

## ANALISIS SENTIMEN TERHADAP PENDAPAT MASYARAKAT MENGENAI PILKADA 2024 MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE

Eka Bayu Satriawan<sup>1</sup>, Satrio Hadi Wijoyo<sup>2</sup>, Dian Eka Ratnawati<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Universitas Brawijaya, Malang

Email: <sup>1</sup>ekabayusatriawan@gmail.com, <sup>2</sup>satriohadi@ub.ac.id, <sup>3</sup>dian\_ilkom@ub.ac.id

\*Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 5 Februari 2025, diterima untuk diterbitkan: 30 Juni 2025)

### Abstrak

Pemilihan Kepada Daerah dan Wakil Kepala Daerah, atau yang lebih dikenal sebagai Pilkada, merupakan pemilihan umum di Indonesia yang dilakukan secara langsung oleh masyarakat yang telah memenuhi ketentuan peraturan perundang-undangan. Twitter/X sebagai *platform* media sosial yang penting dalam komunikasi digital di Indonesia, menjadi tempat bagi masyarakat untuk menyalurkan pendapat mereka, termasuk pendapat mengenai pilkada. Tujuan penelitian ini adalah menganalisis sentimen masyarakat terhadap Pilkada melalui data yang dikumpulkan dari Twitter/X, serta memberikan wawasan berharga bagi pembuat kebijakan dan pemangku kepentingan dalam merespons aspirasi masyarakat. Analisis sentimen ini diharapkan dapat membantu memahami persepsi publik serta meningkatkan partisipasi dan kepercayaan masyarakat terhadap proses demokrasi. Penelitian ini dimulai dengan pengumpulan data dari Twitter/X. Proses berikutnya melibatkan enam tahap *pre-processing*, seperti *case folding*, pembersihan data, *tokenizing*, *slang normalization*, *stemming*, dan *filtering*. Metode klasifikasi menggunakan Support Vector Machine (SVM) dan pembobotan kata menggunakan *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) dengan menerapkan teknik *oversampling* dengan SMOTE untuk menyeimbangkan data. Hasil pengujian SVM berhasil mendapatkan performa tinggi dengan tingkat akurasi sekitar 93,09%, *precision* sekitar 93,13%, *recall* sekitar 93,09%, dan *f1-score* sekitar 93,08%. Analisis menggunakan *Root Cause Analysis* (RCA) terhadap empat aspek utama: kandidat, kebijakan dan regulasi, proses Pilkada, serta partai politik. Hasil analisis mengungkapkan sumber ketidakpuasan masyarakat terkait Pilkada, termasuk kekhawatiran akan kurangnya pengalaman kandidat, perubahan undang-undang yang dianggap tidak transparan, kelemahan dalam verifikasi identitas pemilih selama proses Pilkada, serta tuntutan untuk peningkatan komunikasi dan kinerja partai politik.

**Kata kunci:** *analisis sentimen, pilkada, root cause analysis, support vector machine, twitter/x*

## SENTIMENT ANALYSIS ON PUBLIC OPINION REGARDING THE 2024 REGIONAL ELECTIONS USING THE SUPPORT VECTOR MACHINE METHOD

### Abstract

The election of Regional Heads and Deputy Regional Heads, commonly known as Pilkada, is a general election in Indonesia conducted directly by citizens who meet the legal requirements. Twitter/X, as a prominent social media platform in Indonesia's digital communication landscape, serves as a platform for the public to express their opinions, including those about Pilkada. The aim of this study is to analyze public sentiment towards Pilkada using data collected from Twitter/X to provide valuable insights for policymakers and stakeholders in responding to public aspirations. This sentiment analysis is expected to help understand public perceptions and enhance participation and trust in the democratic process. The research begins with data collection from Twitter/X, followed by six *pre-processing* stages: *case folding*, data cleaning, *tokenizing*, *slang normalization*, *stemming*, and *filtering*. The classification method utilizes Support Vector Machine (SVM) and word weighting through *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF), with *oversampling* techniques using SMOTE to balance the data. The SVM testing results achieved high performance with an accuracy rate of approximately 93,09%, *precision* of 93,13%, *recall* of 93,09%, and an *f1-score* of 93,08%. An analysis using *Root Cause Analysis* (RCA) was conducted on four key aspects: candidates, policies and regulations, the Pilkada process, and political parties. The analysis revealed sources of public dissatisfaction related to Pilkada, including concerns over candidates' lack of experience, perceived opacity in legislative changes, weaknesses in voter identity verification during the Pilkada process, and demands for improved communication and performance from political parties.

**Keywords:** *regional election, root cause analysis, sentiment analysis, support vector machine, twitter/x*

## 1. PENDAHULUAN

Isu yang paling sering dibahas dan dicari selama beberapa bulan terakhir di mesin pencarian Google di Indonesia adalah Pilkada. Pemilihan Kepala Daerah dan Wakil Kepala Daerah merupakan pemilihan umum di Indonesia yang dilakukan secara langsung oleh masyarakat setempat yang memenuhi ketentuan peraturan perundang-undangan. Menurut Lestari (2019), kedaulatan rakyat dijalankan melalui pemungutan suara yang dilakukan secara langsung. Pemungutan suara ini terbuka untuk umum, bebas dari intervensi, dan dilaksanakan dengan kerahasiaan, integritas, dan keadilan yang dijaga.

Menjelang Pilkada pada November 2024, terdapat isu-isu yang meresahkan publik. Beberapa isu tersebut adalah bakal calon yang akan maju ke Pilkada 2024, kekhawatiran munculnya politik identitas, politik dinasti, maupun potensi polarisasi. Masyarakat menyampaikan pendapat mereka menggunakan Twitter/X yang merupakan salah satu *platform* sosial media terbesar yang ada di Indonesia.

Twitter/X menjadi tempat bagi masyarakat Indonesia untuk menyuarakan pendapat mereka. Pendapat yang diungkapkan melalui Twitter/X ini akan menjadi bahan analisis sentimen masyarakat terkait Pilkada 2024. Analisis sentimen adalah proses yang diawali dengan ekstraksi data, pengolahan, lalu diakhiri dengan pemahaman data yang berbentuk teks dan bersifat tidak teratur. Tujuannya adalah untuk mendapatkan informasi dari sebuah kalimat pendapat atau opini (Brahimi, Touahria and Tari, 2021). Penulis melakukan analisis dengan menerapkan Support Vector Machine pada penelitian ini.

