

Analisis Sentimen Terhadap Wisata Di Provinsi Bali Menggunakan Metode *Support Vector Machine (Svm)* (Studi Kasus: Tanah Lot)

Sentiment Analysis on Tourism in Bali Province Using Support Vector Machine (SVM) Method (Case Study: Tanah Lot)

Maulana Indra Wicaksono¹⁾, Henny Wahyu Sulistyo²⁾, Dudi Irawan³⁾

¹Mahasiswa Prodi Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Jember
email: maulanaindra2507@gmail.com

² Dosen Prodi Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Jember
email: henny.sulistyo@unmuhjember.ac.id

³ Dosen Prodi Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Jember
email: dudi.irawan@unmuhjember.ac.id

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen wisatawan terhadap objek wisata Tanah Lot di Bali dengan menggunakan metode *Support Vector Machine (SVM)*. Sebanyak 500 ulasan dari TripAdvisor diperoleh melalui teknik *web scraping*, kemudian diberikan label oleh pakar serta sistem AI. Data tersebut selanjutnya melalui tahapan *preprocessing* dan ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF. Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan *Confusion matrix*, model dengan label pakar mencapai akurasi sebesar 75%. Model ini cukup efektif dalam mengklasifikasikan sentimen positif, namun masih kurang optimal dalam mengenali sentimen netral. Sementara itu, model dengan label AI menunjukkan akurasi lebih tinggi, yakni 89%, dengan kinerja baik dalam mengenali sentimen netral, tetapi cenderung menetralkan sentimen positif maupun negatif. Perbedaan hasil ini menegaskan bahwa sumber pelabelan berpengaruh terhadap performa model, serta pentingnya mempertimbangkan metode pelabelan dan penyeimbangan kelas untuk meningkatkan akurasi sekaligus keadilan dalam klasifikasi sentimen.

Kata Kunci: *Support Vector Machine, Web Scrapper, Confusion Matrix.*

Abstract

This research seeks to examine tourist sentiments regarding the Tanah Lot attraction in Bali through the Support Vector Machine (SVM) approach. A dataset of 500 TripAdvisor reviews was gathered using a web scraping technique and subsequently annotated by experts as well as AI. The collected data underwent preprocessing and feature extraction with TF-IDF. Based on the Confusion Matrix evaluation, the model trained with expert-labeled data attained an accuracy of 75%, performing fairly well in classifying positive sentiments but still weak in identifying neutral sentiments. Meanwhile, the AI-labeled model achieved a higher accuracy of 89%, demonstrating good performance in recognizing neutral sentiments but tending to neutralize both positive and negative sentiments. These differences highlight that the labeling source significantly influences model performance and emphasize the importance of considering labeling methods and class balancing to improve both accuracy and fairness in sentiment classification.

Keywords: *Support Vector Machine, Web Scrapper, Confusion Matrix.*

1. PENDAHULUAN

Media sosial di era digital kini menjadi sarana utama dalam mencari informasi, berbagi pengalaman, sekaligus mengekspresikan pendapat baik positif maupun negatif (Ferryawan et al., 2020). Dalam bidang

pariwisata, media sosial memiliki peran signifikan sebagai sumber referensi bagi calon wisatawan melalui ulasan, foto, serta komentar yang menampilkan keunggulan maupun kelemahan suatu destinasi. Pariwisata sendiri merupakan sektor penting bagi perkembangan

daerah, melibatkan perjalanan individu atau kelompok untuk rekreasi, pengalaman baru, maupun penyegaran. Objek wisata bisa berupa alam maupun buatan, seperti pantai, gunung, museum, atau monumen (Imron, 2019).

Bali adalah salah satu tempat wisata terbaik di Indonesia yang dikenal karena pemandangan alam yang indah, adat istiadat, budaya, serta nilai-nilai lokal yang masih terjaga hingga saat ini. Pulau ini mendapat julukan “Pulau Seribu Pura” karena memiliki banyak pura yang tidak hanya berfungsi sebagai sarana peribadatan, tetapi juga menjadi simbol budaya sekaligus daya tarik wisata. Keberagaman wisata di Bali meliputi wisata alam, budaya, hingga wisata berbasis tradisi yang memadukan nilai spiritual dan keindahan seni. Salah satu ikon wisata Bali yang mencerminkan keunikan tersebut adalah Pura Tanah Lot. Pura ini terkenal dengan panorama laut yang indah, sunset yang menawan, serta nilai spiritual yang melekat, menjadikannya destinasi populer bagi wisatawan domestik maupun mancanegara (Untara & Supada, 2020).

