

Optimasi Analisis Sentimen Komentar Penonton Wayang Digital dengan SMOTE dan Algoritma Naïve Bayes

Optimizing Sentiment Analysis of Digital Wayang Viewer Comments using SMOTE and the Naïve Bayes Algorithm

¹Mawar Hardiyanti*, ²Maria Karmelia Fajarlestari

^{1,2}Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Pignatelli Triputra, Indonesia

*e-mail: mawar@upitra.ac.id

(received: 18 January 2025, revised: 4 February 2025, accepted: 14 February 2025)

Abstrak

Pertunjukan wayang merupakan bagian yang tak terpisahkan dari kekayaan warisan budaya Indonesia. Tradisi wayang telah mengakar dalam budaya masyarakat selama berabad-abad dan berkembang melalui pertunjukan langsung maupun adaptasi digital yang semakin pesat, termasuk yang disajikan di platform online seperti YouTube. Dalam era digital, YouTube menjadi salah satu platform terkemuka untuk berbagi video dan memungkinkan penonton menikmati pertunjukan tanpa hadir secara fisik. Meskipun demikian, data dari Badan Pusat Statistik Sosial Budaya menunjukkan penurunan minat generasi muda terhadap seni tradisional seperti wayang, sehingga diperlukan metode baru yang relevan untuk memperkenalkan kembali seni ini kepada mereka. Analisis sentimen berbasis komentar memungkinkan identifikasi opini penonton, baik positif, negatif, atau netral. Data komentar diperoleh melalui teknik web scraping menggunakan Selenium WebDriver, yang memungkinkan pengumpulan data secara efisien. Setelah data terkumpul, dilakukan preprocessing yang meliputi casefolding, tokenisasi, dan stopword removal untuk mempersiapkan data sebelum dilakukan klasifikasi. Model Naive Bayes digunakan untuk menganalisis sentimen komentar dengan membagi komentar ke dalam kategori positif, negatif, dan netral. Hasil sementara menunjukkan bahwa 51,6% komentar memiliki sentimen positif, 42,3% netral, dan 6,0% negatif. Evaluasi model menggunakan K-fold cross validation menghasilkan accuracy sebesar 0.98 ± 0.01 , precision 0.99 ± 0.01 , dan recall 0.72 ± 0.11 tanpa teknik SMOTE, sedangkan setelah penerapan SMOTE, recall meningkat menjadi 0.80 ± 0.05 . Penelitian ini memberikan kontribusi pada pengembangan model analisis sentimen yang lebih akurat dalam konteks media sosial, serta menekankan pentingnya teknik seperti SMOTE dalam mengatasi masalah distribusi kelas yang tidak seimbang.

Kata kunci: analisis sentimen, naive bayes, web scraping, SMOTE, youtube

Abstract

Wayang performances are an integral part of Indonesia's rich cultural heritage. This traditional art form has been deeply rooted in Indonesian society for centuries, evolving through live performances and, more recently, through rapid digital adaptations—including presentations on online platforms such as YouTube. In the digital age, YouTube has become a leading platform for video sharing, allowing audiences to enjoy wayang performances without being physically present. However, data from the Central Bureau of Statistics on Socio-Cultural Affairs indicates a decline in interest among younger generations in traditional arts such as wayang. This highlights the need for innovative and relevant approaches to reintroduce this cultural heritage to them. Sentiment analysis based on viewer comments offers an effective way to identify audience opinions—whether positive, negative, or neutral. Comment data were collected using web scraping techniques with Selenium WebDriver, enabling efficient data extraction. The collected data then underwent preprocessing, including case folding, tokenization, and stopword removal, to prepare it for classification. The Naïve Bayes algorithm was employed to categorize comments into positive, negative, or neutral sentiments. Preliminary results revealed that 51.6% of comments were positive, 42.3% neutral, and 6.0% negative. Model evaluation using K-fold cross-validation yielded an accuracy of 0.98 ± 0.01 , a precision of 0.99 ± 0.01 , and a recall of 0.72 ± 0.11 without applying SMOTE. After applying

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

SMOTE, recall improved to 0.80 ± 0.05 . This study contributes to the development of more accurate sentiment analysis models in the context of social media and underscores the importance of techniques like SMOTE in addressing class imbalance issues.

Keywords: *sentiment analysis, naïve bayes, web scraping, SMOTE, youtube*

1 Pendahuluan

Pertunjukan wayang merupakan bagian yang tak terpisahkan dari kekayaan warisan budaya Indonesia [1]. Tradisi ini telah mengakar dalam budaya masyarakat selama berabad-abad dan berkembang melalui pertunjukan langsung maupun adaptasi digital yang semakin pesat, termasuk di platform online seperti *YouTube* [2]. Dalam era digital, *YouTube* menjadi salah satu media utama untuk berbagi video [3], memungkinkan penonton menikmati pertunjukan tanpa hadir secara fisik [4]. Adaptasi seni tradisional ini memberikan peluang baru untuk melestarikan budaya, membuat wayang lebih relevan dan mudah diakses, terutama bagi generasi muda yang akrab dengan media digital.

Namun, data dari Badan Pusat Statistik Sosial Budaya tahun 2021 menunjukkan adanya penurunan minat sebesar 23,06% dalam tiga tahun terakhir di kalangan anak-anak usia 5 tahun untuk menyaksikan pertunjukan seni [5]. Penelitian lain juga mengindikasikan bahwa generasi muda semakin kurang berminat terhadap seni tradisional [6], termasuk wayang [7]. Kondisi ini menunjukkan perlunya metode baru yang relevan untuk memperkenalkan dan melestarikan seni wayang kepada generasi muda, khususnya Gen Z yang lebih terpapar konten digital [8].