Support Vector Machine adalah sistem yang menggunakan ruang hipotesis yang terdiri dari fungsi dengan sifat linear pada fitur dimensi tinggi. SVM dilatih menggunakan algoritma pembelajaran yang berasal dari teori optimasi (Puspitasari, Ratnawati and Widodo, 2018). Algoritma Support Vector Machine digunakan untuk mencari fungsi pemisah antar kelas atau biasa disebut dengan *hyperplane* terbaik dengan memaksimalkan jarak yang diantara 2 kelas. Support Vector Machine dapat diklasifikasikan berdasarkan karakteristiknya menjadi dua jenis yaitu linear dan non-linear. Ketika menggunakan SVM, hasil akurasi model yang diperoleh akan sangat dipengaruhi oleh fungsi kernel dan parameter yang digunakan.

Terdapat beberapa penelitian sebelumnya yang memiliki topik permasalahan seputar analisis sentimen pada *platform* Twitter/X. Salah satu penelitian tersebut adalah analisis sentimen galon bebas BPA menggunakan SVM dan Naïve Bayes yang dilakukan oleh Atmojo dan Sinduningrum (2023). Hasil dari penelitian adalah SVM bekerja lebih baik dibandingkan Naïve Bayes dengan tingkat akurasi 96,15%, *recall* 93,67% dan *precision* 93,97%. Penelitian lain yang dilakukan Paramarta dan Darmawan (2023) mengenai analisis sentimen Pilkada 2020. Penelitian mendapatkan bahwa SVM

menghasilkan nilai akurasi mencapai 87,94%, *recall* 90,34%, *precision* 95,10%, dan *f1-score* 92,65%.

Meskipun studi-studi sebelumnya telah mengimplementasikan SVM untuk analisis sentimen, belum ada penelitian yang secara khusus menggunakan teknik *Root Cause Analysis* (RCA) untuk Pilkada. RCA dipilih karena kemampuannya dalam mengidentifikasi akar penyebab masalah yang kompleks, sehingga memberikan pemahaman mendalam tentang faktor-faktor yang mempengaruhi sentimen negatif (Ikayanti, 2017). Metode ini sangat sesuai untuk analisis sentimen terkait ketidakpuasan masyarakat, karena dapat menggali lebih dalam aspek-aspek yang mungkin tidak terungkap hanya dengan klasifikasi sentimen biasa. Penelitian ini bertujuan untuk mengisi kesenjangan tersebut dengan melakukan klasifikasi sentimen serta mencari akar permasalahan melalui RCA, yang dibantu oleh *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) untuk mengidentifikasi tema-tema utama dalam data. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya berfokus pada hasil klasifikasi, tetapi juga menawarkan wawasan baru tentang dinamika Pilkada 2024.

## 2. LANDASAN KEPUSTAKAAN

### 2.1 Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan sebuah teknik atau metode yang digunakan untuk mengumpulkan data pendapat, menganalisis, dan memrosesnya dalam bentuk teks untuk memahami perasaan yang terdapat dalam suatu pendapat (Sari and Wibowo, 2019). Penelitian ini menerapkan metode Support Vector Machine dalam melakukan analisis sentimen.

### 2.2 Pre-processing

Pemrosesan bahasa alami, pemrosesan teks, dan sistem temu kembali informasi merupakan tahapan *pre-processing* yang paling penting (Kannan and Gurusamy, 2014). *Pre-processing* bertujuan untuk mengonversi bentuk data yang sebelumnya tidak terstruktur diubah menjadi terstruktur (Haddi, Liu and Shi, 2013). Tahapan *pre-processing* pada penelitian ini yaitu *case folding*, *cleaning*, *tokenizing*, *slang normalization*, *stemming*, dan *filtering*.

### 2.3 Lexicon Based

Metode analisis sentimen berbasis *lexicon* adalah cara analisis sentimen yang menilai sebuah dokumen dengan menjumlahkan skor sentimen dari seluruh kata dalam dokumen menggunakan leksikon sentimen yang telah dibuat sebelumnya. Metode ini memerlukan daftar kata yang telah diuji dengan skor sentimen yang disertakan pada masing-masing kata. Metode tersebut tidak memerlukan pelatihan kumpulan data sebelumnya (Singh et al., 2018).

## 2.4 Term Weighting

Pembobotan kata adalah tahapan yang berlangsung setelah *pre-processing* selesai dilakukan. Tahapan ini menggabungkan 2 konsep untuk melakukan perhitungan bobot, yakni frekuensi kemunculan kata dalam dokumen yang relevan dan *invers* dari frekuensi dokumen yang mengandung kata tersebut. Berikut rumus TF pada persamaan (1).

$$TF_{(t,d)} = \frac{\text{Jumlah kemunculan kata } t}{\text{Total kata dalam dokumen } d} \quad (1)$$

Berikut rumus IDF pada persamaan (2)

$$idf_t = \log_{10} \frac{N}{df_t} \quad (2)$$

Berikut rumus TF-IDF pada persamaan (3).

$$TF - IDF_{(t,d)} = tf_{t,d} \times idf_t \quad (3)$$

## 2.5 Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine adalah metode klasifikasi dalam kategori pembelajaran terawasi *supervised learning* (Husada and Paramita, 2021). Tujuan penggunaan SVM yaitu untuk menemukan *hyperplane* atau garis pembatas yang terbaik di antara dua kelas. *Hyperplane* dianggap optimal jika garis tersebut berada tepat di tengah-tengah kedua kelas. Keunggulan dari SVM adalah kemampuannya menghasilkan model yang optimal bahkan ketika data yang digunakan relatif sedikit. Rumus dasar dari metode SVM terdapat dalam persamaan (4).

$$f(x) = w \cdot x + b = 0 \quad (4)$$

## 2.6 Cross-Validation

*Cross-validation* adalah metode statistik yang digunakan untuk membagi *dataset* menjadi 2 bagian untuk evaluasi dan membandingkan kinerja algoritma pembelajaran. Bagian pertama *dataset* digunakan untuk melatih model, sementara bagian lainnya digunakan untuk menguji dan memvalidasi model tersebut (Refaeilzadeh, Tang and Liu, 2009). Teknik ini memberikan pendekatan yang lebih objektif dalam menilai kemampuan model untuk menggeneralisasi pola dari data yang tidak terlihat selama pelatihan. Dengan membagi *dataset* menjadi bagian pelatihan dan pengujian, *cross-validation* membantu mengurangi risiko *overfitting* atau *underfitting* pada model pembelajaran. *Cross-validation* adalah metode *resampling* yang memanfaatkan bagian-bagian berbeda dari data untuk menguji dan melatih model pada iterasi yang berbeda. Tujuannya adalah memperkirakan tingkat kesesuaian model terhadap kumpulan data yang independen dari data pelatihan.