Dalam mendukung keputusan berwisata, platform ulasan daring seperti Tripadvisor menjadi sumber informasi yang sangat penting. Tripadvisor tidak hanya menyajikan deskripsi destinasi wisata, fasilitas, dan layanan, tetapi juga menampilkan pengalaman nyata wisatawan yang sudah berkunjung. Melalui ulasan yang tersedia, calon wisatawan dapat memperoleh gambaran menyeluruh mengenai suasana, kebersihan, pelayanan, dan daya tarik utama suatu destinasi (Teknik et al., 2024). Hal ini membuat Tripadvisor menjadi alat bantu yang sangat relevan untuk menilai apakah sebuah destinasi sesuai dengan ekspektasi sebelum benar-benar memutuskan untuk berkunjung.

Penelitian ini menggunakan metode Support Vector Machine (SVM), sebuah algoritma yang dikembangkan oleh Boser, Guyon, dan Vapnik pada tahun 1992 dalam acara *Annual Workshop on Computational Learning Theory*. SVM merupakan salah satu metode yang sangat berpengaruh dalam bidang *machine learning*, khususnya dalam menyelesaikan permasalahan klasifikasi dan regresi. Secara konseptual, SVM bukanlah

metode yang benar-benar baru, melainkan hasil dari pengembangan teori komputasi sebelumnya, dengan margin *hyperplane* sebagai konsep utama. Konsep ini digunakan untuk menemukan pemisah terbaik antara dua kelas data dalam ruang berdimensi tinggi, sehingga menghasilkan model yang optimal dalam membedakan kategori data.

Dalam penelitian ini, komentar wisata dari Tripadvisor dianalisis untuk melihat sentimen wisatawan. Data diberi label menggunakan dua pendekatan, yaitu pelabelan oleh pakar bahasa dan pelabelan berbasis AI. Perbandingan kedua metode pelabelan ini bertujuan untuk mengetahui sejauh mana AI dapat mendekati kualitas penilaian yang dilakukan manusia. Hasil klasifikasi kemudian dievaluasi menggunakan *Confusion Matrix*, yang memberikan gambaran detail tentang akurasi, presisi, recall, serta kecenderungan model dalam mengenali tiap kelas sentimen.

Dengan memanfaatkan preprocessing dan ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF, serta dukungan *library* seperti *Transformer*, *Openpyxl*, *Pandas*, dan *Torch*, penelitian ini diharapkan mampu menghasilkan model klasifikasi sentimen yang akurat. Penelitian ini juga menegaskan pentingnya strategi pelabelan dan penyeimbangan kelas data untuk mengurangi bias model terhadap kelas mayoritas, sehingga hasil klasifikasi sentimen menjadi lebih adil, reliabel, dan bermanfaat dalam mendukung pengembangan pariwisata, khususnya di destinasi unggulan seperti Bali. Selain itu, penelitian ini berpotensi dijadikan rujukan bagi penelitian selanjutnya dalam penerapan *machine learning* untuk menganalisis data pariwisata. Serta memberi kontribusi praktis bagi pengelola destinasi dalam memahami persepsi wisatawan secara lebih mendalam.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Analisis sentimen merupakan metode yang digunakan untuk mendeteksi emosi dalam sebuah teks dan mengklasifikasikannya ke dalam kategori positif, negatif, maupun netral. Teknik ini termasuk dalam cabang *natural language processing* (NLP), linguistik komputasional, dan penambangan teks yang bertujuan menilai opini, sikap, atau emosi

penulis terhadap suatu topik. Dalam penelitian ini digunakan pendekatan *Coarse-grained Sentiment Analysis*, yaitu analisis tingkat dokumen di mana keseluruhan isi diperlakukan sebagai sentimen positif atau negatif.

Objek yang diteliti adalah Tanah Lot yang berlokasi di Desa Beraban, Kecamatan Kediri, Kabupaten Tabanan, Bali. Tempat wisata ini terkenal karena keindahan alamnya, pura yang berdiri di tengah laut, serta nilai spiritualnya yang tinggi bagi masyarakat Bali. Pura Tanah Lot didirikan oleh Danghyang Nirarta dari Pulau Jawa dan hingga kini menjadi simbol keagamaan sekaligus warisan budaya (Choiriyah, 2019).

