IJCSR: The Indonesian Journal of Computer Science Research
E-ISSN 2963-9174 **DOI prefix** 10.37905
Volume 4, No. 2 Juli 2025
https://subset.id/index.php/IJCSR

Perbandingan Algoritma Machine Learning Dalam Analisis Sentimen Isu Gempa Megathrust

Ewanda Herdika Septa Aulia[1,b)], Erna Daniati*[2,a)], Muhammad Najibulloh Muzaki[3,c)]

[a)] Sistem Informasi
Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer
Universitas Nusantara PGRI Kediri

Author Emails
[2)] Corresponding author: *ernadaniati@unpkediri.ac.id*
[1)] *ewandaherdika@gmail.com*
[3)] *m.n.muzaki@gmail.com*

Abstract. *The issue of megathrust earthquakes has become a significant public concern considering its potential for major impacts in the Indonesian region. The increasing public awareness and concern about this issue is reflected in the many discussions on various social media platforms, especially YouTube. Seeing this phenomenon, this study was conducted to analyze and classify public sentiment towards videos with the theme of megathrust earthquakes. The main objective of this study is to examine public perception through comments on YouTube using a machine learning approach. This study uses three main algorithms, namely Support Vector Machine with three types of kernels, namely linear, RBF, and polynomial; Naive Bayes with Bernoulli and Multinomial; and Decision Tree. Data were collected through scraping techniques in the comments column of relevant YouTube videos, with a total data of 4337 comments. The analysis process was carried out through nine stages, namely data collection, text preprocessing, sentiment labeling using the VADER lexicon, word weighting using TF-IDF, data balancing with SMOTE, feature selection with mutual information, classification model creation, model performance evaluation, and result analysis. Model performance evaluation was carried out using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. The results show that the SVM algorithm with a linear kernel provides the best performance with an accuracy of 87%. This finding confirms that the machine learning approach is effective in analyzing public opinion on disaster issues, and can be a basis for making disaster risk mitigation policies based on public perception.*

Keywords**:** *Classification, Megathrust Earthquake , Machine Learning, Sentiment Analysis, Social Media YouTube*

Abstraksi. Isu gempa *megathrust* menjadi perhatian publik yang signifikan mengingat potensi dampaknya yang besar di wilayah Indonesia. Meningkatnya kesadaran dan kekhawatiran masyarakat terhadap isu ini tercermin dari banyaknya diskusi di berbagai *platform* media sosial, khususnya *YouTube*. Melihat fenomena tersebut, penelitian ini dilakukan untuk menganalisis dan mengklasifikasikan sentimen publik terhadap video bertema gempa *megathrust*. Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk mengkaji persepsi masyarakat melalui komentar di *YouTube* menggunakan pendekatan *machine learning*. Penelitian ini menggunakan tiga algoritma utama, yaitu *Support Vector Machine* dengan tiga jenis kernel yaitu *linear, RBF, dan polynomial*; *Naive Bayes* dengan *Bernoulli* dan *Multinomial*; serta *Decision Tree*. Data dikumpulkan melalui teknik *scraping* pada kolom komentar video *YouTube* yang relevan, dengan total data sebanyak 4337 komentar. Proses analisis dilakukan melalui sembilan tahap, yaitu pengumpulan data, *preprocessing* teks, pelabelan sentimen menggunakan *lexicon VADER*, pembobotan kata menggunakan *TF-IDF*, penyeimbangan data dengan *SMOTE*, seleksi fitur dengan *mutual information*, pembuatan model klasifikasi, evaluasi kinerja model, dan analisis hasil. Evaluasi performa model dilakukan menggunakan metrik *accuracy, precision, recall, dan F1-score*. Hasil menunjukkan bahwa algoritma *SVM* dengan kernel *linear* memberikan performa terbaik dengan akurasi mencapai 87%. Temuan ini mengonfirmasi bahwa

IJCSR: The Indonesian Journal of Computer Science Research
E-ISSN 2963-9174 **DOI prefix** 10.37905
Volume 4, No. 2 Juli 2025
https://subset.id/index.php/IJCSR

pendekatan *machine learning* efektif untuk menganalisis opini publik terhadap isu kebencanaan, serta dapat menjadi landasan dalam pengambilan kebijakan mitigasi risiko bencana berbasis persepsi masyarakat.

Kata Kunci : Analisis Sentimen, Gempa Megathrust, Klasifikasi, Machine Learning, Media Sosial YouTube

PENDAHULUAN

Penyebab Indonesia rentan terhadap bencana geologis adalah karena wilayahnya terletak di pertemuan tiga lempeng aktif yang berdampak sering terjadinya bencana alam gempa bumi dan tsunami [1]. Salah satu jenis gempa yang berpotensi menimbulkan dampak besar adalah gempa *megathrust,* yaitu gempa yang terjadi akibat subduksi lempeng tektonik dengan kekuatan sangat besar dan berisiko menimbulkan tsunami. Berdasarkan *website detik.com* gempa *megathrust* merupakan zona subduksi lempeng yang sangat luas dan memanjang dengan bagian dangkal yang memiliki sudut kemiringan landai, terdiri atas segmen-segmen aktif yang pergerakannya dapat memicu gempa bumi. Isu mengenai potensi gempa *megathrust*, terutama di wilayah selatan Jawa dan Sumatra sering menjadi perbincangan hangat di masyarakat.