## 2.7 Confusion Matrix

Metode evaluasi yang juga diterapkan pada penelitian ini yaitu *confusion matrix*. Metode ini melakukan perbandingan antara matriks kelas yang sebenarnya dan yang diprediksi (Hendrastuty, Rahman Isnain and Yanti Rahmadhani, 2021). Tabel *confusion matrix* dapat ditemukan pada Tabel 1.

Tabel 1. *Confusion Matrix*

	Predicted Positive	Predicted Negative
Actual Positif	True Positive	False Negatif
Actual Negative	False Positif	True Negatif

*True Positive* (TP) yaitu dokumen yang mempunyai nilai kelas positif sebenarnya dan mendapat nilai klasifikasi kelas positif. *False Positive* (FP) yaitu dokumen yang memiliki nilai kelas negatif sebenarnya tetapi diberi nilai klasifikasi kelas positif. *True Negative* (TN) yaitu dokumen yang memiliki nilai kelas negatif sebenarnya dan mendapat nilai klasifikasi kelas negatif. *False Negative* (FN) yaitu dokumen yang memiliki nilai kelas positif sebenarnya tetapi diberi nilai klasifikasi kelas negatif (Caelen, 2017).

## 2.8 Latent Dirichlet Allocation (LDA)

*Latent Dirichlet Allocation* adalah suatu model probabilistik generatif untuk kumpulan data diskrit seperti korpus teks (Blei et al., 2003). Model ini menganggap bahwa dokumen merupakan campuran acak dari topik laten, di mana setiap topik ditandai oleh distribusi kata. LDA mengidentifikasi distribusi topik dalam setiap dokumen dan menentukan kata-kata dengan probabilitas tertinggi untuk mewakili masing-masing topik.

## 2.9 Root Cause Analysis: 5 Why's

*Root Cause Analysis* adalah teknik analisis suatu akar penyebab gangguan yang mungkin dihadapi suatu sistem (Soares Ito et al., 2022). Metode *5 Why's* adalah sebuah pendekatan dalam pemecahan masalah yang merupakan komponen Sistem Produksi Toyota. Penemu dan pengusaha industri Jepang, Sakichi Toyoda, menciptakan pendekatan yang kini menjadi komponen fundamental dari filosofi *Lean* (Gangidi, 2019). Metode *5 Why's* membolehkan seseorang untuk menemukan akar penyebab suatu masalah dengan menanyakan "Why" sebanyak lima kali. Berikut merupakan langkah-langkah dari *5 Why's*:

- Apa masalah yang muncul?
- Mengapa masalah tersebut bisa terjadi?
- Mengapa alasan pertanyaan ke-2 bisa terjadi?
- Mengapa alasan pertanyaan ke-3 bisa terjadi?
- Mengapa alasan pertanyaan ke-4 bisa terjadi?

Metode *5 Why's* memiliki karakteristik yang berulang, serta menjawab pertanyaan-pertanyaan secara berurutan. Dengan metode ini, masalah dapat

ditelusuri ke akar penyebabnya sehingga dapat mengembangkan solusi efektif untuk mengatasinya.

### 3. METODE PENELITIAN

#### 3.1. Tipe Penelitian

Penelitian ini menggunakan tipe penelitian non-implimentatif analitik yang berpusat pada peristiwa yang sedang berlangsung. Tujuan penelitian ini adalah untuk menemukan tingkat akurasi optimal untuk menganalisis sentimen pendapat masyarakat terkait Pilkada 2024 di platform Twitter/X dengan menerapkan SVM.

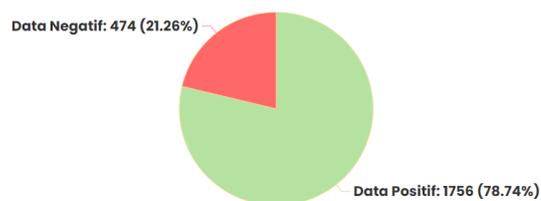
#### 3.2. Strategi Penelitian

Diagram alir penelitian ditunjukkan pada Gambar 1, langkah awal yang dilakukan oleh peneliti yaitu melakukan studi literatur untuk meninjau penelitian sebelumnya yang selaras dengan permasalahan dan metode penelitian yang akan dilakukan. Tahap berikutnya yaitu merumuskan masalah yang akan menjadi fokus utama dalam penelitian, dengan mempertimbangkan temuan dan kontribusi penelitian sebelumnya. Tahap berikutnya menetapkan tujuan penelitian berlandaskan dari hasil rumusan masalah yang sudah dibuat sebelumnya. Tahap selanjutnya adalah pengumpulan data.

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data *Tweet* yang diambil dari platform sosial media Twitter/X. Data *Tweet* yang diambil mencakup pendapat masyarakat terkait Pilkada 2024 yang akan datang. Peneliti menggunakan teknik *web scraping* dengan menggunakan library *Tweet-Harvest*. Tahapan selanjutnya peneliti akan memasuki tahap implementasi. Tahap awal dalam implementasi adalah melakukan *pre-processing* data, seperti menghilangkan duplikat data dan data yang tidak relevan dengan permasalahan penelitian. Tahapan berikutnya adalah pembuatan model dan pelatihan model menggunakan metode SVM. Model tersebut akan diuji menggunakan data uji yang tersedia. Langkah selanjutnya yaitu peneliti akan melakukan pengujian model menggunakan *confusion matrix*. Proses implementasi ini dapat diulangi dengan membagi data latih dengan data uji dalam beberapa rasio hingga diperoleh model yang memadai. Tahapan paling akhir dari penelitian ini adalah membuat bagian kesimpulan dan saran berdasarkan hasil temuan dari penelitian yang dilakukan.

#### 3.3 Pengumpulan Data

Data dikumpulkan dari Twitter/X menggunakan *Tweet-Harvest*. Peneliti menggunakan kata kunci “pilkada” pada “*Tweet*” berbahasa Indonesia. Data dikumpulkan mulai dari 3 Mei 2024 hingga 31 Mei 2024.



Gambar 2. Persebaran Data

Jumlah data sebanyak 2.230 komentar, dengan jumlah data positif 1.756 dan jumlah data negatif 474. Data tersebut telah divalidasi untuk memastikan kualitasnya, yaitu dengan membuang *Tweet* yang terlalu singkat dan duplikasi. Persebaran data ditunjukkan pada Gambar 2.