Data ulasan wisatawan diperoleh melalui TripAdvisor, sebuah platform daring yang menyediakan fitur ulasan sehingga pengguna dapat berbagi pengalaman dan kesan mereka terhadap destinasi wisata (Sugiarta et al., 2024). Ulasan tersebut selanjutnya diproses dengan pendekatan *data mining*, yaitu suatu metode untuk menemukan pola atau pengetahuan dari kumpulan data berukuran besar dengan memanfaatkan statistik, kecerdasan buatan, serta *machine learning*. Proses ini mencakup tahapan KDD, yaitu pemilihan data, pembersihan data, transformasi, dan penerapan metode data mining.

Salah satu bidang khusus dari data mining adalah *text mining*, yaitu menambang informasi dari teks untuk menemukan kata yang mewakili isi dokumen dan menganalisis keterhubungannya. *Text mining* umum digunakan untuk penyaringan spam, analisis sentimen, preferensi pelanggan, pengelompokan topik penelitian, dan peringkasan dokumen (Kurniati et al., 2015). Data ulasan diperoleh melalui *scrapping*, lalu diberi label positif, negatif, atau netral, baik secara manual oleh pakar maupun otomatis dengan pustaka Python seperti *transformers*, *openpyxl*, *pandas*, dan *torch*.

Tahap berikutnya adalah *preprocessing data*, meliputi pembersihan teks, *case folding*, *tokenization*, dan penghapusan *stopwords*. Data kemudian diberi bobot menggunakan Metode TF-IDF (*Term Frequency – Inverse Document Frequency*) digunakan untuk

menilai tingkat kepentingan sebuah kata dengan menghitung frekuensinya dalam suatu dokumen dibandingkan dengan keseluruhan korpus.

Persamaan 1. TF

$$tf_{dt} = \frac{\text{Jumlah kemunculan kata } t \text{ di dokumen } d}{\text{Total kata di dokumen } d}$$

Persamaan 2. IDF

$$IDF_t = \log\left(\frac{N}{DF(t)}\right)$$

Persamaan 3. TF-IDF

$$W_{dt} = tf_{dt} * IDF_t$$

Bobot yang dihasilkan kemudian dianalisis menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM), yaitu metode klasifikasi yang bertujuan menemukan *hyperplane* terbaik guna memisahkan data ke dalam kelas tertentu.

Persamaan 4. Support Vector Machine

$$f(x_d) = \sum_{i=1}^{ns} a_i y_i \vec{x_i} \cdot \vec{x_d} + b$$

Menurut (Muttakin, 2018) tahapan dalam metode (SVM) meliputi:

- Identifikasi kata yang paling sering muncul dalam setiap tweet yang dianalisis.
- Menetapkan nilai awal parameter seperti $\alpha=0.5$, $C=1$, $\lambda=0.5$, $\gamma=0.5$, dan $\epsilon=0.001$.
- Melakukan perhitungan matriks dengan menggunakan rumus:

Persamaan 5. Menghitung Matriks

$$D_{ij} = y_i y_j K(x_i \cdot x_j) + \lambda I$$

dengan:

D_{ij} menyatakan elemen matriks data ke- i

y_i merupakan label dari data ke- i

y_j merupakan label dari data ke- j

λ adalah batas teoritis tambahan

$K(x_i \cdot x_j)$ merupakan fungsi kernel

- Untuk setiap data ke $n = 1, 2, 3, \dots, n$ lakukan perhitungan dengan menggunakan persamaan (2), (3), dan (4) berikut:

Persamaan 6. Menghitung Error

$$E_i = \sum_{j=1}^n \alpha_j D_{ij}$$

$$\delta \alpha_i = \min \{ \max [\gamma(1 - E_i), -\alpha_i], C - \alpha_i \}$$

$$ai = ai + \delta ai$$

Dengan:

E_i merupakan nilai galat (*error*) pada data ke-i.

γ merupakan parameter atau aturan keputusan pembelajaran.

$\max(i)D_{ij}$ adalah nilai maksimum pada elemen diagonal matriks hessian

e. Hitung nilai bias (b) gunakan persamaan:

Persamaan 7. Menghitung Bias

$$b = \frac{1}{2}[w \cdot x^+ + w \cdot x^-]$$

f. Pengujian dokumen uji

g. Perhitungan Keputusan

Klasifikasi ditetapkan berdasarkan aturan keputusan yang telah didefinisikan sebagai berikut:

Persamaan 8. Menghitung Keputusan

$$+1, \text{ jika } w \cdot x + b \geq 0$$

$$h(x) = \{$$

$$-1, \text{ jika } w \cdot x + b < 0$$

Apabila nilai hasil komputasi ≥ 0 , $sign(h(x)) = +1$, yang berarti ke dalam kelas positif. Sebaliknya, apabila nilainya ≤ 0 , $sign(h(x)) = -1$ yang berarti kedalam kelas keputusan. Perhitungannya dapat dilakukan dengan persamaan berikut:

$$h(x) = w \cdot x + b$$

atau

$$h(x) = \sum_{i=1}^m a_i y_i K(x, x_i) + b$$

Metrik	Formula
Akurasi	$\frac{TP + TN}{TP + TN + TNG + FPN + FPNG + FNP + FNNG + FNGP + FNGN}$
Recall	$\frac{TP}{TP + FNP + FNGP}$
Precision	$\frac{TP}{TP + FPN + FPNG}$
F1-score	$2 * \frac{\text{Recall} * \text{Precision}}{\text{Recall} + \text{Precision}}$

Gambar 1. Formula Confusion Matrix

Predicted Class			
True Class	Positive	Neutral	Negative
Positive	TP	FNP	FPNG
Neutral	FNP	TN	FNNG
Negative	FNGP	FNNG	TNG

Gambar 2. Confusion Matrix 3x3

Evaluasi kinerja model dilakukan dengan *Performance Evaluation Measure* (PEM), yaitu serangkaian metode untuk menilai sejauh

mana model yang dibangun mampu memberikan hasil prediksi yang sesuai dengan data sebenarnya. Beberapa metrik yang digunakan antara lain *precision*, *accuracy*, *recall*, dan *F1-score*. *Precision* digunakan untuk menilai tingkat ketepatan prediksi positif dibandingkan dengan seluruh prediksi positif yang dihasilkan model. *Accuracy* menunjukkan frekuensi model dalam memberikan prediksi yang benar terhadap seluruh data uji yang ada. Sementara itu, *Recall* mengukur sejauh mana model mampu mengenali data positif secara benar dari keseluruhan data positif yang tersedia. Sementara itu, *F1-score* merupakan gabungan dari *precision* dan *recall* dalam satu nilai tunggal sehingga dapat memberikan ukuran yang lebih seimbang, terutama ketika data tidak seimbang antara kelas positif, negatif, dan netral

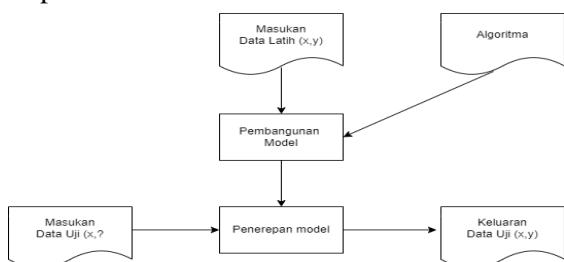
Keterangan:

1. TP (*True Positive*): Jumlah data yang diprediksi positif dan memang benar termasuk kelas positif.
2. TNG (*True Negative*): Jumlah data yang diprediksi negatif dan benar-benar termasuk kelas negatif.
3. TN (*True Netral*): Jumlah data yang diprediksi netral dan sesuai dengan kelas netral sebenarnya.
4. FPN (*False Positive Netral*): Jumlah data positif yang diprediksi netral
5. FPNG (*False Positif Negatif*): Jumlah data positif yang diprediksi negatif
6. FNP (*False Netral Positif*): Jumlah data yang sebenarnya netral tapi salah diprediksi sebagai positif.
7. FNNG (*False Netral Negatif*): Data yang sebenarnya netral tapi salah diprediksi sebagai negatif.
8. FNGP (*False Negatif Positif*): Data yang sebenarnya negatif tapi salah diprediksi sebagai positif.
9. FNGN (*False Negatif Netral*): Data yang sebenarnya negatif tapi salah diprediksi sebagai netral.

Biasanya, hasil evaluasi ditampilkan dalam bentuk *confusion matrix*, yaitu tabel yang menggambarkan perbandingan antara prediksi yang dihasilkan model dengan data sebenarnya. *Confusion matrix* membantu

peneliti untuk mengetahui distribusi kesalahan model, misalnya berapa banyak data yang seharusnya positif tetapi salah diprediksi sebagai netral atau negatif. Dengan cara ini, kelemahan model dapat dianalisis secara lebih detail dan menjadi dasar untuk perbaikan model selanjutnya.