Keberadaan internet memungkinkan pengguna untuk memperoleh informasi, mengakses berbagai layanan, dan menikmati hiburan dengan mudah hanya dalam beberapa klik [2]. Khususnya pada media sosial *YouTube*, menjadi salah satu sarana utama masyarakat dalam memperoleh informasi dan menyampaikan opini terkait isu gempa *megathrust*. *YouTube* menyediakan kolom komentar sebagai wadah bagi pengguna untuk memberikan opini, yang dapat dianalisis sebagai sentimen *positif*, *negatif*, maupun netral terhadap suatu tayangan. Oleh karena itu, analisis sentimen terhadap tersebut dapat memberikan informasi serta wawasan penting bagi pemerintah dan lembaga terkait dalam memahami respons publik. Analisis sentimen adalah metode yang digunakan untuk secara otomatis mengekstrak, memahami, dan mengolah data opini dalam teks guna menilai pandangan dari ulasan, komentar, atau tanggapan [3]. Tantangan dalam analisis sentimen adalah penyebaran pendapat yang sangat cepat dan beragamnya opini masyarakat, sehingga menjadikan analisis sentimen pada topik ini semakin penting.

Tantangan dalam analisis sentimen, seperti penyebaran pendapat yang sangat cepat dan beragamnya opini juga terjadi pada isu penting seperti gempa *megathrust*. Banyaknya komentar yang dihasilkan pada media sosial *Youtube* sering kali menggunakan bahasa non formal, sehingga sulit diolah secara manual. Kondisi ini menunjukkan pentingnya pendekatan analisis sentimen yang sistematis dan otomatis untuk mengungkap informasi berharga dari data tidak terstruktur yang menjadi dasar dilakukannya penelitian ini. Tahapan-tahapan yang akan dilakukan meliputi, pengumpulan data, *preprocessing* data, *labelling* data menggunakan *labelling Lexicon Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner (VADER)* dengan Algoritma *Suport Vector Machine (SVM), Naive Bayes*, dan *Decision Tree*.

Tujuan dilakukanya penelitian ini untuk memahami pola sentimen masyarakat terkait isu gempa *megathrust* melalui analisis komentar di media sosial *YouTube*. Dengan menerapkan metode pelabelan data menggunakan *lexicon VADER* serta memanfaatkan metode *machine learning*. Diharapkan penelitian ini dapat menambah wawasan mengenai persepsi publik terhadap isu gempa *megathrust* serta mengidentifikasi algoritma dengan performa terbaik dalam analisis sentimen.

TINJAUAN PUSTAKA

Gempa *Megathrust*

Mengutip sumber dari *Kompas.com Megathrust* merupakan proses geologi yang terjadi ketika dua lempeng tektonik bertemu, menyebabkan salah satu lempeng bergerak secara gradual ke bawah lempeng lainnya dan menghasilkan gesekan serta tumbukan signifikan yang berpotensi memicu aktivitas tektonik yang intens. Di wilayah ini, gempa bumi dengan magnitudo mencapai 9,0 *Skala Richter* berpotensi terjadi dan kekuatan besar dari gempa di zona *megathrust* dapat memicu tsunami dahsyat, sebagaimana yang pernah terjadi di Aceh pada tahun 2004.

IJCSR: The Indonesian Journal of Computer Science Research
E-ISSN 2963-9174 **DOI prefix** 10.37905
Volume 4, No. 2 Juli 2025
https://subset.id/index.php/IJCSR

Natural Language Processing

NLP adalah bagian ilmu dari kecerdasan buatan, NLP telah mengubah secara signifikan metode analisis data tekstual, memungkinkan peneliti mengidentifikasi pola dan hubungan yang sebelumnya sulit terungkap [4]. Analisis sentimen merupakan metode yang digunakan untuk mengolah teks secara otomatis guna mengidentifikasi dan mengelompokkan opini dari berbagai sumber [3]. Tahapan analisis sentimen meliputi pengumpulan data, *preprocessing*, *labelling*, pembobotan kata, *balancing* data, ekstrasi fitur, pembuatan model dan evaluasi [5].

Support Vector Machine

SVM merupakan metode yang efektif untuk klasifikasi data terutama saat menangani data dalam jumlah besar dan *non-linear*, keunggulannya terletak pada kemampuannya mengidentifikasi pola kompleks yang sulit ditemukan oleh metode lain [6]. SVM mampu menangani dataset *non-linear* secara efektif dengan menerapkan teknik *kernel* seperti *RBF, linear kernel* dan *polynomial* untuk mengoptimalkan proses klasifikasi data. Selain itu, *SVM* juga dikenal memiliki generalisasi yang baik terhadap data baru, serta tahan terhadap overfitting terutama pada ruang fitur berdimensi tinggi.

Naive Bayes

Naive Bayes merupakan metode klasifikasi yang memanfaatkan *teorema Bayes* untuk memperkirakan kategori data secara probabilistik [7]. Dalam penerapannya, terdapat 4 jenis *Naive Bayes* yang digunakan dalam penelitian yaitu *compliment*, *multinomial*, *gaussian*, dan *Bernoulli*. Setiap jenis memiliki karakteristik yang berbeda, *Multinomial* digunakan untuk data berbasis frekuensi kata, *Bernoulli* cocok untuk data *biner*, *Gaussian* diterapkan pada data *kontinu* yang mengikuti distribusi normal, sedangkan *Complement* dirancang untuk meningkatkan kinerja klasifikasi pada data yang tidak seimbang, khususnya dalam konteks teks.