#### 3.4 Pelabelan Data

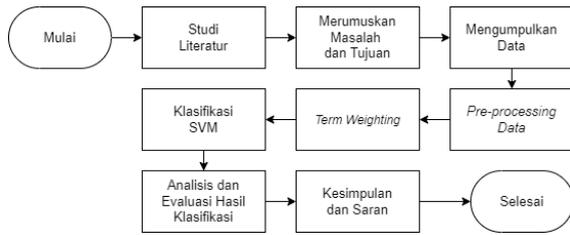
Pelabelan data menggunakan pendekatan *Lexicon-Based* dengan kamus *Inset Lexicon*, data dilabeli menjadi 2 kategori sentimen, yaitu sentimen positif dan sentimen negatif. Semua data telah dilabelkan secara otomatis berdasarkan analisis konten, yaitu jika komentar memiliki lebih banyak kata positif maka dilabeli sebagai positif, jika memiliki lebih banyak kata negatif maka dilabeli sebagai negatif. Data yang telah dilabeli menggunakan kamus *lexicon* akan divalidasi lebih lanjut secara manual oleh ahli agar lebih akurat. Proses validasi pelabelan dilakukan oleh 2 *annotator*.

#### 3.5 Klasifikasi Sentimen SVM

Proses klasifikasi sentimen dilakukan menggunakan SVM dengan dukungan *library python* seperti *numpy*, *sklearn*, *pandas*, dan lainnya. Tujuannya untuk melakukan klasifikasi sentimen dalam label positif atau negatif. Pengujian dilakukan menggunakan *Stratified K-Fold Cross Validation*, yang membagi data latih dengan data uji melalui proses iterasi yang menyeluruh dan acak, untuk memastikan proporsi yang seimbang.

#### 3.6 Analisis dan Evaluasi Hasil Klasifikasi

Analisis dan evaluasi klasifikasi sentimen menggunakan SVM akan menilai efektivitas metode ini dalam mengklasifikasikan data, fokus pada akurasi dan kinerja menyeluruh. Pengujian menggunakan *cross-validation*. Model SVM memanfaatkan TF-IDF akan diuji untuk menilai kualitasnya, mencakup *precision*, *recall*, *f1-score*, dan akurasi. *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) digunakan untuk menemukan topik dalam komentar masyarakat dengan menentukan jumlah topik terbaik berdasarkan nilai *coherence*. Proses ini meliputi pembersihan teks serta membuat korpus dan kamus. LDA akan menghasilkan jumlah topik yang menjadi aspek-aspek penting untuk membantu *Root Cause Analysis* dalam memahami penyebab sentimen negatif terkait Pilkada 2024.



Gambar 1. Alur Strategi Penelitian

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1 Data

Contoh data pendapat masyarakat mengenai Pilkada 2024 yang dikumpulkan dari Twitter/X dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Contoh Hasil Pengumpulan Data

Username	Content
Sebastian Lodu	Tokoh Masyarakat Puncak Jaya Herman Enumbi mengatakan semua pihak agar menjaga keamanan jelang Pilkada 2024 mendatang. Pilkada adalah pesta demokrasi maka pesta itu harus dimaknai dengan kemeriahan serta aman dan damai
Emji_txt	curiga tapera ini pengalihan issue masalah semua yg berbau kaesang. salah satunya ya ngerombak MA yang ngubah aturan usia buat pilkada. tapi sumpah ya kalo masih ada yang milih itu mata batinnya apa ga terbuka ya nepotisme sejelas itu duh. Rencana Allah yg terbaik kan ya

Contoh data hasil *pre-processing* dengan *case folding, cleaning, tokenizing, slang normalization, stemming*, dan *filtering* dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Contoh Hasil *Pre-processing*

Hasil Pre-processing
['tokoh', 'masyarakat', 'puncak', 'jaya', 'herman', 'enumbi', 'jaga', 'aman', 'jelang', 'pilkada', '2024', 'pilkada', 'pesta', 'demokrasi', 'pesta', 'makna', 'riah', 'aman', 'damai']
['curiga', 'tapera', 'alih', 'issue', 'bau', 'kaesang', 'salah', 'ngerombak', 'ma', 'ngubah', 'atur', 'usia', 'pilkada', 'sumpah', 'kalo', 'pilih', 'mata', 'batin', 'buka', 'nepotisme', 'duh', 'rencana', 'allah']

Contoh data setelah dilakukan pelabelan dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Contoh Hasil Pelabelan Data

Hasil Pre-processing	Label
['tokoh', 'masyarakat', 'puncak', 'jaya', 'herman', 'enumbi', 'jaga', 'aman', 'jelang', 'pilkada', '2024', 'pilkada', 'pesta', 'demokrasi', 'pesta', 'makna', 'riah', 'aman', 'damai']	Positif
['curiga', 'tapera', 'alih', 'issue', 'bau', 'kaesang', 'salah', 'ngerombak', 'ma', 'ngubah', 'atur', 'usia', 'pilkada', 'sumpah', 'kalo', 'pilih', 'mata', 'batin', 'buka', 'nepotisme', 'duh', 'rencana', 'allah']	Negatif

### 4.2 Implementasi SVM

Data akan dibagi menjadi data latih dan data uji. Data latih digunakan untuk melatih model SVM dalam memprediksi sentimen positif dan negatif, sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi akurasi prediksi metode SVM. Teknik SMOTE juga akan diterapkan untuk menyeimbangkan data.

Tabel 5. Data Latih dan Data Uji *Kernel Linear*

Data	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
90:10	92,82%	90%	87%	88%
80:20	91,70%	88,5%	86,5%	87,5%
70:30	92,22%	88,5%	87%	87,5%
60:40	92,15%	88%	87%	87,5%
50:50	92,75%	89%	85%	87%

Tabel 5 menunjukkan akurasi *kernel linear* berkisar antara 91,70% hingga 92,82%, dengan *precision* antara 88% hingga 90%, *recall* antara 85% hingga 87%, dan *f1-score* antara 87% hingga 88%. Rata-rata nilai akurasi, *precision*, *recall*, dan *f1-score* tertinggi berhasil didapatkan pada rasio data latih: data uji 90%:10%.