Secara keseluruhan, penelitian ini menggunakan pendekatan *classification*, yakni proses pengelompokan dimana data dikelompokkan ke dalam kategori tertentu sesuai dengan model yang sudah dilatih. Dalam konteks klasifikasi, terdapat dua tahapan utama. Tahap pertama adalah induksi, yaitu proses pembangunan model dari data latih (*training data*) yang tersedia. Model yang dihasilkan pada tahap ini merepresentasikan pola-pola yang terdapat dalam data. Tahap kedua adalah deduksi, yaitu penerapan model pada data uji (*testing data*) untuk memprediksi kelas data baru yang sebelumnya tidak dikenal. Dengan demikian, klasifikasi berfungsi sebagai jembatan untuk menerapkan teori ke dalam praktik nyata, sehingga data yang semula tidak terstruktur dapat dipetakan ke dalam kategori yang bermakna serta mendukung pengambilan keputusan berbasis data.

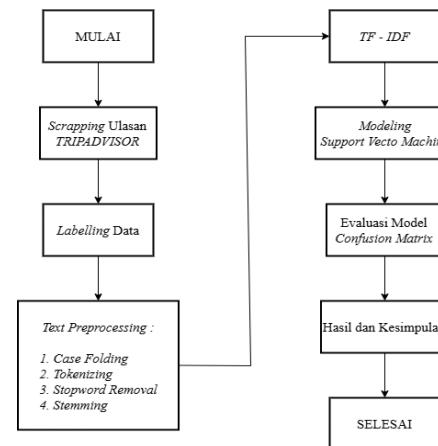


Gambar 3. Proses Klasifikasi

3. METODE PENELITIAN

Alur penelitian ditunjukkan pada **Gambar 4**. yang menggambarkan tahapan kerja tugas akhir secara umum, mulai dari proses awal hingga tahap akhir penelitian. Alur tersebut disusun secara sistematis agar penelitian dapat berjalan terarah dan terstruktur. Setiap langkah dalam alur penelitian saling berkaitan, dimulai dari perumusan masalah, tinjauan pustaka, pengumpulan data, preprocessing, pemodelan, hingga evaluasi hasil. Dengan adanya alur penelitian ini, penulis dapat memastikan bahwa seluruh proses penelitian dilakukan secara

runtut, sehingga tujuan penelitian dapat direalisasikan secara optimal sehingga hasil yang diperoleh memiliki tingkat validitas yang dapat dipertanggungjawabkan.



Gambar 4. Alur Penelitian

Studi literatur dilakukan dengan mengumpulkan beberapa jurnal yang berkaitan dengan analisis sentimen terhadap tokoh publik serta metode klasifikasi sentimen. Melalui pemahaman studi kasus tentang tokoh publik serta penggunaan metode *Support Vector Machine* (SVM) yang berasal dari berbagai jurnal, penulis mengeksplorasi permasalahan yang muncul di media sosial Instagram. Penelitian ini juga menggunakan bahan perbandingan dalam analisis sentimen, dengan membahas beberapa teori, antara lain analisis sentimen, aplikasi Tripadvisor, komentar terkait objek wisata Tanah Lot, *preprocessing*, *text mining*, klasifikasi, serta evaluasi.

Observasi dilakukan dengan memperhatikan ulasan wisatawan di aplikasi Tripadvisor menggunakan kata kunci "Tanah Lot." Ulasan tersebut berisi beragam opini masyarakat yang kemudian menjadi dasar penelitian untuk menganalisis pandangan pengunjung terhadap objek wisata tersebut. Dalam penelitian ini digunakan beberapa tools untuk mendukung tahapan penelitian, yaitu Web Scraper untuk scraping data ulasan Tripadvisor, Google Colab untuk preprocessing teks, serta implementasi metode SVM.

Penelitian ini memanfaatkan perangkat keras berupa laptop ROG Strix G15 yang dilengkapi prosesor AMD Ryzen™ 7 4800H (8-core/16-thread, 12MB Cache, hingga 4.2 GHz boost)

serta RAM 8GB DDR4-3200 SO-DIMM. Untuk perangkat lunaknya, digunakan sistem operasi Windows 11 Home dengan Google Colab sebagai platform pengolahan data, serta aplikasi Tripadvisor sebagai sumber data. Tahapan pengumpulan data dilakukan melalui scraping ulasan di Tripadvisor menggunakan *Web Scraper* berbasis Python. Data ulasan yang dikumpulkan disimpan dalam format CSV, kemudian dianalisis untuk mengklasifikasikan sentimen ke dalam tiga kategori, yaitu positif, negatif, dan netral. Proses pembersihan data dilakukan melalui beberapa tahap, antara lain:

1. *Case Folding*, yaitu Pengubahan huruf menjadi huruf kecil semua.
2. *Tokenizing*, yaitu Memisahkan kalimat menjadi kata-kata.
3. *Stopword Removal*, yaitu Menghilangkan kata-kata yang dianggap tidak penting.
4. *Stemming*, yaitu Merubah kata ke bentuk dasarnya.

