,
reniumilasari@unmuhjember.ac.id

ABSTRAK

Analisis sentimen pada media sosial memiliki tantangan tersendiri karena penggunaan bahasa informal, bahasa gaul, sarkasme, dan kesalahan dalam penulisan yang umum ditemukan pada platform seperti *Instagram*. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan dan membandingkan tiga metode representasi fitur teks, yaitu TF-IDF sebagai *baseline* serta *word embedding FastText* dan BERT (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*), pada model *Support Vector Machine* (SVM) untuk klasifikasi sentimen komentar akun *Instagram Folkative*. Data yang digunakan berjumlah 11.914 komentar yang telah melalui proses *pre-processing*. Untuk pelabelan data, digunakan metode semi-otomatis berbasis *lexicon-based* yang divalidasi oleh pakar Bahasa Indonesia. Optimasi model dilakukan menggunakan *GridSearchCV* dan validasi model melalui *Stratified 5-Fold Cross Validation*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa TF-IDF dengan SVM memperoleh performa terbaik dengan akurasi 87,61% menggunakan kernel RBF, diikuti *FastText* dengan SVM sebesar 87,54% menggunakan kernel RBF, dan BERT dengan SVM sebesar 86,38% menggunakan kernel RBF. Hasil ini menunjukkan bahwa metode yang lebih sederhana tetap dapat memberikan hasil terbaik apabila sesuai dengan karakteristik data. TF-IDF lebih efektif dalam mengklasifikasikan komentar karena komentar pada akun *Instagram Folkative* cenderung singkat dan mengandung kata sentimen yang eksplisit, sedangkan *FastText* dan BERT belum mampu memberikan peningkatan performa yang lebih tinggi pada dataset ini..

Kata kunci: Analisis sentimen, TF-IDF, *FastText*, BERT, *Support Vector Machine*

ABSTRACT

Sentiment analysis on social media presents its own challenges due to the use of informal language, slang, sarcasm, and typos commonly found on platforms like Instagram. This study aims to apply and compare three text feature representation methods, namely TF-IDF as a baseline and FastText word embedding and BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers), on a Support Vector Machine (SVM) model for sentiment classification of comments on the Folkative Instagram account. The data used amounted to 11,914 comments that had gone through a pre-processing process. For data labeling, a semi-automatic lexicon-based method was used that was validated by Indonesian language experts. Model optimization was performed using GridSearchCV and model validation through Stratified 5-Fold Cross Validation. The results showed that TF-IDF with SVM achieved the best performance with an accuracy of 87.61% using the RBF kernel, followed by FastText with SVM at 87.54% using the RBF kernel, and BERT with SVM

at 86.38% using the RBF kernel. These results demonstrate that simpler methods can still provide superior results if they match the characteristics of the data. TF-IDF was more effective in classifying comments because comments on the Folkative Instagram account tend to be short and contain explicit sentiment, while FastText and BERT were unable to provide significant performance improvements on this dataset.

Keywords: Sentiment analysis, TF-IDF, FastText, BERT, Support Vector Machine.

Pendahuluan

Media sosial, khususnya Instagram, telah menjadi sarana utama penyebaran informasi sekaligus ruang diskusi publik. Akun *Folkative* merupakan salah satu akun informasi sosial dan budaya yang memiliki jutaan pengikut, sehingga komentar pengguna pada setiap unggahan mencerminkan beragam opini masyarakat terhadap isu-isu yang dibahas. Namun, karakteristik komentar di media sosial yang menggunakan bahasa informal, bahasa gaul, singkatan, kesalahan penulisan, dan sarkasme menjadi tantangan dalam proses analisis sentimen (Giachanou & Crestani, 2017).

Support Vector Machine (SVM) merupakan salah satu algoritma klasifikasi yang banyak digunakan pada analisis sentimen karena memiliki performa yang baik pada data teks (Wijaya et al., 2021). Meskipun demikian, kinerja SVM sangat dipengaruhi oleh representasi fitur yang digunakan. Representasi berbasis TF-IDF masih banyak diterapkan karena sederhana dan efektif, tetapi memiliki keterbatasan dalam menangkap hubungan semantik antar kata (Dang et al., 2020). Sebagai alternatif, metode *word embedding* seperti *FastText* dan BERT mampu menghasilkan representasi kata yang lebih kontekstual. *FastText* memanfaatkan informasi *subword* sehingga efektif menangani kata tidak baku dan *out-of-vocabulary* (Joulin et al., 2017), sedangkan BERT mampu memahami konteks dua arah sehingga lebih baik dalam merepresentasikan makna kata pada suatu kalimat (Devlin et al., 2018).