Tabel 6. Data Latih dan Data Uji *Kernel Polynomial*

Data	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
90:10	84,30%	83,5%	61%	64,5%
80:20	82,06%	80,5%	61%	63,5%
70:30	83,55%	82%	61,5%	64%
60:40	84,41%	83,5%	63%	66,5%
50:50	82,73%	83,5%	60%	62%

Tabel 6 menunjukkan akurasi *kernel poly* berkisar antara 82,06% hingga 84,41%, dengan *precision* antara 80,5% hingga 83,5%, *recall* antara 60% hingga 63%, dan *f1-score* antara 62% hingga 66,5%. Rata-rata nilai akurasi, *precision*, *recall*, dan *f1-score* tertinggi berhasil didapatkan pada rasio data latih: data uji 60%:40%.

Tabel 7. Data Latih dan Data Uji *Kernel RBF*

Data	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
90:10	91,92%	90,5%	82,5%	85,5%
80:20	89,68%	88,5%	79,5%	83%
70:30	90,58%	88,5%	80,5%	83,5%
60:40	90,69%	89%	80,5%	83,5%
50:50	88,56%	89%	74,5%	79%

Tabel 7 menunjukkan akurasi *kernel RBF* berkisar antara 88,56% hingga 91,92%, dengan *precision* antara 88,5% hingga 90,5%, *recall* antara 74,5% hingga 82,5%, dan *f1-score* antara 79% hingga

85,5%. Rata-rata nilai akurasi, *precision*, *recall*, dan *f1-score* tertinggi berhasil didapatkan pada rasio data latih: data uji 90%:10%.

Tabel 8. Data Latih dan Data Uji *Kernel Sigmoid*

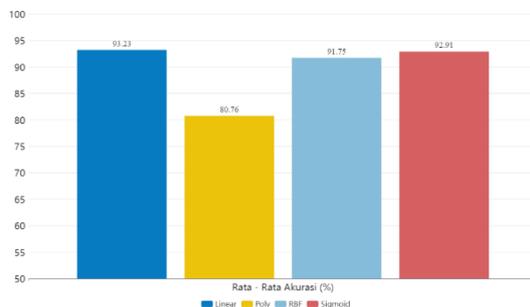
Data	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
90:10	92,82%	88,5%	88,5%	88,5%
80:20	91,92%	88,5%	87%	88%
70:30	92,37%	88,5%	87,5%	88%
60:40	92,15%	87,5%	87,5%	87,5%
50:50	92,45%	90%	87%	88%

Tabel 8 menunjukkan akurasi dari *kernel sigmoid* berkisar antara 91,92% hingga 92,82%, dengan *precision* antara 87,5% hingga 90%, *recall* antara 87% hingga 88,5%, dan *f1-score* antara 86% hingga 88,5%. Rata-rata akurasi dan *f1-score* tertinggi didapatkan pada rasio data latih: data uji 90%:10%, sementara *precision* tertinggi tercapai pada rasio 50%:50%.

Tabel 9. Hasil Pengujian Perbandingan *Kernel SVM*

N-Fold	Linear	Poly	RBF	Sigmoid
1	93,38%	82,96%	91,93%	92,38%
2	90,58%	78,03%	88,34%	86,69%
3	92,38%	85,20%	92,83%	91,93%
4	95,52%	83,86%	91,93%	95,52%
5	97,31%	85,65%	95,96%	96,86%
6	91,48%	74,44%	89,69%	91,03%
7	95,52%	78,48%	92,38%	94,62%
8	91,93%	78,48%	90,13%	91,93%
9	92,38%	82,51%	92,38%	92,83%
10	92,83%	78,03%	91,93%	92,38%
<b>Mean</b>	<b>93,23%</b>	<b>80,76%</b>	<b>91,75%</b>	<b>92,91%</b>

Perbandingan *Kernel SVM*

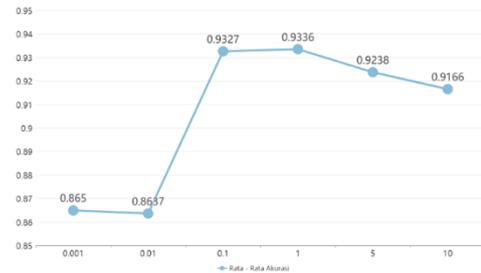


Gambar 3. Akurasi Pengujian Data Latih Data Uji

Hasil pengujian menggunakan 4 *kernel* menunjukkan bahwa hasil tertinggi didapatkan pada data latih dan data uji dengan rasio data 90%:10% pada *kernel linear*, *kernel RBF*, dan *kernel sigmoid*. *Kernel poly* menunjukkan hasil yang berbeda dari

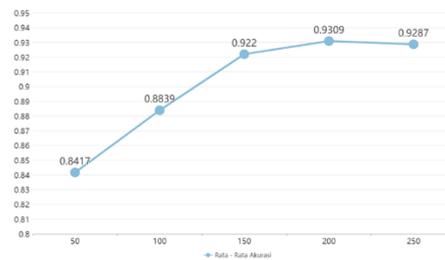
ketiga *kernel* sebelumnya yaitu hasil tertinggi didapatkan pada rasio data 60%:40%. Maka dari itu, pengujian selanjutnya akan menggunakan rasio data latih dan data uji yaitu 90:10 untuk mengevaluasi akurasi dari 4 jenis *kernel SVM*.

Pengujian Parameter C



Gambar 4. Hasil Pengujian Parameter C

Pengujian Parameter max\_iter



Gambar 5. Hasil Pengujian Parameter max\_iter

Hasil pengujian di Tabel 9 dan Gambar 3 menunjukkan bahwa *kernel linear* mencapai performa terbaik dengan akurasi 93,23%, sedangkan *kernel polynomial* memiliki akurasi terendah sebesar 80,76%. Temuan ini menegaskan efektivitas *kernel linear* untuk data dengan hubungan linier dan mempengaruhi pemilihan *kernel* yang optimal. Pengujian berikutnya akan menggunakan *kernel linear* sesuai dengan hasil akurasi terbaik pada perbandingan *kernel SVM* tersebut.

Hasil pengujian parameter C pada Gambar 4 menunjukkan bahwa nilai C = 1 memberikan akurasi yang paling tinggi yaitu sebesar 93,36%. Sebaliknya, nilai akurasi paling rendah yaitu sebesar 86% terdapat pada rentang C = [0.001, 0.01]. Eksperimen ini mengindikasikan bahwa nilai C < 0.1 cenderung menghasilkan akurasi lebih rendah jika dibandingkan dengan nilai C ≥ 0.1, sementara nilai C > 1 menunjukkan sedikit penurunan akurasi.