Perkembangan teknologi informasi membawa perubahan signifikan dalam pola perilaku, budaya, etika, dan norma masyarakat. Media sosial seperti *Instagram*, *Facebook*, *Twitter*, dan terutama *YouTube*, mengalami peningkatan signifikan dalam jumlah pengguna [9]. Di Indonesia, *YouTube* menjadi salah satu platform paling populer, dengan beragam kanal yang menampilkan berbagai kategori konten video yang diunggah oleh pengguna [10]. Kehadiran seni wayang di platform ini menjadi peluang strategis untuk memperkenalkan kembali tradisi tersebut kepada generasi muda yang semakin terpapar konten digital.

Selain menciptakan peluang baru bagi pelestarian budaya, tetapi juga menyediakan pendekatan berbasis data untuk memahami respons publik terhadap seni tradisional [11]. Salah satu pendekatan tersebut adalah analisis sentimen, yang menilai opini dan emosi yang terkandung dalam teks, termasuk komentar penonton di platform seperti *YouTube*. Analisis ini memungkinkan pengelompokan opini menjadi positif, negatif, atau netral [3] sehingga membantu pelaku seni dan kreator konten dalam merancang pertunjukan yang lebih relevan dan menarik.

Algoritma Naïve Bayes, yang dikenal karena kesederhanaan dan efektivitasnya, sering digunakan untuk klasifikasi teks dalam analisis sentimen. Penelitian ini bertujuan untuk memanfaatkan algoritma tersebut dalam menganalisis sentimen penonton terhadap pertunjukan wayang digital, guna memahami penerimaan publik dan memberikan panduan strategis untuk pelestarian budaya di era digital. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi penting dalam tiga aspek utama: mendukung pelestarian budaya melalui pendekatan digital, membantu kreator konten memahami elemen-elemen yang disukai audiens, dan memperkaya metode analisis sentimen dalam konteks seni dan budaya.

2 Tinjauan Literatur

Analisis sentimen adalah teknik berbasis komputasi yang digunakan untuk menilai opini dan emosi yang terkandung dalam teks [12], dan merupakan bagian integral dari *Natural Language Processing* (NLP) [13]. NLP menggabungkan metode *machine learning*, data mining, dan teknik linguistik untuk menggali informasi dari teks, termasuk dalam analisis sentimen. Proses pra-pemrosesan teks, seperti pelabelan, tokenisasi, *stemming*, dan *filtering*, digunakan untuk mempersiapkan data sebelum dilakukan klasifikasi menggunakan algoritma tertentu. Algoritma *Naïve Bayes* telah terbukti efektif dalam analisis sentimen berkat kesederhanaannya, meskipun kemajuan teknologi memungkinkan penggunaan algoritma lain yang lebih kompleks.

Beberapa studi terkait penggunaan algoritma *Naïve Bayes* dalam analisis sentimen menunjukkan akurasi yang bervariasi bergantung pada konteks dan jenis data yang dianalisis. Sebagai contoh, pada analisis sentimen sektor pertanian, algoritma ini menghasilkan akurasi 52,3% [11], sementara dalam

analisis layanan publik BPJS, akurasi yang tercatat mencapai 73% [16]. Penelitian lain dalam analisis ulasan produk memperlihatkan hasil yang juga menjanjikan dengan akurasi 62,6% [17]. Meskipun sederhana, *Naïve Bayes* efektif menggabungkan probabilitas kata dengan kategori dokumen dan telah terbukti dapat diterapkan dalam berbagai domain.

Namun, selain *Naïve Bayes*, beberapa algoritma machine learning lainnya seperti *Neural Network*, *k-Nearest Neighbor (k-NN)*, dan *Support Vector Machine (SVM)* juga sering diterapkan dalam sentiment analysis. Masing-masing algoritma ini memiliki keunggulan dan kelemahan tergantung pada karakteristik data dan konteks analisis [20]. *Neural Network*, misalnya, dapat menangani data yang lebih kompleks dan mengidentifikasi pola yang lebih dalam dalam teks. *k-NN*, dikenal dengan kesederhanaannya dalam pengklasifikasian berbasis kedekatan fitur data, sementara *SVM* efektif dalam memisahkan data dengan *margin* yang jelas dan digunakan secara luas dalam analisis sentimen berbasis teks [18].

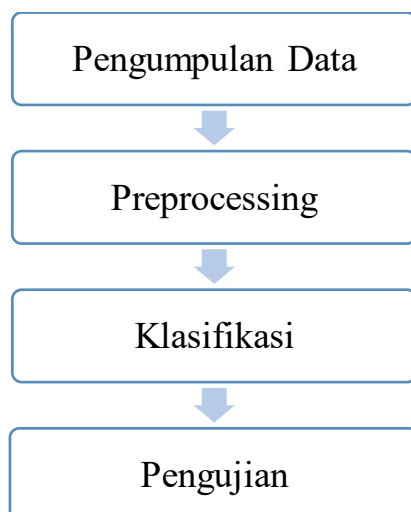
Beberapa penelitian terkait analisis komentar di media sosial, seperti yang dilakukan oleh algoritma *SVM* pada komentar terkait *cyberbullying* di *Instagram*, menunjukkan hasil yang efektif [19]. Namun, meskipun *SVM* menunjukkan keunggulan dalam beberapa konteks, *Naïve Bayes* tetap menjadi pilihan yang populer dalam berbagai aplikasi analisis sentimen, termasuk pada data teks yang lebih sederhana atau data yang tidak memerlukan model yang kompleks.

Kehadiran wayang di *platform* media digital seperti *YouTube* memberi peluang besar untuk melestarikan seni tradisional di kalangan generasi muda yang lebih terpapar dengan konten digital. *YouTube*, sebagai platform berbagi video terpopuler di Indonesia, telah banyak digunakan untuk menganalisis sentimen publik terhadap berbagai isu, termasuk seni dan budaya. Penelitian yang mengkaji penerimaan seni wayang di platform ini memberikan peluang untuk mendigitalisasi seni tradisional dan menjangkau audiens yang lebih luas, terutama generasi muda yang lebih familiar dengan media sosial dan konten berbasis video.