Hasil dari setiap tahapan *preprocessing* ditunjukkan pada tabel-tabel yang telah disajikan.

Pemodelan dilakukan dengan menggunakan algoritma SVM untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan Tripadvisor tentang objek wisata Tanah Lot. Ulasan terlebih dahulu dikonversi ke bentuk numerik menggunakan metode TF-IDF, di mana nilai TF dihitung berdasarkan frekuensi kemunculan kata dalam ulasan, sedangkan IDF diperoleh dari tingkat kebalikan frekuensi kata dalam seluruh korpus. Hasil TF, IDF, dan TF-IDF digunakan untuk mengidentifikasi kata-kata kunci sebagai indikator sentimen. Vektor fitur sederhana kemudian dibentuk dan digunakan untuk melatih model SVM dengan tiga label sentimen: positif, netral, dan negatif. Kemudian dari pemodelan tadi dilakukan evaluasi untuk mengukur tingkat keberhasilannya. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan *confusion matrix* menunjukkan ada dan tidaknya kesalahan klasifikasi, dan perhitungan akurasi, *precision*, *recall*, serta *F1-score* untuk tiap kelasnya antara sentimen pakar dan sentimen AI.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan 500 ulasan wisata Tanah Lot dari TripAdvisor yang diambil

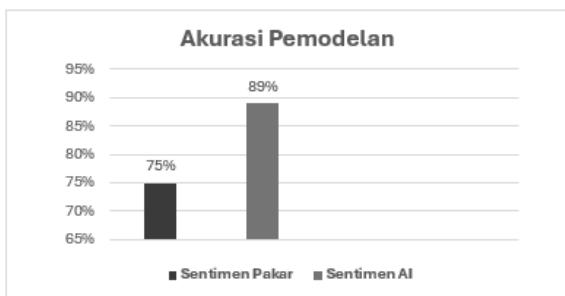
melalui *Web Scraper*. Data kemudian melalui tahap labeling oleh pakar bahasa dan sistem AI, serta diproses dengan tahapan *cleaning*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming*. Selanjutnya, teks direpresentasikan dengan metode TF-IDF. Untuk perolehan skor TF-IDF 20 tertinggi sebagai berikut.

No	Kata	TF-IDF Score
1	Kuil	0.055481
2	Indah	0.055963
3	Bali	0.053516
4	Pura	0.051603
5	Tanah	0.049738
6	Pandang	0.049012
7	Lot	0.048580
8	Matahari	0.047466
9	Benam	0.046268
10	Jalan	0.044277
11	Bagus	0.042785
12	Kunjung	0.042424
13	Air	0.039501
14	Laut	0.036857
15	Unjung	0.035069
16	Pergi	0.034478
17	Pantai	0.032722
18	Foto	0.028815
19	Salah	0.028053
20	Ramai	0.026593

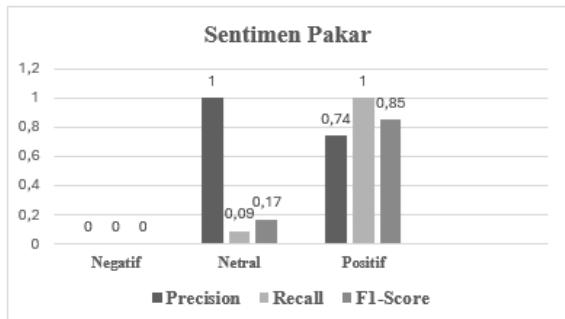
Gambar 5. skor TF-IDF untuk 20 kata tertinggi

Penelitian ini menerapkan algoritma Support Vector Machine (SVM) dengan kernel linear untuk melakukan klasifikasi sentimen. Teks ulasan yang sudah melalui proses stemming kemudian direpresentasikan dalam bentuk numerik menggunakan metode TF-IDF. Model kemudian dilatih dan diuji berdasarkan dua skenario label, yaitu label dari pakar bahasa dan label dari sistem AI. Dari total 500 data ulasan, dilakukan pembagian dengan pembagian 80% data latih (400 data) dan 20% data uji (100 data) menggunakan fungsi *train_test_split*. Evaluasi kinerja model dilakukan dengan mengukur nilai akurasi, precision, recall, serta f1-score untuk menilai performa klasifikasi pada masing-masing skenario label.