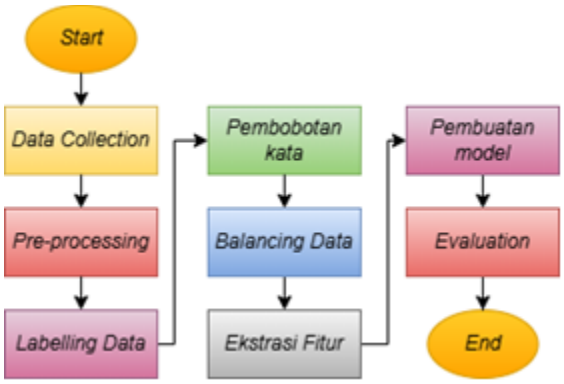
Decision Tree

Decision Tree yaitu metode klasifikasi yang populer dan efektif dan sering digunakan dalam penelitian berbasis eksperimen. Metode ini mengonversi kumpulan data menjadi struktur pohon keputusan yang menggambarkan aturan, sehingga memperjelas pemahaman dalam sebuah klasifikasi [8]. Setiap *node* dalam pohon mewakili atribut, cabang merepresentasikan kondisi atau nilai atribut, dan daun menunjukkan hasil klasifikasi. Keunggulan utama dari *Decision Tree* adalah kemampuannya dalam menangani data kategorikal maupun numerik, serta menghasilkan model yang mudah diinterpretasikan tanpa memerlukan asumsi statistik yang kompleks.

METODE PENELITIAN

Pendekatan ini bertujuan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan opini publik berdasarkan komentar yang diperoleh dari media sosial, khususnya YouTube. Proses penelitian terdiri dari beberapa tahapan sistematis, dimulai dari pengumpulan data, pembersihan teks (*preprocessing*), pelabelan sentimen, hingga pembuatan dan evaluasi model. Setiap tahapan dirancang untuk memastikan bahwa data yang digunakan relevan, bersih, dan siap diolah secara akurat oleh algoritma. Metode penelitian menggunakan pendekatan analisis sentimen berbasis *machine learning*, dengan tahapan yang dijelaskan pada Gambar 1:

IJCSR: The Indonesian Journal of Computer Science Research
E-ISSN 2963-9174 **DOI prefix** 10.37905
Volume 4, No. 2 Juli 2025
https://subset.id/index.php/IJCSR



GAMBAR 1. Alur Metode Penelitian

Pengumpulan Data

Data dikumpulkan melalui proses *scraping*. *Scraping* data adalah metode pengumpulan informasi secara otomatis dari situs *web*, di mana data diperoleh melalui proses ekstraksi [9]. Pengumplan data diperoleh dari sosial media *YouTube* dengan *keyword* "Gempa *Megathrust*". Komentar-komentar yang diperoleh dari video terkait kemudian disimpan dan dijadikan sebagai dataset untuk dianalisis. Proses ini memungkinkan pengambilan data dalam jumlah besar secara efisien, serta memberikan gambaran langsung mengenai opini dan persepsi masyarakat terhadap isu kebencanaan yang sedang berkembang.

Preprocessing Teks

Preprocessing adalah teknik untuk mempermudah pengolahan data, sehingga dapat meningkatkan kualitas hasil analisis. *Pre-processing* bertujuan untuk menghilangkan *noise* guna memperoleh sebanyak mungkin informasi yang akurat dari teks [10]. Tahapan yang dilakukan di dalam *preprocessing* data dapat dilihat sebagai berikut :

1. Data *cleaning*, metode ini digunakan untuk menghapus atau menghilangkan elemen dalam suatu kalimat yang mengandung simbol atau kata yang tidak diperlukan, seperti *username (@username), hashtag (#), emoji, URL, email,* serta kata kunci tertentu.
2. *Case folding*, adalah metode yang digunakan untuk mengubah huruf kapital dalam teks ulasan menjadi *lower case* agar dokumen teks memiliki format yang seragam [11].
3. *Translated text*, yaitu proses proses perubahan *text* dari Bahasa satu ke Bahasa yang lain.
4. *Tokenize*, tahap memisahkan teks dalam kalimat menjadi setiap kata.
5. *Stopword removal*, merupakan tahapan menghilangkan kata-kata umum seperti "and", "which", atau "that" yang tidak memiliki makna penting dalam analisis [12].
6. *Stemming*, proses penghilangan imbuhan, akhiran, dan sisipan.
7. Penanganan data duplikat, proses penghapusan data berulang yang ada pada datasetPenanganan data kosong, proses untuk mengidentifikasi dan menghapus baris komentar yang tidak memiliki isi atau nilai pada kolom tertentu.