Namun, sebagian besar penelitian yang ada lebih banyak berfokus pada analisis sentimen terkait isu sosial, produk, atau layanan, sementara sentimen penonton terhadap seni tradisional, khususnya wayang, di era digital masih sangat terbatas. Artikel ini berfokus untuk mengisi celah tersebut dengan menganalisis sentimen penonton terhadap pertunjukan wayang digital menggunakan komentar-komentar di platform *YouTube*. Pendekatan ini diharapkan dapat memberikan wawasan baru mengenai bagaimana seni tradisional diterima di kalangan audiens digital serta memberikan panduan bagi pelestarian budaya dalam era media digital.

3 Metode Penelitian

Metodologi adalah serangkaian tahapan proses yang tersusun secara sistematis untuk melaksanakan penelitian dengan tujuan mencapai hasil yang diinginkan. Proses penelitian akan digambarkan pada Gambar 1.



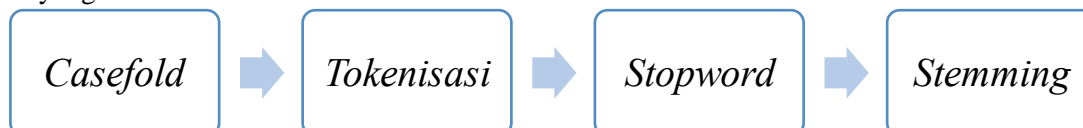
Gambar 1. Tahapan metode

3.1 Pengumpulan Data

Data dikumpulkan dengan mengambil komentar dari kolom *YouTube*, bertujuan untuk mengidentifikasi respons penonton terhadap konten pertunjukan wayang. Data diperoleh dari dua video dengan jumlah penonton tertinggi, yang dipilih untuk mewakili konten populer dan relevan. Komentar-komentar ini digunakan sebagai bahan untuk analisis sentimen, guna memahami persepsi dan tingkat apresiasi penonton terhadap pertunjukan tersebut.

3.2 Preprocessing

Tahapan ini dilakukan preprocessing, yaitu langkah menyusun dan membersihkan data agar menjadi lebih terorganisir sebelum diolah lebih lanjut [21]. Pada Gambar 2, tahap ini terbagi ke dalam empat bagian yang berbeda.



Gambar 2. Preprocessing

Sebelum melakukan analisis sentimen, data komentar di kanal *YouTube* pertunjukan wayang kulit melalui proses *preprocessing* untuk meningkatkan kualitas dan konsistensinya. Proses dimulai dengan *casefold*, yang mengganti semua teks dalam huruf kecil untuk menghilangkan perbedaan kapitalisasi. Selanjutnya, tokenisasi memecah kalimat menjadi kata-kata individual. Kemudian, *stopword* membuang kata-kata yang tidak signifikan, seperti kata penghubung. Terakhir, *stemming* mengembalikan kata ke bentuk dasarnya dengan menghapus imbuhan yang tidak sesuai. Setelah proses ini, data menjadi lebih baik dan siap untuk tahap klasifikasi, memastikan analisis sentimen lebih akurat.

3.3 Klasifikasi

Pada tahap ini, proses selanjutnya akan melibatkan klasifikasi menggunakan metode yang telah dipilih, yaitu *Naïve Bayes*. Data yang sudah melalui proses crawling dan labelisasi akan dianalisis menggunakan metode *Naïve Bayes*, yang pada abad ke-18 pertama kali diperkenalkan oleh *Reverend Thomas Bayes*. *Naïve Bayes* dikenal sebagai metode klasifikasi yang andal dan berguna untuk memprediksi kelas. Diharapkan, melalui tahap ini, mesin dapat mengenali pola tertentu yang kemudian akan diklasifikasikan ke dalam tiga kategori atau sentimen yang spesifik [22]. Layaknya positif, negatif dan netral. bentuk dari *naïve bayes* ditunjukkan pada persamaan 1.

$$P(X) = \frac{P(H|X) \cdot P(X)}{P(H)} \quad (1)$$

Dimana :

- X : Data memiliki class yang belum diketahui
- H : Hipotesis data X termasuk dalam suatu class tertentu
- P (H|X) : Probabilitas hipotesis H dengan mempertimbangkan kondisi dari data X
- P(H) : Probabilitas awal dari hipotesis H
- P(X|H) : Probabilitas data X berdasarkan asumsi bahwa hipotesis H
- P(X) : Probabilitas pada data X

Tahapan untuk perhitungan *naïve bayes* ialah pertama *naïve bayes classifier* merupakan menghitung probabilitas setiap class untuk seluruh data latih dan data uji dilakukan agar evaluasi keakuratan model yang dibangun pada proses pelatihan.

3.4 Pengujian

Pengujian dilakukan dengan menggunakan teknik *K-fold Cross Validation* untuk menilai performa model *Naïve Bayes*, yang dibangun setelah proses *crawling*, *preprocessing*, dan pembobotan. Evaluasi model menggunakan *confusion matrix* [23], yang digunakan untuk mengukur *precision*, *accuracy*, dan *recall*. Penelitian ini dilakukan pada dua kondisi: pertama dengan data yang tidak seimbang (*imbalanced data*), dan kedua dengan data yang telah di-oversample menggunakan *SMOTE* (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*) untuk menangani ketidakseimbangan kelas.