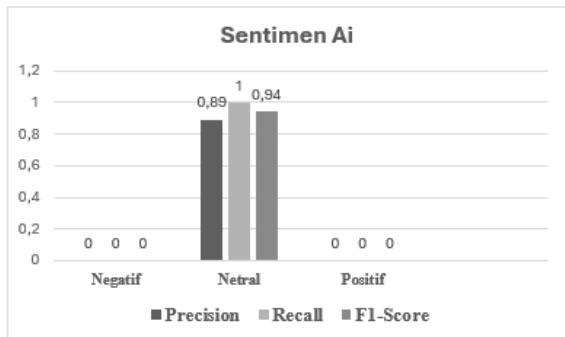
Evaluasi performa model SVM dilakukan menggunakan *confusion matrix* 3x3 untuk tiga kelas sentimen: positif, netral, dan negatif. Akurasi dihitung dari perbandingan jumlah prediksi benar terhadap total data. Hasil evaluasi kemudian divisualisasikan dalam bentuk diagram batang untuk memperjelas perbandingan kinerja model berdasarkan label pakar dan label AI. Untuk perolehan hasilnya sebagai berikut.



Gambar 6. Perbandingan Akurasi Model



Gambar 7. Perolehan Presisi, Recall, F1-Score Sentimen Pakar



Gambar 8. Perolehan Presisi, Recall, F1-Score Sentimen AI

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa pada label AI, kelas negatif tidak muncul karena seluruh datanya masuk ke data latih, sehingga metrik evaluasi tidak dapat dihitung. Pada label pakar, kelas negatif muncul tetapi *precision*, *recall*, dan *f1-score* bernilai nol karena model gagal mengenaliinya dengan benar. Hal ini disebabkan oleh ketidakseimbangan distribusi data, di mana jumlah data negatif jauh lebih sedikit dibanding kelas lain. Untuk mengatasinya, dapat digunakan *class_weight='balanced'*, teknik sampling, serta pembagian data dengan *stratify* agar proporsi label lebih seimbang.

Pada tahap evaluasi, model SVM dilatih dengan seluruh data dan diuji menggunakan *confusion matrix* 3x3 untuk label pakar maupun AI. Confusion matrix membantu mengidentifikasi jumlah prediksi benar (*true positive*, *true neutral*, *true negative*) serta berbagai kesalahan klasifikasi antar kelas. Analisis ini memberikan gambaran lebih detail mengenai distribusi prediksi, konsistensi model, dan potensi perbaikan dalam klasifikasi sentimen.

True Class	Predicted Class		
	Positive	Neutral	Negative
Positive	372	0	0
Neutral	55	40	0
Negative	7	0	23

Gambar 9. Confusion Matrix Untuk Sentimen Ahli Bahasa

Hasil analisis sentimen dengan label pakar menunjukkan bahwa model sangat baik dalam mengenali kelas positif (372 benar tanpa kesalahan). Pada kelas netral, performa lebih lemah karena 55 data salah diklasifikasikan sebagai positif, sementara hanya 40 dikenali benar. Untuk kelas negatif, performa cukup baik dengan 23 benar dan hanya 7 salah diprediksi sebagai positif, tanpa kesalahan ke kelas lain.

True Class	Predicted Class		
	Positive	Neutral	Negative
Positive	15	34	0
Neutral	0	439	0
Negative	0	11	1

Gambar 10. Confusion Matrix Untuk Sentimen AI

Hasil evaluasi model AI menunjukkan performa sangat baik pada kelas netral dengan 439 data diklasifikasikan benar tanpa kesalahan. Namun, pada kelas positif model kurang optimal, karena hanya 15 data dikenali benar dan 34 salah diprediksi sebagai netral. Pada kelas negatif performa sangat rendah, hanya 1 data terdeteksi benar sementara 11 lainnya salah diklasifikasikan sebagai netral.

5. KESIMPULAN

Penelitian ini mengumpulkan 500 komentar dari TripAdvisor menggunakan Web Scraper,

yang dilabeli oleh pakar dan AI. Data diproses dengan Python dan diekstraksi menggunakan TF-IDF, lalu diklasifikasikan dengan SVM. Dengan label pakar, akurasi mencapai 75%, sangat baik pada kelas positif (recall 1.00) namun lemah pada netral dan negatif, menunjukkan bias pada kelas dominan. Dengan label AI, akurasi naik menjadi 89%, tetapi model hanya menguasai kelas netral (recall 1.00) dan gagal mengenali positif maupun negatif. Analisis menunjukkan SVM cenderung bias terhadap kelas mayoritas. Pada data pakar, 372 positif, 40 netral, dan 23 negatif terklasifikasi benar. Pada data AI, 439 netral, 15 positif, dan 1 negatif terklasifikasi benar, menguatkan kecenderungan model menetralkan sentimen positif dan negatif.