Gambar 6. *Word Cloud* Sentimen Positif dan Negatif

Hasil pengujian parameter *max\_iter* pada Gambar 5 menunjukkan bahwa jumlah *max\_iter* = 200 memberikan akurasi tertinggi sebesar 93,09%. Jumlah *max\_iter* terendah, yaitu *max\_iter* = 50, memberikan akurasi terendah sebesar 84,17%.

### 4.3 Evaluasi Hasil Analisis Sentimen

Evaluasi hasil analisis sentimen menggunakan model SVM dilakukan untuk mengukur akurasi prediksi sentimen positif dan negatif. Dengan pembagian data 90:10, hasil evaluasi ditampilkan dalam *K-Fold Cross-Validation* pada Tabel 10.

Tabel 10. Hasil *K-Fold Cross Validation*

<i>N-Fold</i>	<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
1	92,82%	92,64%	92,82%	92,68%
2	91,47%	91,43%	91,47%	91,45%
3	93,27%	93,35%	93,27%	93,30%
4	93,72%	93,72%	93,72%	93,72%
5	96,41%	96,80%	96,41%	96,50%
6	91,47%	91,36%	91,47%	91,30%
7	95,06%	95,20%	95,06%	95,11%
8	91,92%	92,07%	91,92%	91,98%
9	92,37%	92,31%	92,37%	92,34%
10	92,37%	92,42%	92,37%	92,40%
<b>Mean</b>	<b>93,09%</b>	<b>93,13%</b>	<b>93,09%</b>	<b>93,08%</b>

Menurut hasil uji *K-Fold Cross Validation* dalam Tabel 10, dapat disimpulkan bahwa parameter SVM menunjukkan kinerja yang sangat baik dengan tingkat akurasi, atau sejauh mana model dapat memberikan prediksi yang benar pada keseluruhan data, mencapai 93.09%. Oleh karena itu, parameter ini dapat digunakan secara efektif untuk melakukan klasifikasi sentimen pada komentar atau pendapat masyarakat terhadap pilkada 2024.

### 4.4 Visualisasi Hasil Analisis Sentimen

Penelitian menggunakan *word cloud* untuk memvisualisasikan data dan mengeksplorasi kata-kata yang sering muncul dalam *dataset*



Gambar 7. Hasil Skenario *Word Cloud* dengan 6 Topik

pendapat masyarakat mengenai pilkada 2024 pada Twitter/X pada setiap sentimen.

Visualisasi pada Gambar 6 menunjukkan bahwa sentimen positif mengungkapkan dukungan yang kuat terhadap Pilkada 2024, ditunjukkan oleh kata-kata seperti "serentak," "jakarta," "dukung," dan "sukses." Kata-kata ini muncul dalam konteks yang menunjukkan harapan akan keberhasilan proses pemilihan. Sebaliknya, visualisasi sentimen negatif menunjukkan kekhawatiran atau ketidakpuasan dengan kata-kata seperti "jokowi," "kaesang," "anak," "pilih," "jakarta," "batas usia," dan "politik." Kata-kata ini mencerminkan ketidakpuasan masyarakat terhadap kebijakan seperti batas usia calon dan dinasti politik.

Kesimpulan ini didasarkan pada analisis frekuensi kata dalam *word cloud*, di mana kata-kata yang sering muncul memberikan indikasi kuat tentang tema sentimen yang dominan dalam komentar masyarakat.

### 4.5 Root Cause Analysis (RCA)

Analisis ini mengidentifikasi masalah utama dari kata-kata yang menonjol dalam visualisasi data sentimen negatif pada setiap aspek melalui hasil pemodelan LDA dan visualisasi melalui *word cloud*.

Tabel 11. Hasil Identifikasi Aspek Skenario Jumlah Topik

Jumlah Topik	Topik	Aspek
0		Kandidat
1		Kebijakan dan Regulasi
2		Proses Pilkada
3		Proses Pilkada
4		Partai Politik
5		Proses Pilkada

Menurut visualisasi *word cloud* pada Gambar 7, 6 topik dari LDA menghasilkan 4 aspek yang tertera pada Tabel 11. Aspek tersebut mengacu pada topik analisis sentimen, yaitu Kandidat, Kebijakan dan Regulasi, Proses Pilkada, dan Partai Politik.

1. Aspek Kandidat
  - a. Aspek Kandidat A
    - i. *Why 1* (Mengapa ada masyarakat yang merasa tidak puas dengan pencalonan Kandidat A?) Karena masyarakat merasa bahwa Kandidat A tidak memiliki pengalaman yang cukup dalam pemerintahan.
    - ii. *Why 2* (Mengapa ada masyarakat yang merasa bahwa Kandidat A tidak memiliki pengalaman yang cukup dalam pemerintahan?) Karena Kandidat A dikenal lebih sebagai pengusaha muda dan tidak memiliki rekam jejak dalam politik atau administrasi publik.
    - iii. *Why 3* (Mengapa rekam jejak Kandidat A