Data dibagi menjadi K bagian yang sama di mana masing-masing bagian secara bergantian digunakan untuk pengujian *K-fold Cross Validation*, sementara sisanya digunakan untuk pelatihan. Proses ini diulang K kali, sehingga menghasilkan rata-rata estimasi performa model yang lebih stabil. Untuk mengukur performa model, digunakan beberapa metrik evaluasi, yang masing-masing dihitung dengan rumus sebagai berikut:

1. Accuracy pada Persamaan 1 mengukur sejauh mana model mampu mengklasifikasikan data dengan benar untuk kelas positif maupun negatif. Semakin tinggi nilai accuracy, semakin baik performa model dalam membuat prediksi yang tepat. Accuracy dihitung dengan rumus:

$$Accuracy = (TP + TN) / (TP + FP + FN + TN) \quad (2)$$

2. Precision pada Persamaan 2 menunjukkan proporsi data yang diklasifikasikan sebagai positif yang benar-benar positif. Precision penting dalam kasus di mana kesalahan klasifikasi positif (false positive) harus diminimalkan. Precision dihitung dengan rumus:

$$Precision = (TP) / (TP + FP) \quad (3)$$

3. Recall pada Persamaan 3 mengukur kemampuan model dalam mendeteksi semua sampel yang benar-benar termasuk dalam kelas positif. Nilai recall yang tinggi menunjukkan bahwa model mampu mengidentifikasi lebih banyak data positif dengan benar, meskipun berpotensi menghasilkan lebih banyak false positive. Recall dihitung menggunakan rumus:

$$Recall = (TP) / (TP + FN) \quad (4)$$

Dimana:

TP	:	True Positif Count
TN	:	True Negative Count
FP	:	False Positif Count
FN	:	False Negative Count

4 Hasil dan Pembahasan

Pada bagian ini, akan dipaparkan hasil analisis serta pembahasan terkait dengan analisis sentimen yang dilakukan terhadap komentar-komentar yang diperoleh dari kanal *YouTube* yang menampilkan pertunjukan wayang kulit. Pembahasan dimulai dengan proses sebagai berikut:

4.1 Pengumpulan Data

Mengumpulkan data merupakan langkah pertama pada proses analisis sentimen. Dalam penelitian ini, lebih dari 3612 komentar berhasil dikumpulkan dari kanal *YouTube* yang menampilkan pertunjukan wayang kulit. Kanal *YouTube* ini dipilih karena memiliki audiens yang cukup besar dan beragam, sehingga dapat memberikan representasi yang lebih lengkap mengenai persepsi penonton terhadap konten yang disajikan. Selain itu, kanal ini juga dikenal memiliki interaksi yang aktif dari berbagai kalangan, baik penonton muda maupun dewasa, yang memberikan wawasan yang lebih kaya tentang bagaimana wayang kulit diterima oleh berbagai kelompok. Keberagaman audiens ini sangat penting untuk menggambarkan sentimen yang lebih luas dan mendalam terkait budaya wayang kulit.

Komentar-komentar yang terkumpul mencakup beragam respons yang berkaitan dengan berbagai aspek pertunjukan, seperti kualitas pertunjukan, pengaruh budaya, serta opini pribadi tentang pertunjukan tersebut. Data komentar yang terkumpul ini sangat beragam, mencakup berbagai jenis ekspresi yang dapat digolongkan menjadi sentimen positif, negatif, dan netral. Komponen-komponen komentar ini mencerminkan berbagai pandangan penonton yang dapat dianalisis lebih lanjut untuk memperoleh wawasan mengenai sentimen umum yang ada.

Teknik *web scraping* digunakan untuk proses pengumpulan data melalui *Selenium WebDriver* secara otomatis, sebuah alat yang memungkinkan penarikan data secara efisien dan efektif dari website yang bersifat dinamis. Dengan pendekatan ini, komentar-komentar yang relevan berhasil dikumpulkan dalam waktu yang relatif singkat, yang kemudian digunakan sebagai data untuk analisis lebih lanjut. Teknik ini memungkinkan penarikan data secara efisien dan mempercepat proses pengumpulan dibandingkan dengan metode manual, sehingga lebih banyak data dapat diperoleh dalam waktu yang lebih singkat. *Selenium WebDriver* juga memberikan fleksibilitas untuk menavigasi halaman web, mengisi formulir, dan mengakses konten yang tidak terlihat pada pemuatan awal halaman, seperti komentar atau elemen interaktif lainnya yang hanya muncul setelah tindakan tertentu (misalnya, klik atau scroll). Selain itu, teknik ini meminimalkan kesalahan yang biasa terjadi dalam pengumpulan data secara manual dan mengurangi waktu yang dibutuhkan untuk

mengumpulkan data dalam jumlah besar. Dengan menggunakan *Selenium WebDriver*, proses pengumpulan data menjadi lebih sistematis dan terstruktur, yang memungkinkan pengumpulan data dalam jumlah besar dari berbagai halaman secara berkelanjutan tanpa memerlukan intervensi manusia.

Sebagian besar data yang terkumpul terdiri dari teks yang tidak terstruktur, yang memerlukan langkah-langkah lanjutan untuk mempersiapkannya agar dapat dianalisis dengan menggunakan metode analisis sentimen. Setelah pengumpulan data selesai, langkah berikutnya adalah melakukan preprocessing untuk menghilangkan elemen-elemen yang tidak relevan serta memastikan kualitas data yang lebih optimal sebelum digunakan dalam analisis.

4.2 Preprocessing

Sebelum melakukan analisis sentimen, data yang terkumpul melalui komentar-komentar di kanal *YouTube* pertunjukan wayang kulit terlebih dahulu menjalani proses *preprocessing* untuk memastikan kualitas data yang lebih baik dan konsisten. Proses preprocessing ini sangat penting karena teks yang dikumpulkan dari sumber-sumber seperti *YouTube* sering kali mengandung *noise* dalam bentuk istilah yang tidak relevan, singkatan, atau bahkan istilah yang tidak standar, yang dapat mengganggu analisis selanjutnya.