Pelabelan Data

Labelling merupakan proses menambahkan label pada data komentar *YouTube*. Data komentar diberi label dengan menggunakan *lexicon VADER*. *Lexicon VADER* adalah Sistem analisis sentimen berbasis leksikon dan aturan yang dirancang khusus untuk mengidentifikasi sentimen yang diekspresikan dalam media sosial [13]. *Lexicon VADER* dirancang khusus untuk menganalisis sentimen dalam *microblog* di mana penentuan sentimen didasarkan pada bobot suatu kalimat. Jika bobot lebih dari 0, kalimat dikategorikan sebagai sentimen positif, sedangkan jika kurang dari 0, termasuk dalam sentimen negatif. Sementara itu, jika bobot kalimat 0 sentimen diklasifikasikan sebagai netral [14].

IJCSR: The Indonesian Journal of Computer Science Research
E-ISSN 2963-9174 **DOI prefix** 10.37905
Volume 4, No. 2 Juli 2025
https://subset.id/index.php/IJCSR

Pembobotan Kata

Setiap kata dalam komentar dikonversi menjadi bobot numerik menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)*. IDF). Proses ini melibatkan dua langkah utama, yaitu menghitung seberapa sering sebuah kata muncul dalam satu dokumen untuk menilai tingkat kepentingannya, serta menilai seberapa langka kata tersebut di seluruh koleksi dokumen, di mana kata yang jarang ditemukan akan memiliki bobot yang lebih tinggi [15]. Dengan demikian, *TF-IDF* memungkinkan pemodelan teks yang lebih informatif dan diskriminatif dalam tahap *machine learning*, karena mampu menekankan kata-kata yang relevan dan mengurangi pengaruh kata-kata umum.

Balancing Data

Untuk mengatasi ketidakseimbangan jumlah data antar kelas sentimen, dilakukan teknik balancing menggunakan metode SMOTE. *SMOTE* adalah teknik yang digunakan dalam melakukan penyeimbangan distribusi data, jumlah sampel pada kelas tertentu yang berjumlah minoritas hingga setara dengan jumlah sampel di kelas mayoritas [16]. Dengan demikian, teknik ini tidak hanya mengurangi risiko *overfitting*, tetapi juga meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola dari kelas yang sebelumnya kurang terwakili, terutama dalam meningkatkan performa metrik evaluasi seperti *recall* dan *F1-score*.

Ekstrasi Fitur

Ekstrasi fitur merupakan proses menemukan dan menampilkan fitur tertentu yang menarik dari teks untuk analisis lebih lanjut. Fitur relevan diekstraksi menggunakan metode *Mutual Information* untuk memilih kata-kata paling informatif terhadap kelas sentimen. *Mutual Information* adalah Metode dengan menghitung kemunculan suatu *term* dalam setiap kelas yang tersedia, lalu membandingkan nilai *term* tersebut antar kelas. Semakin tinggi nilai *mutual information* suatu kata, maka semakin besar pula perannya dalam membedakan suatu kelas sentimen dari yang lain.

Pembuatan Model

Penelitian ini membangun model klasifikasi menggunakan tiga algoritma yaitu *SVM, Naive Bayes,* dan *decision tree*. *SVM* diterapkan dengan tiga jenis *kernel* yaitu *linear, RBF*, dan *polynomial* untuk mengevaluasi performanya dalam klasifikasi sentimen. Sementara itu, *Naive Bayes* digunakan dalam dua jenis yaitu *Multinomial* dan *Bernoulli*, yang masing-masing disesuaikan dengan karakteristik data teks. Selain itu algoritma *Decision Tree* juga digunakan sebagai pembanding karena sifatnya yang mudah dipahami. Tujuan penggunaan ketiga algoritma ini adalah untuk mengevaluasi dan membandingkan performa masing-masing model dalam melakukan klasifikasi sentimen pada data yang berkaitan dengan gempa megathrust.

Evaluasi Model

Evaluasi model pada tahap ini pengujian model dilakukan menggunakan *confusion matrix*, yang dapat digunakan dalam evaluasi model, untuk menilai kinerja suatu metode *machine learning* [17]. Metode ini menyediakan kerangka kerja untuk menentukan presentase *accuracy*, *precision* dan *recall* dan *F1-Score* dengan membandingkan data aktual dan hasil klasifikasi yang dihasilkan oleh *system*. Berikut merupakan contoh tabel *confusion matrix* disajikan pada tabel 1

TABEL 1. *Confusion Matrix*

Class	***Classified as Positive***	***Classified as Negative***
Positive	True *Positive (TP)*	*False Negative(FN)*
Negative	*False Positive(FP)*	*True Negative (TN)*

IJCSR: The Indonesian Journal of Computer Science Research
E-ISSN 2963-9174 **DOI prefix** 10.37905
Volume 4, No. 2 Juli 2025
https://subset.id/index.php/IJCSR

Rumus *classification report* untuk menghitung *accuracy, precision, recall* dan *f1-score* disajikan pada tabel 2

TABEL 2. Rumus *Classification Report*

Measurement	**Formula**
Accuracy (A)	$\boldsymbol{A = \frac{TP + TN}{n}}$
Precision (P)	$\boldsymbol{P = \frac{TP}{TP + FP}}$
Recall (R)	$\boldsymbol{R = \frac{TP}{TP + FN}}$
F1-Score (F)	$\boldsymbol{F = 2 \times \frac{P \times R}{P + R}}$