Beberapa penelitian terdahulu menunjukkan bahwa SVM menghasilkan performa yang tinggi pada berbagai kasus analisis sentimen. (Luqyana et al., 2018) memperoleh akurasi 90% pada klasifikasi komentar *Instagram* menggunakan SVM. (Putra et al., 2024) melaporkan bahwa kombinasi *FastText* dan SVM mencapai akurasi 91%, sedangkan penelitian Metode et al. (2025) menunjukkan bahwa BERT unggul dalam memahami konteks linguistik meskipun memerlukan sumber daya komputasi yang lebih besar. Meskipun demikian, penelitian yang membandingkan TF-IDF, *FastText*, dan BERT secara langsung pada model SVM untuk klasifikasi sentimen komentar *Instagram* masih terbatas, khususnya pada data berbahasa Indonesia.

Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini berfokus pada perbandingan tiga metode representasi fitur, yaitu TF-IDF sebagai *baseline*, *FastText*, dan BERT pada model SVM untuk klasifikasi sentimen komentar *Instagram Folkative*. Penelitian dibatasi pada klasifikasi sentimen positif dan negatif menggunakan komentar hasil *web scraping* yang telah melalui tahap *pre-processing* serta pelabelan semi-otomatis berbasis *lexicon* yang divalidasi oleh pakar bahasa. Evaluasi model dilakukan menggunakan *GridSearchCV* dan *Stratified 5-Fold Cross Validation* dengan metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi dalam menentukan representasi fitur yang paling efektif untuk meningkatkan performa klasifikasi sentimen pada komentar

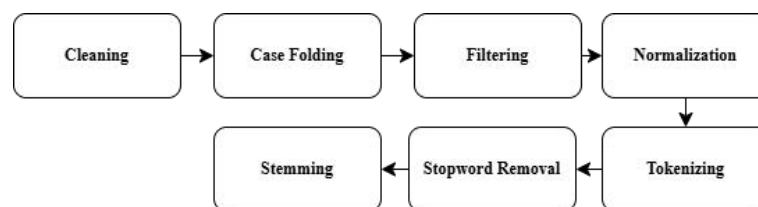
media sosial berbahasa Indonesia serta menjadi referensi bagi pengembangan penelitian analisis sentimen selanjutnya.

Metode Penelitian

Penelitian ini menerapkan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen komparatif untuk mengevaluasi kinerja tiga representasi fitur yakni TF-IDF, *FastText*, dan BERT dalam mengklasifikasikan sentimen komentar pada akun *Instagram Folkative* menggunakan model *Support Vector Machine* (SVM).

Pengumpulan dan Pra-pemrosesan Data

Data diperoleh dari 26 unggahan dengan total 26.795 komentar yang dikumpulkan melalui teknik *web scraping* berbasis pustaka *Instagrapi*. Data mentah diproses melalui dua tahap utama, yaitu *pre-processing* dan pelabelan. Tahap *pre-processing* terdiri dari tujuh langkah berurutan yaitu, *cleaning*, *case folding*, *filtering*, *normalization*, *tokenization*, *stopword removal*, dan *stemming*.



Gambar 1. *Pre-processing*

Pelabelan dan Validasi Dataset

Sentimen data dilabeli secara semi-otomatis menggunakan *Indonesian Sentiment Lexicon* (InSet) dan divalidasi oleh pakar bahasa untuk memastikan akurasi interpretasi. Setelah dilakukan penyaringan untuk menghapus komentar bernada netral, dataset akhir yang digunakan berjumlah 11.914 komentar, yang terdiri atas 8.886 komentar negatif dan 3.028 komentar positif.