Proses *preprocessing* ini terdiri dari beberapa tahapan utama yang bertujuan untuk mempersiapkan data agar dapat dianalisis dengan lebih efektif. Adapun tahapan-tahapan utama dalam preprocessing adalah sebagai berikut:

a. Casefold

Tahap pertama dalam preprocessing adalah *casefold*, yang mengonversi seluruh teks menjadi huruf kecil. Proses ini bertujuan untuk menyamakan seluruh data dan menghapus perbedaan antara huruf kapital dan huruf kecil. Tanpa proses *casefold*, kata seperti "Seneng" dan "seneng" akan dianggap sebagai dua kata yang berbeda, padahal keduanya merujuk pada makna yang sama. Proses ini sangat krusial untuk menjaga konsistensi teks agar analisis sentimen dapat dilakukan secara akurat tanpa dipengaruhi oleh perbedaan kapitalisasi. Contoh proses *casefold* dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Proses casefold

Sebelum <i>casefold</i>	<i>Saben balik makaryo nyetel iki di bolan baleni tetep wae seneng</i>
Sesudah <i>casefold</i>	<i>saben balik makaryo nyetel iki di bolan baleni tetep wae seneng</i>

Tahap *casefold* sangat penting untuk memastikan bahwa teks yang akan diproses lebih lanjut tidak terpengaruh oleh variasi kapitalisasi yang tidak relevan. Dalam konteks analisis sentimen, keseragaman teks sangat membantu dalam meminimalkan kesalahan dalam pengklasifikasian sentimen. Tanpa tahap ini, kata yang seharusnya memiliki makna yang sama, seperti "Bagus" dan "bagus", atau "Buruk" dan "buruk", bisa dianggap berbeda oleh model analisis sentimen hanya karena perbedaan kapitalisasi. Hal ini dapat menurunkan akurasi dan keandalan hasil klasifikasi, karena model akan kesulitan mengidentifikasi hubungan antar kata yang serupa. Dengan menerapkan *casefold*, seluruh teks diubah menjadi huruf kecil, sehingga menghilangkan faktor kapitalisasi yang dapat menyebabkan inkonsistensi dalam analisis. Selain itu, tahap *casefolding* juga membantu meningkatkan efisiensi model dengan mengurangi kompleksitas input yang perlu diproses, memungkinkan model untuk lebih fokus pada makna semantik dari kata-kata tanpa terganggu oleh perbedaan gaya penulisan. Dengan demikian, *casefold* menjadi salah satu langkah fundamental dalam *preprocessing* teks yang memastikan kualitas dan akurasi klasifikasi sentimen yang lebih tinggi.

b. Tokenisasi

Setelah proses *casefold*, tahap berikutnya adalah *tokenisasi*, yang memecah kalimat-kalimat panjang menjadi kata-kata individual atau "token". *Tokenisasi* bertujuan untuk memisahkan kalimat menjadi unit yang lebih kecil sehingga dapat dianalisis lebih lanjut. Dalam analisis sentimen, kata-kata tersebut menjadi fitur yang berkontribusi terhadap pemahaman sentimen keseluruhan dari teks. *Tokenisasi* memungkinkan pemecahan kalimat yang panjang dan kompleks menjadi kata-kata yang lebih mudah dianalisis, meningkatkan efisiensi dalam mengidentifikasi pola sentimen. Proses *tokenisasi* ini dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Proses tokenisasi

Sebelum tokenisasi	<i>Saben balik makaryo nyetel iki di bolan baleni tetep wae seneng</i>
Sesudah tokenisasi	<i>[saben, balik, makaryo, nyetel, iki, di, bolan, baleni, tetep, wae, seneng]</i>

Setelah tokenisasi, data komentar yang awalnya berupa kalimat panjang diubah menjadi rangkaian kata-kata yang lebih mudah dianalisis. Kata-kata ini kemudian dapat digunakan dalam proses analisis sentimen untuk menentukan apakah sebuah komentar mengandung sentimen positif, negatif, atau netral. Proses tokenisasi memecah kalimat menjadi unit-unit terkecil, yaitu kata atau token, yang kemudian memungkinkan model untuk lebih mudah memahami konteks dan makna dari setiap bagian komentar. Dengan kata-kata terpisah, analisis sentimen dapat mengidentifikasi kata kunci atau frasa yang mempunyai konotasi tertentu, misalnya kata-kata seperti "bagus" atau "luar biasa" yang cenderung mengarah pada sentimen positif, atau "jelek" dan "buruk" yang menunjukkan sentimen negatif. Selain itu, tokenisasi juga memungkinkan penanganan kata yang sering digunakan dalam berbagai konteks tanpa terpengaruh oleh struktur kalimat, sehingga model dapat mengidentifikasi sentimen yang tepat meskipun ada variasi dalam cara kata-kata digunakan. Proses ini sangat krusial untuk memastikan bahwa *sentiment analysis* dapat dilakukan secara akurat dan efisien dengan mempertimbangkan setiap kata secara individual dan dalam konteks keseluruhan komentar.

c. *Stopword*

Setelah *tokenisasi*, langkah berikutnya adalah *stopword*, yang menghapus kata umum yang sering ditemui dalam teks namun tidak memberikan informasi signifikan dalam analisis sentimen. Kata-kata seperti "di", "ini", "dan", serta kata sambung lainnya termasuk dalam kategori *stopwords*. Meskipun sering ditemui dalam teks, kata-kata tersebut tidak membantu dalam menentukan sentimen secara langsung. Oleh karena itu, proses penghapusan *stopword* bertujuan untuk menyaring kata-kata yang tidak relevan dan hanya menyisakan kata-kata yang lebih bermakna dalam analisis sentimen. Proses *stopword* dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Proses *stopword*