Accuracy menunjukkan proporsi keseluruhan prediksi yang benar, mencakup prediksi terhadap seluruh kelas yang ada, sehingga memberikan gambaran umum kinerja model. *Precision* mengukur tingkat ketepatan model dalam mengidentifikasi data positif, yaitu seberapa banyak dari data yang diprediksi positif benar-benar merupakan data positif. *Recall* menilai kemampuan model dalam mengenali dan menangkap data positif dengan baik, atau seberapa besar proporsi data positif yang berhasil terdeteksi dari seluruh data positif yang tersedia. Sementara itu, *F1-score* merupakan ukuran kombinasi antara *precision* dan *recall* yang memberikan evaluasi seimbang terhadap performa model klasifikasi, terutama ketika terdapat ketidakseimbangan distribusi kelas pada data.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengumpulan Data

Sumber data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari video yang tersedia di *platform* media sosial *YouTube* dengan pembahasan terkait isu gempa megatrust. Teknik yang diterapkan dalam pengumpulan data adalah *scraping,* dalam proses *scraping*, data dari *YouTube* diambil dengan memanfaatkan *YouTube* Data *API*. Video yang dipilih sebagai sumber data adalah CNNindonesiaOfficial, kompastv, BBCNews, metrotvnews dan NessieJudge. Dari proses tersebut memperoleh sebanyak 4337 data

Preprocessing Teks

Setelah pengumpulan dataset berhasil, Langkah selanjutnya yang dilakukan yaitu *preprocesing*. Pada tahap proses *preprocesing* mencakup data *cleaning*, *case folding, translated, tokenize, stopword removal, stemming*, penanganan data duplikat dan data kosong. Setelah data duplikat dan data kosong dihapus, jumlah baris dataset berkurang menjadi 4013 hal ini menunjukkan adanya komentar yang sebelumnya tidak memiliki nilai. Hasil *preprocessing* disajikan pada tabel 3:

TABEL 3. Contoh Data Setelah Preprocessing

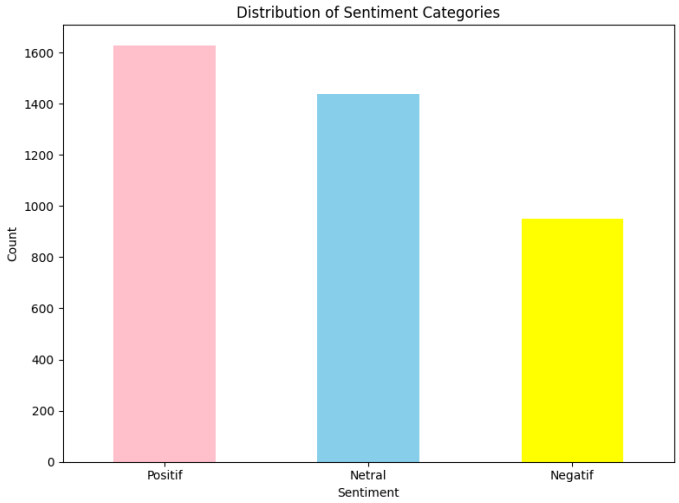
Preprocessing	*Input*	*Output*
Cleaning	Ayo berbondong bondong pindah ke IKN aja biar aman😂😂😂😂😂	Ayo berbondong bondong pindah ke IKN aja biar aman
Case Folding	Ayo berbondong bondong pindah ke IKN aja biar aman	ayo berbondong bondong pindah ke ikn aja biar aman
Translated	ayo berbondong bondong pindah ke ikn aja biar aman	come on, let's move to ikn in droves to be safe

IJCSR: The Indonesian Journal of Computer Science Research
E-ISSN 2963-9174 **DOI prefix** 10.37905
Volume 4, No. 2 Juli 2025
https://subset.id/index.php/IJCSR

Tokenize	come on, let's move to ikn in droves to be safe	[come, on, let's, move, to, ikn, in, droves, to, be, safe]
Stopword *Removal*	[come, on, let's, move, to, ikn, in, droves, to, be, safe]	[come, let 's, move, ikn, droves, safe]
Stemming	[come, let 's, move, ikn, droves, safe]	[come, let 's, move, ikn, drove, safe]

Pelabelan Data

Pada proses ini dilakukan pelabelan data menggunakan kamus *lexicon VADER*, yaitu metode berbasis leksikal yang mampu mengidentifikasi polaritas sentimen dalam teks secara otomatis. *VADER* menghitung skor sentimen dari setiap komentar dan mengklasifikasikannya ke dalam tiga kategori, yaitu positif, netral, dan negatif. Hasil pelabelan ini memberikan gambaran awal mengenai persebaran opini publik terkait isu gempa megathrust. Distribusi dari ketiga kategori sentimen tersebut ditampilkan pada Gambar 2.:



GAMBAR 2. Visualisasi Distribusi Label Sentimen

Pembobotan Kata

Pada tahap ini digunakan metode *TF-IDF Vectorizer* untuk mengubah data komentar menjadi bentuk numerik. Tabel ini menyajikan representasi bobot kata, di mana setiap angka menunjukkan tingkat signifikansi suatu kata dalam sebuah komentar dibandingkan dengan seluruh korpus data yang dianalisis. Semakin tinggi nilai *TF-IDF*, maka semakin penting kata tersebut dalam konteks komentar tertentu. Hasil transformasi *TF-IDF* ditampilkan pada Tabel 4