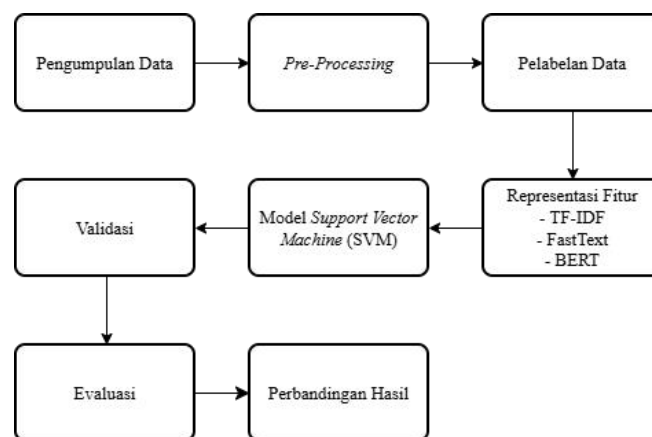
Representasi Fitur

Penelitian ini membandingkan tiga metode representasi teks, yaitu TF-IDF, *FastText*, dan BERT. TF-IDF digunakan sebagai metode pembanding karena hanya merepresentasikan frekuensi kemunculan kata tanpa menangkap konteks semantik. *FastText* dipilih karena kemampuannya merepresentasikan kata melalui pendekatan *subword* (*n-gram* karakter), sehingga mampu menghasilkan representasi yang relevan meskipun kata tersebut tidak terdapat dalam korpus pelatihan (*out-of-vocabulary*), pada penelitian ini digunakan kombinasi *bigram* kata untuk mempertahankan konteks antar kata. BERT, khususnya model *pretrained IndoBERTweet* (*indolem/indobertweet-base-uncased*), digunakan untuk menghasilkan representasi bidireksional yang lebih memahami makna kontekstual komentar; proses *embedding* dilakukan melalui tokenisasi, ekstraksi *input_ids* dan *attention_mask*, kemudian *mean pooling* untuk memperoleh satu vektor representasi per komentar.

Klasifikasi, Validasi, dan Evaluasi

Selanjutnya diklasifikasikan menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM), yang bekerja dengan mencari *hyperplane* optimal berdasarkan margin maksimum antara kelas positif dan negatif. Validasi model dilakukan dengan *Stratified 5-Fold Cross Validation*, yang menjaga proporsi kelas sentimen tetap seimbang pada setiap *fold* guna menghindari bias akibat distribusi data yang tidak seimbang.

Evaluasi performa model dilakukan menggunakan *confusion matrix* untuk menghitung empat metrik utama: akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*, guna menilai secara komprehensif kemampuan model dalam mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif pada data komentar Instagram. Gambar 2 berikut merupakan alur pada penelitian ini.



Gambar 2.Diagram alur penelitian

Hasil dan Pembahasan

Karakteristik Data dan Distribusi Label

Proses scraping pada 26 unggahan isu sosial akun *Instagram Folkative* menghasilkan 26.795 komentar mentah. Setelah dilakukan penghapusan data kosong dan tahap *pre-processing* (*cleaning, case folding, filtering, normalisasi, tokenisasi, stopwords removal, dan stemming*), jumlah data yang layak dianalisis menyusut menjadi 17.967 komentar. Reduksi data pada setiap tahap disajikan pada Tabel 1.

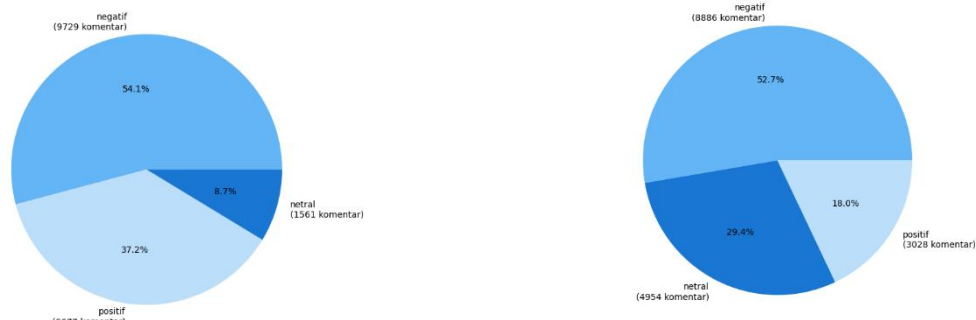
Tabel 1. Penyajian dataset

Tahapan	Jumlah Data
Data Awal	26.795
Penghapusan Data Kosong	25.826
<i>Pre-Processing</i>	17.967
Pelabelan Otomatis	17.967
Pelabelan Manual	17.967
Label Akhir	11.914

Pelabelan otomatis berbasis *lexicon InSet* menghasilkan proporsi sentimen negatif 54,15%, positif 37,16%, dan netral 8,69%. Setelah divalidasi oleh pakar bahasa Indonesia dan komentar duplikat/berbahasa asing dihapus, proporsi bergeser menjadi negatif 52,7%, netral 29,4%, dan positif 18,0% dari 16.868 komentar. Karena penelitian ini hanya memfokuskan pada polaritas yang tegas, label netral dikeluarkan sehingga data final yang digunakan untuk pemodelan berjumlah 11.914 komentar.