Sebelum <i>stopword</i>	[<i>saben, balik, makaryo, nyetel, iki, di, bolan, baleni, tetep, wae, seneng</i>]
Sesudah <i>stopword</i>	[<i>saben, balik, makaryo, nyetel, bolan, baleni, seneng</i>]

Setelah proses ini, komentar yang telah di-tokenisasi menjadi lebih fokus pada kata-kata penting yang menggambarkan sentimen komentar tersebut. Proses ini mengurangi kompleksitas teks dan meningkatkan akurasi analisis sentimen. Dengan mengisolasi kata-kata yang relevan, model dapat lebih mudah memetakan hubungan antara kata-kata dan sentimen yang terkandung di dalamnya. Misalnya, kata-kata yang memiliki konotasi emosional yang kuat, seperti "terbaik", "buruk", atau "mengagumkan", dapat diprioritaskan dalam analisis. Selain itu, tokenisasi memungkinkan model untuk mengenali pola-pola sentimen yang mungkin tersembunyi dalam teks yang panjang, seperti pemanfaatan kata-kata negatif atau positif dalam kalimat yang kompleks. Dengan memecah kalimat menjadi unit-unit kecil, model dapat lebih akurat menentukan sentimen yang tepat, apakah itu positif, negatif, atau netral, berdasarkan kata-kata yang ada. Hasilnya, proses ini meningkatkan kualitas prediksi dan memberikan gambaran yang lebih jelas mengenai persepsi pengguna terhadap topik yang dianalisis.

d. *Stemming*

Tahap terakhir dalam *preprocessing* adalah *stemming*, yang mengembalikan kata-kata ke bentuk dasarnya dengan menghapus imbuhan atau afiks yang tidak relevan. Dalam banyak kasus, kata yang digunakan dalam bahasa sehari-hari seringkali memiliki berbagai bentuk, seperti kata kerja atau kata benda yang memiliki imbuhan. *Stemming* bertujuan untuk menyederhanakan kata-kata ini ke bentuk dasar agar analisis lebih efisien. Proses *stemming* dapat dilihat pada Tabel 4 berikut:

Tabel 4. Proses *stemming*

Sebelum <i>stemming</i>	[<i>saben, balik, makaryo, nyetel, bolan, baleni, seneng</i>]
Sesudah <i>stemming</i>	[<i>saben, balik, karya, nyetel, bola, balik, seneng</i>]

Dengan *stemming*, kata "makaryo" (bekerja) diubah menjadi "karya" (kerja), dan "baleni" menjadi "balik" (kembali). Proses *stemming* ini penting untuk memastikan bahwa variasi kata yang sama tidak dihitung sebagai fitur yang berbeda, yang dapat meningkatkan konsistensi dan kualitas analisis sentimen. Tanpa *stemming*, kata yang seharusnya memiliki arti yang sama dapat dianggap sebagai entitas yang berbeda oleh model yang bisa mengarah pada prediksi yang kurang akurat. Dengan mengurangi kata ke dasar, bentuk model dapat lebih fokus pada makna mendasar dari kata-kata tersebut dan mengenali hubungan antara varian kata yang mungkin muncul dalam teks yang lebih panjang atau kompleks. Proses *stemming* ini juga mengurangi jumlah fitur yang harus diproses, yang

Hasil visualisasi menunjukkan bahwa 51.6% komentar termasuk dalam kategori positif, hal ini mengindikasikan bahwa penonton secara umum memiliki persepsi yang baik terhadap pertunjukan wayang kulit tersebut. Di sisi lain, jika visualisasi menunjukkan bahwa 6.0% komentar memiliki sentimen negatif, ini mungkin menandakan adanya aspek-aspek dari pertunjukan yang perlu diperbaiki atau mendapatkan perhatian lebih lanjut. Dengan visualisasi ini, informasi yang diperoleh dari hasil klasifikasi menjadi lebih mudah dipahami dan lebih berguna untuk evaluasi serta pengembangan pertunjukan di masa depan. Analisis ini juga membuka peluang untuk menyesuaikan penyajian pertunjukan agar lebih relevan dan menarik bagi audiens muda, terutama dalam mempertimbangkan elemen budaya yang lebih mudah dipahami oleh mereka.

4.4 Pengujian

Pengujian dilakukan untuk mengevaluasi kinerja model *Naive Bayes* dengan metode *K-fold Cross Validation* yang merupakan metode evaluasi model yang membagi dataset menjadi beberapa bagian atau “*fold*” untuk melakukan pelatihan dan pengujian secara bergantian, sehingga dapat memberikan estimasi yang lebih stabil mengenai kinerja model.

Tabel 5. Matrik pengujian

Matrik	<i>K-fold cross validation</i>	SMOTE
Accuracy	0.98 ± 0.01	0.98 ± 0.00
Precision	0.99 ± 0.01	0.99 ± 0.01
Recall	0.72 ± 0.11	0.80 ± 0.05

Baik dengan dan tanpa teknik oversampling *SMOTE* (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*), model *Naive Bayes* menunjukkan kinerja yang sangat baik, seperti yang ditunjukkan oleh hasil evaluasi pada Tabel 5. Tanpa menggunakan *SMOTE*, model menghasilkan nilai evaluasi yang sangat tinggi, dengan *accuracy* mencapai 0.98 ± 0.01 , *precision* 0.99 ± 0.01 , dan *recall* 0.72 ± 0.11 . Meskipun *accuracy* dan *precision* berada pada nilai yang sangat baik, nilai *recall* yang lebih rendah menunjukkan bahwa model mengalami kesulitan dalam mendeteksi kelas minoritas, dalam hal ini sentimen negatif, yang lebih sedikit dalam dataset.