TABEL 4. Hasil *TF-IDF*

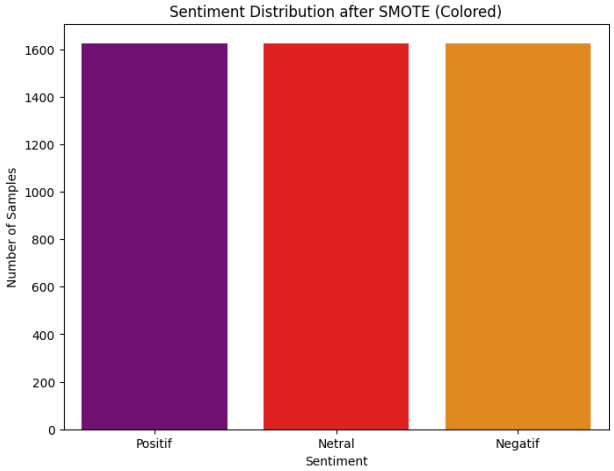
Kata	**Bobot *TF-IDF***
earthquak	0.030881
Peopl	0.023839
God	0.023519
happen	0.021939
Disast	0.017953
Allah	0.017282
Hope	0.016625
Like	0.016022
Move	0.013168

IJCSR: The Indonesian Journal of Computer Science Research
E-ISSN 2963-9174 **DOI prefix** 10.37905
Volume 4, No. 2 Juli 2025
https://subset.id/index.php/IJCSR

Time	0.013165

Balancing Data

Selanjutnya dataset yang telah diproses kemudian diseimbangkan dengan metode *SMOTE*. Diagram tersebut menggambarkan distribusi data pada setiap kelas sentimen setelah proses penyeimbangan, menunjukkan bahwa jumlah data dalam kategori positif, netral, dan negatif telah disesuaikan sehingga relatif seimbang. Proses ini menjadi salah satu langkah penting dalam memastikan keandalan dan validitas hasil analisis. Hasil *SMOTE* disajikan pada gambar 3 :



GAMBAR 3. Visualisasi Distribusi Label Setelah SMOTE

Gambar di atas menunjukkan distribusi data sentimen setelah dilakukan penyeimbangan menggunakan metode SMOTE. Terdapat tiga kategori sentimen, yaitu positif, netral, dan negatif, yang masing-masing memiliki jumlah sampel yang relatif seimbang, yaitu 1600 data per kategori. Hal ini menunjukkan bahwa proses balancing berhasil menyamakan jumlah data di setiap kelas sentimen, yang sebelumnya tidak merata, penyamaan distribusi ini penting agar model klasifikasi tidak bias terhadap kelas mayoritas.

Ekstrasi Fitur

Dalam penelitian ini dengan menggunakan metode *Mutual Information*, dengan memilih 5000 fitur yang paling signifikan dari data. Pemilihan 5000 fitur ini bertujuan untuk meningkatkan efisiensi proses pelatihan model serta mempertahankan fitur yang paling relevan terhadap klasifikasi. Dengan menyaring kata-kata yang informatif, model diharapkan dapat bekerja lebih optimal dalam mengenali pola sentimen dalam data komentar. Hasil *mutual information* disajikan pada gambar 4:

	Feature	Mutual Information
1356	1356	0.211175
3411	3411	0.177970
1820	1820	0.129093
1225	1225	0.122526
1944	1944	0.111298
...	...	...
1704	1704	0.000000
2482	2482	0.000000
4922	4922	0.000000
3117	3117	0.000000
1942	1942	0.000000

GAMBAR 4. Hasil *Mutual Information*

IJCSR: The Indonesian Journal of Computer Science Research
E-ISSN 2963-9174 **DOI prefix** 10.37905
Volume 4, No. 2 Juli 2025
https://subset.id/index.php/IJCSR

Gambar tersebut menunjukkan hasil perhitungan *Mutual Information* terhadap fitur-fitur dalam data teks. Nilai *Mutual Information* menunjukkan seberapa besar kontribusi suatu fitur (kata) terhadap klasifikasi sentimen. Fitur dengan nilai lebih tinggi (misalnya 1356 = 0.211175) dianggap lebih informatif, sedangkan fitur dengan nilai 0.000000 tidak memberikan informasi signifikan dalam membedakan kelas sentimen dan dapat diabaikan. Dengan demikian, pemilihan 5000 fitur terbaik berdasarkan *Mutual Information* menjadi langkah krusial dalam membangun model yang lebih optimal dan tepat sasaran.

Pembuatan Model

Penelitian ini menerapkan berbagai model *machine learning* untuk mengklasifikasikan sentimen pada data komentar yang telah melalui beberapa tahap. Model yang digunakan mencakup algoritma *SVM* dengan tiga jenis *kernel* yaitu *linear*, *RBF*, *polynomial*; *Naive Bayes* dengan 2 jenis *Multinomial* dan *Bernoulli*; serta *Decision Tree* untuk klasifikasi berbentuk struktur pohon. Dataset dibagi menjadi 85% data *training* dan 15% data *testing*, yang digunakan masing-masing untuk melatih model dan menguji kinerjanya. Pembagian data dilakukan secara acak agar tetap representatif terhadap keseluruhan dataset. Proporsi tersebut dipilih agar model memperoleh data yang memadai untuk proses pembelajaran sekaligus memungkinkan evaluasi yang objektif.