Tabel 2. Distribusi pelabelan

Label	Jumlah Lexicon	Lexicon (%)	Jumlah pakar	Pakar (%)
negatif	9729	54.15	8886	52.7
netral	1561	8.59	4954	29.4
positif	6677	37.16	3028	18.0



Gambar 3. Pelabelan otomatis dan pelabelan validasi pakar

Pergeseran signifikan pada label netral dari 8,7% menjadi 29,4% mengindikasikan bahwa pendekatan *lexicon-based* rentan salah mengklasifikasikan komentar bersentimen lemah atau ambigu sebagai polaritas tegas, sehingga validasi oleh pakar bahasa terbukti penting sebagai mekanisme koreksi sebelum data digunakan untuk pemodelan

Representasi Fitur

Penelitian ini menerapkan tiga metode ekstraksi fitur untuk mentransformasi teks komentar menjadi representasi numerik sebagai input bagi model *Support Vector Machine* (SVM). Metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) digunakan untuk mengukur bobot kepentingan kata berdasarkan frekuensi, sementara *FastText* (dengan parameter *vector size* 100, *window size* 5, dan *skip-gram*) digunakan untuk menangkap hubungan semantik melalui *mean embedding* dari rata-rata vektor kata. Selain itu, model BERT diimplementasikan untuk menghasilkan *embedding* kontekstual yang menangkap makna mendalam berdasarkan relasi antar kata dalam kalimat. Ketiga pendekatan ini diintegrasikan ke dalam arsitektur SVM untuk membandingkan efektivitas setiap representasi fitur dalam merepresentasikan karakteristik sentimen pada dataset komentar *Instagram*

Pemodelan SVM, Validasi, dan Evaluasi

Pengujian model dilakukan menggunakan optimasi *GridSearchCV* dan validasi *Stratified 5-Fold Cross Validation*. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model TF-IDF +

SVM menunjukkan performa tertinggi dengan akurasi sebesar 87,61%. Hasil ini diikuti oleh *FastText* + SVM dengan akurasi 87,54%, sedangkan BERT + SVM memperoleh akurasi 86,38%. Dengan demikian, pada dataset komentar *Instagram Folkative* yang digunakan dalam penelitian ini, representasi fitur TF-IDF masih mampu memberikan performa klasifikasi yang lebih baik dibandingkan *FastText* dan BERT. Berikut hasil perbandingan ketiga representasi fitur yaitu TF-IDF, *FastText*, dan BERT.

Tabel 3. Perbandingan evaluasi kelas negatif

Metode	Presicion	Recall	F1-Score
TF-IDF	0.89	0.95	0.92
<i>FastText</i>	0.88	0.96	0.92
BERT	0.88	0.94	0.91

Tabel 4. Perbandingan evaluasi kelas positif

Metode	Presicion	Recall	F1-Score
TF-IDF	0.81	0.67	0.73
<i>FastText</i>	0.84	0.63	0.72
BERT	0.78	0.64	0.71

Tabel 5. Perbandingan akurasi

Metode	Kernel	Accuracy
TF-IDF	RBF	0.8761
<i>FastText</i>	RBF	0.8754
BERT	RBF	0.8638

Temuan ini menunjukkan bahwa representasi fitur memiliki pengaruh terhadap performa SVM. TF-IDF hanya mempertimbangkan frekuensi kemunculan kata sehingga tidak menangkap hubungan semantik antar kata (Dang et al., 2020). Komentar Instagram yang cenderung singkat, lugas, dan mengandung kata sentimen eksplisit lebih cocok direpresentasikan menggunakan TF-IDF. *FastText* mampu menghasilkan representasi kata yang lebih baik karena memanfaatkan informasi *subword*, sehingga tetap dapat mengenali kata tidak baku, singkatan, dan kesalahan penulisan yang umum ditemukan pada komentar media sosial.

Sementara itu, BERT tidak memberikan hasil terbaik meskipun memiliki kemampuan memahami konteks secara dua arah (Devlin et al., 2018). Kondisi ini menunjukkan bahwa kompleksitas representasi fitur tidak selalu berbanding lurus dengan peningkatan akurasi. Pada penelitian ini, karakteristik komentar yang relatif pendek serta dominasi ekspresi sentimen yang eksplisit menyebabkan keunggulan kontekstual BERT belum dapat dimanfaatkan secara optimal. Selain itu, penggunaan BERT sebagai *feature extractor* tanpa proses *fine-tuning* juga membatasi kemampuan model dalam beradaptasi terhadap karakteristik dataset.