Namun, setelah menggunakan *SMOTE* untuk meningkatkan jumlah data yang dikumpulkan tentang kelompok minoritas, terjadi peningkatan yang signifikan dalam kemampuan model mendeteksi sentimen negatif. Penerapan *SMOTE* terbukti sangat berguna dalam memperbaiki kinerja model dalam menangani distribusi kelas yang tidak seimbang, yang sangat penting dalam analisis sentimen. Dengan menggunakan *SMOTE*, model tetap mempertahankan *accuracy* yang sangat tinggi, yakni 0.98 ± 0.00 , dan *precision* yang tetap stabil di angka 0.99 ± 0.01 . Peningkatan yang paling mencolok terjadi pada *recall*, yang meningkat menjadi 0.80 ± 0.05 . Hal ini menunjukkan bahwa *SMOTE* berhasil meningkatkan kemampuan model dalam mendeteksi sentimen negatif tanpa mengorbankan performa keseluruhan model. Meskipun *accuracy* dan *precision* tetap tinggi, peningkatan *recall* ini memberikan indikasi yang jelas bahwa *SMOTE* dapat membantu model dalam menangani distribusi kelas yang tidak seimbang, meningkatkan sensitivitas model terhadap sentimen negatif yang sebelumnya kurang terdeteksi.

Dengan demikian, hasil evaluasi ini menunjukkan bahwa teknik *SMOTE* memberikan perbaikan signifikan pada kinerja model dalam mendeteksi kelas minoritas, yang sangat penting dalam analisis sentimen untuk memastikan keseimbangan deteksi antara sentimen positif, negatif, dan netral. Selain itu, penerapan teknik ini memberikan kepercayaan lebih dalam penggunaan model *Naive Bayes* untuk analisis sentimen yang lebih akurat dan seimbang, memastikan bahwa baik sentimen positif, negatif, maupun netral terdeteksi secara adil tanpa bias terhadap kelas dominan.

5 Kesimpulan

Sentimen adalah subjek penelitian ini pada komentar-komentar penonton pada kanal *YouTube* yang menampilkan pertunjukan wayang kulit. Hasil analisis menunjukkan bahwa mayoritas komentar bersentimen positif 51,6%, menandakan penerimaan yang baik dari penonton, sementara 6% komentar bersentimen negatif, yang mengindikasikan adanya aspek pertunjukan yang perlu diperbaiki, dan 42,3% komentar netral, mencerminkan ketidaktegasan penonton terhadap kualitas pertunjukan. Model *Naive Bayes* yang digunakan menunjukkan performa optimal dengan akurasi dan *precision* tinggi $0,98 \pm 0,01$, namun *recall* untuk sentimen negatif relatif rendah, mengindikasikan

kesulitan model dalam mendeteksi sentimen negatif akibat distribusi data yang tidak seimbang. Penerapan *SMOTE* (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*) berhasil meningkatkan *recall* pada sentimen negatif menjadi $0,80 \pm 0,05$ tanpa mengorbankan akurasi dan *precision*, menunjukkan efektivitas teknik ini dalam menangani ketidakseimbangan kelas dalam dataset. Namun, penelitian ini masih memiliki keterbatasan karena data hanya berasal dari satu kanal *YouTube*, yang mungkin tidak mewakili seluruh populasi penonton wayang kulit. Selain itu, meskipun *SMOTE* meningkatkan deteksi sentimen negatif, model ini masih perlu pengembangan lebih lanjut dalam mengatasi variasi bahasa, terutama dalam konteks budaya dan dialog lokal yang memengaruhi analisis sentimen. Penelitian selanjutnya disarankan untuk memperluas jumlah dan keberagaman data serta mengeksplorasi teknik lain seperti *Support Vector Machine* (*SVM*), *Deep Learning* (*CNN*, *LSTM*), dan *Transformers* guna memperoleh pemahaman yang lebih akurat dan komprehensif mengenai persepsi penonton terhadap pertunjukan wayang kulit.

Ucapan Terima Kasih

Kami mengucapkan terima kasih kepada Lembaga Penelitian dan Pengabdian Kepada Masyarakat Universitas Pignatelli Triputra atas dukungan yang diberikan.