Evaluasi

Evaluasi Model

Setelah proses pengujian model, tahap selanjutnya yaitu evaluasi untuk menilai performa model yang telah dikembangkan. Dalam melakukan evaluasi akan digunakan *confusion matrix* untuk menghitung sejumlah metrik evaluasi penting, yaitu *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang akan menjadi ukuran kinerja sebuah model algoritma. Metrik-metrik ini digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan, sensitivitas, dan keseimbangan antara keduanya dalam proses klasifikasi. Evaluasi dilakukan pada setiap algoritma yang diterapkan guna mengetahui model mana yang memberikan hasil paling optimal terhadap data sentimen. Melalui evaluasi ini, dapat ditentukan sejauh mana kemampuan model dalam mengenali pola data dan mengklasifikasikan komentar secara tepat sesuai dengan label sentimen yang sebenarnya.

Analisis

Berdasarkan perhitungan tersebut dapat disimpulkan bahwa *SVM kernel linear* merupakan algoritma terbaik dalam klasifikasi sentimen pada penelitian ini, menghasilkan akurasi sebesar 87% dengan kinerja paling seimbang dan akurat di seluruh kelas. *SVM kernel RBF* dan *Decision Tree* juga memiliki performa yang cukup baik, namun tidak mampu menyaingi stabilitas model *linear*. Sementara itu, *Naive Bayes Multinomial* lebih unggul dibandingkan *Bernoulli*, namun tetap berada di bawah performa *SVM*. *Bernoulli Naive Bayes* menunjukkan performa paling rendah dan kurang cocok untuk dataset dengan representasi frekuensi kata seperti dalam penelitian ini. Hasil evaluasi kinerja model klasifikasi sentimen ditunjukkan pada Tabel 5.

TABEL 5. Tabel Evaluasi Kinerja Model Klasifikasi Sentimen

Algoritma	Akurasi	Presisi			*Recall*			*F1-Score*		
		Neg	Net	Pos	Neg	Net	Pos	Neg	Net	Pos
SVM linear	87%	86,9%	84,5%	90,4%	87,3%	96,3%	77,5%	87,1%	90%	83,5%
SVM RBF	85,2%	90,1%	79,2%	88,6%	85,7%	96,7%	73,4%	87,9%	87%	80,3%
SVM Polynomial	79,5%	92,9%	70,3%	79%	81,1%	86,5%	70,9%	86,6%	77,5%	74,7%

IJCSR: The Indonesian Journal of Computer Science Research
E-ISSN 2963-9174 **DOI prefix** 10.37905
Volume 4, No. 2 Juli 2025
https://subset.id/index.php/IJCSR

Algoritma	Akurasi	Presisi			*Recall*			*F1-Score*		
		Neg	Net	Pos	Neg	Net	Pos	Neg	Net	Pos
Multinomial Naive Bayes	75,7%	72,4%	91,7%	71,1%	90,2%	54,1%	82,8%	80,3%	68,2%	76,5%
Bernoulli Naive Bayes	71%	86,1%	60,4%	80%	58,6%	95,5%	59%	69,8%	73,7%	67,7%
Decision Tree	81,8%	77%	87,2%	81,1%	78,3%	91,8%	75,4%	77,6%	89,4%	78,1%

KESIMPULAN

Penelitian ini menganalisis kinerja tiga algoritma klasifikasi sentimen yaitu *SVM* dengan *kernel linear, RBF*, dan *polynomial*; *Naive Bayes Multinomial* dan *Bernoulli*; serta *Decision Tree* dengan menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* pada kategori sentimen negatif, netral, dan positif. Berdasarkan hasil pelabelan dengan *lexicon VADER* opini positif mendominasi isu gempa *megathrust*. *SVM* dengan *kernel linear* menunjukkan kinerja terbaik dengan akurasi 0,870 serta keseimbangan *F1-score* di semua kelas. *SVM RBF* memiliki akurasi tinggi, tetapi *recall* pada kelas positif lebih rendah. Sementara *SVM polynomial* unggul dalam presisi tetapi lemah dalam *recall* dan *F1-score*. *Naive Bayes Multinomial* lebih sesuai untuk data berbasis frekuensi kata tetapi kurang optimal pada kelas netral, sedangkan *Bernoulli* memiliki performa terendah. *Decision Tree* cukup baik dalam mengklasifikasikan sentimen netral namun kurang stabil pada kategori lainnya. Dengan demikian, *SVM kernel linear* direkomendasikan sebagai algoritma terbaik karena memberikan hasil paling akurat dan seimbang.

TINJAUAN PUSTAKA

[1] C. Damayanti, A. K. Yamko, C. J. Souisa, W. Barends, and I. L. P. T. Naroly, "Pemodelan Segmentasi Mentawai-Pagai: Studi Kasus Gempa Megathrust di Indonesia," *J. Geosains dan Remote Sens.*, vol. 1, no. 2, pp. 105–110, 2020, doi: 10.23960/jgrs.2020.v1i2.56.