6. DAFTAR PUSTAKA

Apriyani, H., & Kurniati, K. (2020). Perbandingan Metode Naïve Bayes Dan Support Vector Machine Dalam Klasifikasi Penyakit Diabetes Melitus. *Journal of Information Technology Ampera*, 1(3), 133–143. <https://doi.org/10.51519/journalita.vol.ume1.issuue3.year2020.page133-143>

Arsi, P., & Waluyo, R. (2021). Analisis Sentimen Wacana Pemindahan Ibu Kota Indonesia Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 8(1), 147. <https://doi.org/10.25126/jtiik.0813944>

Azis Maarif, A. (2015). Penerapan Algoritma Fuzzy. Universitas Dian Nusantara.

Choiriyah, A. (2019). Mitos Asal-Usul Ular Suci Di Tanah Lot Kabupaten Tabanan Bali.

Ferryawan, R., Kusrini, K., & Wibowo, F. W. (2020). Analisis Sentimen Wisata Jawa Tengah Menggunakan Naïve Bayes. *Jurnal Informa : Jurnal Penelitian Dan Pengabdian Masyarakat*, 5(3), 55–60. <https://doi.org/10.46808/informa.v5i3.146>

Fikri Baihaqi, G., Ratnawati, D. E., & Hanggara, B. T. (2022). Analisis Sentimen Wisata Alun-Alun Kota Batu menggunakan Algoritma Support Vector Machine. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 6(Desember), 6010–6018.

Hamdani, M. A., & Nusantara, U. M. (n.d.). Analisis Sentimen Destinasi Wisata Kuliner Yogyakarta Menggunakan Multinomial Naïve Bayes..., *Universitas Multimedia Nusantara*. 5–10. <Https://huggingface.co>. Diakses tanggal 5 Agustus 2025.

Https://pypi.org. Diakses tanggal 28 Juni 2024.

Https://pypi.org. Diakses tanggal 8 Juli 2025.

Https://pypi.org. Diakses tanggal 6 Agustus 2025.

Imron, A. (2019). Analisis Sentimen Terhadap Tempat Wisata di Kabupaten Rembang Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier. *Teknik Informatika*, 10–13.

Irawan, D., Perkasa, E. B., Yurindra, Y., Wahyuningsih, D., & Helmund, E. (2021). Perbandingan Klasifikasi SMS Berbasis Support Vector Machine, Naive Bayes Classifier, Random Forest dan Bagging Classifier. *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi Dan Komputer)*, 10(3), 432–437. <https://doi.org/10.32736/sisfokom.v10i3.1302>

Khasanah, U. (2023). Analisis Sentimen Terhadap Tempat Wisata Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Dan Support Vector Machine.

Kurniati, I. D., Setiawan, R., Rohmani, A., Lahdji, A., Tajally, A., Ratnaningrum, K., Basuki, R., Reviewer, S., & Wahab, Z. (2015). *Buku Ajar*.

Muttakin, K. (2018). Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Magelang 2018.

Seldi, L. C., & Nusantara, U. M. (n.d.). Implementasi Algoritma Multinomial..., Leo Candra Seldi, Universitas Multimedia Nusantara. 5–9.

Sugiarta, K. R., Pitantri, P. D. S., & Adyatma, P. (2024). The Influence of TripAdvisor Reviews and Social Media Marketing Through Instagram on Brand Image at InterContinental Bali Sanur Resort. *Indonesian Journal of Interdisciplinary Research in Science and Technology*, 2(8), 1255–1270. <https://doi.org/10.55927/marcopolo.v2i8.10878>

Surbakti, N. K. (2021). Data Mining Pengelompokan Pasien Rawat Inap Peserta BPJS Menggunakan Metode Clustering

(Studi Kasus : RSU.Bangkatan). *Journal of Information and Technology*, 1(2), 47–53.
<https://doi.org/10.32938/jitu.v1i2.1470>

Teknik, F., Studi, P., Informatika, T., & Jember, U. M. (2024). KABUPATEN BANYUWANGI MENGGUNAKAN METODE NAIVE BAYES CLASSIFIER (Studi Kasus : Wisata Kawah Ijen)

Untara, M. G. S., & Supada, W. (2020). Eksistensi Pura Tanah Lot Dalam Perkembangan Pariwisata Budaya Di Kabupaten Tabanan. *Cultoure*, 1(2), 186–197.