Referensi

- [1] T. Temu Tradisi and R. Novia Sapphira, "The Meeting Point of Tradition and Modernization: Cultural Adaptation in Preserving Wayang Kulit in the Digital Era," *Anthropos: Jurnal Antropologi Sosial dan Budaya (Journal of Social and Cultural Anthropology)*, vol. 8, no. 2, 2023. [Online]. Available: <http://jurnal.unimed.ac.id/2012/index.php/anthropos>.
- [2] D. Waluyo and R. Rosmawati, "Dinamika Seni Tradisional pada Era Digital Dynamics of Traditional Art in the Digital Age," *Majalah Semi Ilmiah Populer Komunikasi Massa*, vol. 2, no. 2, pp. 161–172, 2021.
- [3] M. Pasaribu, Y. R. Dewi, and W. Oktaviani, "Penggunaan Konten Youtube sebagai Media Komunikasi Pemasaran pada Brand Jakarta Uncensored," *Jurnal Cyber PR*, vol. 4, no. 1, pp. 29–39, Jun. 2024. ISSN (online) 2798-0561. [Online]. Available: <https://journal.moestopo.ac.id/index.php/cyberpr>.
- [4] J. N. S. Gono and W. N. Rakhmad, "Pandangan Penonton tentang Wayang Kulit di Kanal Youtube," *Biokultur*, vol. 10, no. 2, p. 107, Dec. 2021, doi: 10.20473/bk.v10i2.31265.
- [5] Badan Pusat Statistik, *Statistik Sosial Budaya 2021*, Badan Pusat Statistik, Jakarta, Indonesia, 2021. [Online]. Available: <https://www.bps.go.id>.
- [6] M. Z. Alfaqi, "Eksistensi dan Problematika Pelestarian Wayang Kulit pada Generasi Muda Kec. Ringinrejo Kab. Kediri," *Jurnal Praksis dan Dedikasi*, vol. 5, no. 2, pp. 119–128, 2022. doi: 10.17977/um032v5i2p119-128.
- [7] "Lunturnya Minat Generasi Muda terhadap Seni dan Budaya Tradisional Indonesia," *Indonesiana*. Accessed: Mar. 30, 2024. [Online]. Available: <https://www.indonesiana.id/read/133646/lunturnya-minat-generasi-muda-terhadap-seni-dan-budaya-tradisional-indonesia>.
- [8] W. Warsito and I. Fibiona, *Revitalisasi Wayang Kedu, Kabupaten Temanggung, Jawa Tengah*, 1st ed. Balai Pelestarian Kebudayaan Wilayah X, 2023.
- [9] F. R. Jannah, A. Megiananta Aprilistya, and S. Khadijah, "Analisis Framing Pemberitaan Perseteruan Farida Nurhan dan Food Vlogger Codeblu di Kompas.com dan Viva.Co.Id," *Prosiding Seminar Nasional*, pp. 1040–1048, 2023.
- [10] C. Jonathan, T. H. Rochadiani, and T. Sofian, "Analisis Sentimen Komentar Video Youtube Flat Earth Theory dengan menggunakan Metode Unsupervised dan Supervised Learning," *Decode: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi*, vol. 3, no. 2, pp. 378–387, Aug. 2023. doi: 10.51454/decode.v3i2.210.
- [11] H. Irsyad and M. R. Pribady, "Klasifikasi Opini terhadap Pertanian Sawit (Palm Oil) Indonesia menggunakan Naïve Bayes," vol. 6, no. 2, 2020. [Online]. Available: <http://jurnal.mdp.ac.id>.
- [12] N. Indurkha and F. J. Damerau, *Handbook of Natural Language Processing*, 2nd ed., Chapman & Hall/CRC, Machine Learning & Pattern Recognition Series.

- [13] H. Rachmi and A. Surniandari, "Classification of Text Mining Review Oil Diffuser Products using Naive Bayes Classification," *Jurnal Mantik*, vol. 4, no. 1, pp. 187–192, 2020. [Online]. Available: <https://iocscience.org/ejournal/index.php/mantik/article/view/728>. [Accessed: Nov. 15, 2024].
- [14] "Naive-Bayes Classification Algorithm," [Online]. Available: <http://www.convo.co.uk/x02/>. [Accessed: Nov. 15, 2024].
- [15] I. Rish, "An Empirical Study of the Naïve Bayes Classifier," *Université de Montréal*, Jan. 2001. [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/228845263>. [Accessed: Nov. 15, 2024].
- [16] A. A. Karim, S. F. C., and M. Mustafa, "Analisis Sentimen pada Komentar Sosial Media Instagram Layanan Kesehatan BPJS menggunakan Naïve Bayes Classifier," *Prosiding Seminar Nasional Konferensi Ilmiah Mahasiswa UNISSULA 7 (KIMU 7)*, Semarang, Dec. 2021.
- [17] K. V. S. Toy, Y. A. Sari, and I. Cholissodin, "Analisis Sentimen Twitter menggunakan Metode Naive Bayes dengan Relevance Frequency Feature Selection (Studi Kasus: Opini Masyarakat mengenai Kebijakan New Normal)," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 5, no. 11, pp. 5068–5074, Nov. 2021. e-ISSN: 2548-964X. [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>.
- [18] M. H. Asnawi, I. Firmansyah, R. Novian, and R. S. Pontoh, "Perbandingan Algoritma Naïve Bayes, K-NN, dan SVM dalam Pengklasifikasian Sentimen Media Sosial," *SEMINAR NASIONAL STATISTIKA X (2021)*, ISSN Cetak: 2087-2590, ISSN Online: 2599-2546. [Online]. Available: <http://prosiding.statistics.unpad.ac.id>.
- [19] M. R. W. Julianto, D. Wasistha, and A. D. Hartanto, "Implementasi Algoritma Support Vector Machine untuk Sentimen Analisis Cyberbullying pada Kolom Komentar Instagram Artis," *INTECHNO Journal*, vol. 3, no. 2, Dec. 2021. e-ISSN: 2655-1438, p-ISSN: 2655-1632.
- [20] A. Ardiyansah and Parjito, "Perbandingan Metode Naïve Bayes dan Support Vector Machine dalam Analisis Sentimen terhadap Tokoh Publik," *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer*, vol. 4, no. 6, pp. 2813–2821, 2024, doi: 10.30865/klik.v4i6.1928.
- [21] V. A. Fitri, R. Andreswari, and M. A. Hasibuan, "Sentiment Analysis of Social Media Twitter with Case of Anti-LGBT Campaign in Indonesia using Naïve Bayes, Decision Tree, and Random Forest Algorithm," in *Procedia Computer Science*, Elsevier B.V., 2019, pp. 765–772. doi: 10.1016/j.procs.2019.11.181.
- [22] L. Ardiani, H. Sujaini, and T. Tursina, "Implementasi Sentiment Analysis Tanggapan Masyarakat terhadap Pembangunan di Kota Pontianak," *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi (Justin)*, vol. 8, no. 2, p. 183, Apr. 2020, doi: 10.26418/justin.v8i2.36776.
- [23] M. R. Amly, Yusra, and M. Fikry, "Penerapan Metode Naïve Bayes Classifier pada Klasifikasi Sentimen terhadap Anies Baswedan sebagai Bakal Calon Presiden 2024," *Jurnal Sistem Komputer dan Informatika (JSON)*, vol. 4, no. 4, pp. 621–631, Jun. 2023. e-ISSN: 2685-998X, DOI: 10.30865/json.v4i4.6214.