[2] M. N. Muzaki, R. Firliana, R. Indriati, A. S. Wardani, and E. Daniati, "Jurnal Qua Teknika Vol . 14 No . 01 Bulan Maret Tahun 2024 ISSN 2088-2424 (Cetak) : ISSN 2527-3892 (Elektronik) Fakultas Teknik Universitas Islam Balitar , Blitar Https :// ejournal . unisbablitar . ac . id / index . php / qua ; Jurnal Qua Teknika Vol," vol. 15, no. 01, pp. 18–28, 2025.

[3] E. Daniati and H. Utama, "Analisis Sentimen Dengan Pendekatan Ensemble Learning Dan Word Embedding Pada Twitter," *J. Inf. Syst. Manag.*, vol. 4, no. 2, pp. 125–131, 2023, doi: 10.24076/joism.2023v4i2.973.

[4] E. Daniati, A. Prasetya, W. Sakti, G. Irianto, and A. Ghosh, "Analyzing event relationships in Andersen ' s Fairy Tales with BERT and Graph Convolutional Network (GCN)," vol. 5, no. 1, pp. 40–59, 2024.

[5] E. Daniati and H. Utama, "Decision Making Framework Based on Sentiment Analysis in Twitter Using SAW and Machine Learning Approach," *2020 3rd Int. Conf. Inf. Commun. Technol. ICOIACT 2020*, pp. 218–222, 2020, doi: 10.1109/ICOIACT50329.2020.9331998.

[6] H. Eldo, Ayuliana, D. Suryadi, G. Chrisnawati, and L. Judijanto, "Penggunaan Algoritma Support Vector Machine (SVM) Untuk Deteksi Penipuan pada Transaksi Online," vol. 13, pp. 1627–1632, 2024.

[7] Rayuwati, Husna Gemasih, and Irma Nizar, "IMPLEMENTASI AlGORITMA NAIVE BAYES UNTUK MEMPREDIKSI TINGKAT PENYEBARAN COVID," *Jural Ris. Rumpun Ilmu Tek.*, vol. 1, no. 1, pp. 38–46, 2022, doi: 10.55606/jurritek.v1i1.127.

[8] A. Muzakir and R. A. Wulandari, "Model Data Mining sebagai Prediksi Penyakit Hipertensi Kehamilan dengan Teknik Decision Tree," *Sci. J. Informatics*, vol. 3, no. 1, pp. 19–26, 2016, doi: 10.15294/sji.v3i1.4610.

[9] S. A. R. Rizaldi, S. Alam, and I. Kurniawan, "Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi JMO (Jamsostek Mobile) Pada Google Play Store Menggunakan Metode Naive Bayes," *STORAGE J. Ilm. Tek. dan Ilmu Komput.*, vol.

2, no. 3, pp. 109–117, 2023, doi: 10.55123/storage.v2i3.2334.

[10] E. Hasibuan and E. A. Heriyanto, "Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Amazon Shopping Di Google Play Store Menggunakan Naive Bayes Classifier," *J. Tek. dan Sci.*, vol. 1, no. 3, pp. 13–24, 2022, doi: 10.56127/jts.v1i3.434.

[11] T. N. Wijaya, R. Indriati, and M. N. Muzaki, "Analisis Sentimen Opini Publik Tentang Undang-Undang Cipta Kerja Pada Twitter," *Jambura J. Electr. Electron. Eng.*, vol. 3, no. 2, pp. 78–83, 2021, doi: 10.37905/jjeee.v3i2.10885.

[12] H. Utama, E. Daniati, and A. Masruro, "Weak Supervision Dengan Pendekatan Labeling Function Untuk Analisis Sentimen Pada Twitter," *Indones. J. Comput. Sci. Res.*, vol. 3, no. 1, pp. 49–57, 2024, doi: 10.59095/ijcsr.v3i1.93.

[13] S. Ernawati and R. Wati, "Evaluasi Performa Kernel SVM dalam Analisis Sentimen Review Aplikasi ChatGPT Menggunakan Hyperparameter dan VADER Lexicon," *J. Buana Inform.*, vol. 15, no. 01, pp. 40–49, 2024, doi: 10.24002/jbi.v15i1.7925.

[14] M. Ikhsan, "Analisis Sentimen Terhadap Kenaikan Harga Bahan Bakar Minyak Menggunakan Long Short-Term Memory," *Indones. J. Comput. Sci. Res.*, vol. 2, no. 1, pp. 31–41, 2023, doi: 10.59095/ijcsr.v2i1.29.

[15] J. A. Septian, T. M. Fachrudin, and A. Nugroho, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Polemik Persepakbolaan Indonesia Menggunakan Pembobotan TF-IDF dan K-Nearest Neighbor," *J. Intell. Syst. Comput.*, vol. 1, no. 1, pp. 43–49, 2019, doi: 10.52985/insyst.v1i1.36.

[16] M. Faruqziddan, E. Herdika, S. Aulia, S. D. Azzahra, and P. B. Utomo, "Perbandingan Skenario Balancing Oversampling dan Undersampling dalam Klasifikasi Resiko Kambuh Kanker Tiroid menggunakan Algoritma SVM Linear," vol. 5, no. December, pp. 172–182, 2024.

[17] D. Normawati and S. A. Prayogi, "Implementasi Naïve Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter," *J. Sains Komput. Inform. (J-SAKTI*, vol. 5, no. 2, pp. 697–711, 2021.