- sebagai pengusaha muda menimbulkan ketidakpuasan?) Karena masyarakat khawatir bahwa latar belakang pengusaha saja tidak cukup untuk menangani kompleksitas masalah pemerintahan.
- iv. *Why 4* (Mengapa latar belakang pengusaha saja tidak dianggap cukup?) Karena masyarakat merasa bahwa pengalaman dalam bidang pemerintahan diperlukan untuk membuat kebijakan yang efektif dan memahami birokrasi.
  - v. *Why 5* (Mengapa pengalaman dalam bidang pemerintahan diperlukan untuk membuat kebijakan yang efektif dan memahami birokrasi?) Karena pembuatan kebijakan yang efektif dan pemahaman terhadap birokrasi memerlukan pengetahuan mendalam tentang administrasi publik dan pengalaman praktis dalam mengelola pemerintahan.
- b. Aspek Kandidat B
- i. *Why 1* (Mengapa ada kekhawatiran terhadap pengusungan Kandidat B dalam Pilkada Jakarta?) Karena rekam jejak Pilkada sebelumnya dinilai menjadi kekhawatiran.
  - ii. *Why 2* (Mengapa ada kinerja Kandidat B dalam Pilkada sebelumnya dianggap kurang memuaskan?) Karena ada kinerja Kandidat B dalam Pilkada sebelumnya yang dianggap kurang memuaskan.
  - iii. *Why 3* (Mengapa ada kinerja Kandidat B dalam Pilkada sebelumnya dianggap kurang memuaskan?) Karena terdapat beberapa kebijakan dan proyek yang kontroversial selama masa jabatannya.
  - iv. *Why 4* (Mengapa terdapat beberapa kebijakan dan proyek tersebut dianggap kontroversial?) Karena beberapa kebijakan tersebut menimbulkan pro dan kontra di kalangan masyarakat dan pengamat politik.
  - v. *Why 5* (Mengapa terdapat beberapa kebijakan yang menimbulkan pro dan kontra?) Karena ada yang merasa kebijakan tersebut kurang efektif dan merugikan kepentingan publik.
- c. Aspek Kandidat C
- i. *Why 1* (Mengapa ada kekhawatiran terhadap pencalonan Kandidat C dalam Pilkada Batu 2024?) Karena Kandidat C baru saja gagal menjadi anggota DPR RI periode 2024-2029.
  - ii. *Why 2* (Mengapa kegagalan menjadi anggota DPR RI menimbulkan kekhawatiran?) Karena kegagalan tersebut dianggap mencerminkan kurangnya dukungan atau elektabilitas.
  - iii. *Why 3* (Mengapa kegagalan tersebut dianggap mencerminkan kurangnya dukungan atau elektabilitas?) Karena popularitas Kandidat C sebagai artis belum tentu mencerminkan elektabilitasnya dalam politik.
  - iv. *Why 4* (Mengapa kegagalan tersebut dianggap mencerminkan kurangnya dukungan atau elektabilitas?) Karena popularitas Kandidat C sebagai artis belum tentu mencerminkan elektabilitasnya dalam politik.
  - v. *Why 5* (Mengapa kegagalan tersebut dianggap mencerminkan kurangnya dukungan atau elektabilitas?) Karena popularitas Kandidat C sebagai artis belum tentu mencerminkan elektabilitasnya dalam politik.
2. Aspek Kebijakan dan Regulasi
- i. *Why 1* (Mengapa masyarakat merasa tidak puas dengan kebijakan dan regulasi yang diterapkan?) Karena ada anggapan bahwa perubahan undang-undang dilakukan untuk menguntungkan kandidat tertentu.
  - ii. *Why 2* (Mengapa ada anggapan bahwa perubahan undang-undang dilakukan untuk menguntungkan kandidat tertentu?) Karena masyarakat merasa bahwa perubahan tersebut tidak didasarkan pada kepentingan umum, melainkan pada kepentingan individu atau kelompok tertentu.
  - iii. *Why 3* (Mengapa masyarakat merasa perubahan tersebut tidak didasarkan pada kepentingan umum?) Karena perubahan undang-undang tersebut terjadi secara tiba-tiba dan kurang transparan, sehingga menimbulkan kecurigaan adanya agenda tersembunyi.
  - iv. *Why 4* (Mengapa perubahan undang-undang terjadi secara tiba-tiba dan kurang transparan?) Karena proses legislasi mungkin kurang melibatkan partisipasi publik dan tidak dilakukan melalui prosedur yang terbuka dan akuntabel.
  - v. *Why 5* (Mengapa proses legislasi kurang melibatkan partisipasi publik dan tidak dilakukan melalui prosedur yang terbuka dan akuntabel?) Karena adanya kelemahan dalam sistem legislasi dan pengawasan, yang memungkinkan terjadinya pengaruh dari kepentingan tertentu tanpa adanya mekanisme cek dan keseimbangan yang memadai.
3. Aspek Proses Pilkada
- i. *Why 1* (Mengapa masyarakat merasa tidak puas jalannya proses pilkada?) Karena adanya penggunaan KTP manipulatif alias

- bodong oleh kandidat tertentu.
- ii. *Why 2* (Mengapa ada penggunaan KTP manipulatif oleh kandidat tertentu?) Karena penggunaan KTP palsu mengindikasikan adanya kecurangan dalam proses Pilkada.
  - iii. *Why 3* (Mengapa adanya kecurangan dalam proses Pilkada menjadi masalah besar?) Karena kecurangan tersebut merusak integritas dan keadilan dalam pemilihan, membuat hasil Pilkada tidak mencerminkan kehendak masyarakat.
  - iv. *Why 4* (Mengapa integritas dan keadilan dalam pemilihan penting?) Karena integritas dan keadilan adalah dasar dari demokrasi yang sehat dan memastikan bahwa semua kandidat bersaing secara adil.
  - v. *Why 5* (Mengapa proses Pilkada tidak mampu mencegah penggunaan KTP manipulatif?) Karena mungkin ada kelemahan dalam sistem verifikasi identitas pemilih dan pengawasan selama proses pemilihan.
4. Aspek Partai Politik
- i. *Why 1* (Mengapa masyarakat merasa tidak puas dengan kinerja dan visi-misi partai politik tertentu?) Karena kader partai tersebut tidak lagi memiliki jaminan kemenangan di daerah tertentu.
  - ii. *Why 2* (Mengapa kader partai tersebut tidak lagi memiliki jaminan kemenangan di daerah tertentu?) Karena peta politik di daerah tersebut telah bergeser dan dukungan tidak lagi merata.
  - iii. *Why 3* (Mengapa peta politik di daerah tersebut telah bergeser dan dukungan tidak lagi merata?) Karena perubahan dinamika politik dan pergeseran preferensi pemilih yang tidak terakomodasi oleh partai.
  - iv. *Why 4* (Mengapa perubahan dinamika politik dan pergeseran preferensi pemilih tidak terakomodasi oleh partai?) Karena strategi dan program partai mungkin tidak relevan atau tidak sesuai dengan harapan dan kebutuhan masyarakat setempat.
  - v. *Why 5* (Mengapa strategi dan program partai tidak relevan atau tidak sesuai dengan harapan dan kebutuhan masyarakat setempat?) Karena kurangnya komunikasi dan engagement partai dengan konstituen serta kurangnya analisis mendalam terhadap dinamika politik lokal.

## 5. KESIMPULAN DAN SARAN

### 5.1 Kesimpulan

Analisis sentimen pada pendapat masyarakat mengenai pilkada 2024 dapat dilakukan secara efektif menggunakan metode SVM. Pemilihan *kernel* dan parameter penting untuk performa SVM. Uji coba menunjukkan bahwa *kernel linear*, nilai  $C = 1$ , dan  $\text{max\_iter} = 200$  adalah parameter terbaik. Pengujian dengan *K-Fold Cross Validation* menghasilkan akurasi 93,09%, *precision* 93,13%, *recall* 93,09%, dan *f1-score* 93,08%. Hasil ini menunjukkan bahwa SVM mampu mengklasifikasikan sentimen dengan sangat baik.