Kontribusi penelitian ini terletak pada penyajian perbandingan langsung antara TF-IDF, *FastText*, dan BERT pada model SVM menggunakan dataset komentar Instagram berbahasa Indonesia yang telah melalui validasi pakar. Hasil tersebut memberikan bukti empiris bahwa pemilihan representasi fitur perlu disesuaikan dengan karakteristik data, sehingga metode yang lebih kompleks tidak selalu menjadi pilihan terbaik untuk analisis sentimen pada media sosial.

Simpulan

Penelitian ini berhasil membandingkan kinerja representasi fitur TF-IDF, *FastText*, dan BERT pada model *Support Vector Machine* (SVM) untuk klasifikasi sentimen komentar akun *Instagram Folkative*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa TF-IDF memberikan performa yang lebih unggul dengan akurasi sebesar 87.61% disusul dengan *FastText* dengan akurasi 87,54%, dan BERT sebesar 86,38%. Temuan tersebut menjawab tujuan penelitian bahwa pemilihan representasi fitur berpengaruh terhadap performa klasifikasi sentimen, serta menunjukkan bahwa TF-IDF memberikan performa klasifikasi yang paling baik, diikuti oleh *FastText*, sedangkan BERT memperoleh hasil yang paling rendah. Temuan ini menegaskan bahwa representasi fitur yang lebih sederhana tetap dapat menghasilkan kinerja yang optimal apabila sesuai dengan karakteristik data komentar *Instagram* yang cenderung singkat, lugas, dan banyak memuat kata sentimen secara eksplisit. Dengan demikian, hasil penelitian ini memperlihatkan bahwa efektivitas representasi fitur sangat bergantung pada kesesuaian metode dengan karakteristik data yang dianalisis.

Penelitian ini memberikan kontribusi empiris mengenai efektivitas representasi fitur pada klasifikasi sentimen berbahasa Indonesia, khususnya pada komentar media sosial yang telah divalidasi oleh pakar. Meskipun demikian, penelitian ini masih memiliki keterbatasan pada penggunaan satu sumber data, klasifikasi dua kelas sentimen, serta BERT yang digunakan sebagai *feature extractor* tanpa proses *fine-tuning*. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya dapat menggunakan dataset yang lebih beragam, menerapkan klasifikasi multikelas, serta mengeksplorasi *fine-tuning* BERT atau model representasi bahasa terbaru untuk memperoleh performa klasifikasi yang lebih optimal.

Daftar Pustaka

- Dang, N. C., Moreno-García, M. N., & De la Prieta, F. (2020). Sentiment analysis based on deep learning: A comparative study. *Electronics (Switzerland)*, 9(3). <https://doi.org/10.3390/ELECTRONICS9030483>
- Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., & Toutanova, K. (2018). 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, 4171–4186. <https://arxiv.org/pdf/1810.04805>
- Giachanou, A., & Crestani, F. (2017). Like it or not: A survey of Twitter sentiment analysis methods. *ACM Computing Surveys*, 49(2). <https://doi.org/10.1145/2938640>
- Joulin, A., Grave, É., Bojanowski, P., & Mikolov, T. (2017). Bag of Tricks for Efficient Text Classification. In *the Association for Computational Linguistics* (Vol. 2, pp. 427–431). <https://aclanthology.org/E17-2068/>

- Luqyana, W. A., Cholissodin, I., & Perdana, R. S. (2018). Analisis Sentimen Cyberbullying Pada Komentar Instagram dengan Metode Klasifikasi Support Vector Machine dengan mengimplementasikan algoritma Lexicon Based Features. Berdasarkan. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer (J-PTIHK) Universitas Brawijaya*, 2(11), 4704–4713.
- Metode, I., Dan, B., & Pada, S. V. M. (2025). *Analisis Sentimen Game Genshin Impact*. 5, 52–60.
- Putra, F., Muhammad Ihsan, R., Fulaila Tahiyat, H., Efrizoni, L., & Rahmadden. (2024). Evaluation Of Gojek Application Performance Through User Review Word Classification Using The SVM Method. *Techno.COM*, 23(3), 704–715.
- Wijaya, T. N., Indriati, R., & Muzaki, M. N. (2021). Analisis Sentimen Opini Publik Tentang Undang-Undang Cipta Kerja Pada Twitter. *Jambura Journal of Electrical and Electronics Engineering*, 3(2), 78–83. <https://doi.org/10.37905/JJEEE.V3I2.10885>