Analisis *Root Cause Analysis* terhadap empat aspek utama—kandidat, kebijakan dan regulasi, proses Pilkada, serta partai politik—mengungkapkan sumber ketidakpuasan masyarakat terkait Pilkada. Pada aspek kandidat, terdapat kekhawatiran terhadap kurangnya pengalaman, kontroversi kebijakan sebelumnya, dan ketidakpastian elektabilitas, yang menyoroti perlunya transparansi dari kandidat. Aspek kebijakan dan regulasi menunjukkan ketidakpuasan terhadap perubahan undang-undang yang dianggap tidak transparan dan berpihak, dengan rekomendasi untuk meningkatkan partisipasi publik dan pengawasan. Pada aspek proses Pilkada, laporan penggunaan KTP manipulatif mengungkap kelemahan verifikasi identitas pemilih dan pengawasan, menekankan perlunya perbaikan sistem. Pada aspek partai politik, ketidakpuasan terhadap kinerja dan strategi partai menuntut peningkatan komunikasi dengan konstituen serta analisis mendalam terhadap dinamika politik lokal.

Limitasi penelitian ini terletak pada sumber data yang hanya berasal dari Twitter/X dengan rentang waktu di bulan Mei 2024, sehingga tidak mewakili seluruh opini publik yang muncul. Kontribusi penelitian ini adalah memberikan wawasan mengenai sentimen masyarakat terhadap Pilkada 2024 dan mengidentifikasi masalah utama yang perlu diperbaiki. Selain itu, penelitian ini berkontribusi pada pengembangan metode analisis sentimen berbasis SVM dalam konteks politik di Indonesia.

### 5.2 Saran

1. Melakukan penambahan kelas sentimen netral, agar sistem dapat melakukan identifikasi terhadap data tweet yang tidak mengandung sentimen positif dan sentimen negatif.
2. Melakukan penambahan analisis sentimen pada level aspek yang dapat diterapkan pada penelitian selanjutnya, agar penelitian dapat terfokus pada aspek yang diteliti.

Menambahkan metode alternatif untuk melakukan perbandingan dengan metode SVM, seperti *K-Nearest Neighbor*, *Naive Bayes*, atau *Random Forest*.

**DAFTAR PUSTAKA**

- ATMOJO, M.I.T. and SINDUNINGRUM, E., 2023. Analisis Sentimen Tentang Penggunaan Galon Bebas BPA di Indonesia Menggunakan Algoritma Support Vector Machine. *Jurnal Sistem Komputer dan Informatika (JSON)*, [online] 5(2), pp.394–403. <https://doi.org/10.30865/JSON.V5I2.7101>.
- BRAHIMI, B., TOUAHRIA, M. and TARI, A., 2021. Improving sentiment analysis in Arabic: A combined approach. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 33(10), pp.1242–1250. <https://doi.org/10.1016/J.JKSUCI.2019.07.011>.
- CAELEN, O., 2017. A Bayesian interpretation of the confusion matrix. *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence*, [online] 81(3–4), pp.429–450. <https://doi.org/10.1007/S10472-017-9564-8/METRICS>.
- GANGIDI, P., 2019. A systematic approach to root cause analysis using 3 × 5 why’s technique. *International Journal of Lean Six Sigma*, 10(1), pp.295–310. <https://doi.org/10.1108/IJLSS-10-2017-0114/FULL/XML>.
- HENDRASTUTY, N., RAHMAN ISNAIN, A. and YANTI RAHMADHANI, A., 2021. Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Program Kartu Prakerja Pada Twitter Dengan Metode Support Vector Machine. *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, [online] 6(3), pp.150–155. <https://doi.org/10.30591/JPIT.V6I3.2870>.
- HUSADA, H.C. and PARAMITA, A.S., 2021. Analisis Sentimen Pada Maskapai Penerbangan di Platform Twitter Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM). *Teknika*, [online] 10(1), pp.18–26. <https://doi.org/10.34148/TEKNIKA.V10I1.311>.
- LESTARI, D., 2019. Pilkada DKI Jakarta 2017: Dinamika Politik Identitas di Indonesia. *JUPE: Jurnal Pendidikan Mandala*, [online] 4(4), pp.12–16. <https://doi.org/10.58258/JUPE.V4I4.677>.
- PARAMARTA, M. and DARMAWAN, J.B.B., 2023. Implementasi Metode Support Vector Machine dalam Analisis Sentimen Opini Masyarakat Terhadap Pilkada 2020 pada Media Sosial Twitter. [online] pp.836–841. Available at: <http://journal.itny.ac.id/index.php/ReTII> [Accessed 8 May 2024]
- PUSPITASARI, A.M., RATNAWATI, D.E. and WIDODO, A.W., 2018. Klasifikasi Penyakit Gigi Dan Mulut Menggunakan Metode Support Vector Machine. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, [online] 2(2), pp.802–810. Available at: <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/967> [Accessed 28 April 2024].
- SARI, F.V. and WIBOWO, A., 2019. ANALISIS SENTIMEN PELANGGAN TOKO ONLINE JD.ID MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES CLASSIFIER BERBASIS KONVERSI IKON EMOSI. *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro dan Ilmu Komputer*, [online] 10(2), pp.681–686. <https://doi.org/10.24176/SIMET.V10I2.3487>.
- SINGH, V., SINGH, G., RASTOGI, P. and DESWAL, D., 2018. Sentiment analysis using lexicon based approach. PDGC 2018 - 2018 5th International Conference on Parallel, Distributed and Grid Computing, pp.13–18. <https://doi.org/10.1109/PDGC.2018.8745971>.
- SOARES Ito, A., YLIPÄÄ, T., GULLANDER, P., BOKRANTZ, J. and SKOOGH, A., 2022. Prioritisation of root cause analysis in production disturbance management. *International Journal of Quality and Reliability Management*, 39(5), pp.1133–1150. <https://doi.org/10.1108/IJQRM-12-2020-0402/FULL/PDF>.
- IKAYANTI, H., 2017. Analisis Akar Masalah (Root Cause Analysis) Kecurangan Akademik Pada Saat Ujian. *Jurnal Ilmiah Mahasiswa FEB*, 6(1), <https://jimfeb.ub.ac.id/index.php/jimfeb/article/view/4359>.
- SATRIA, H., 2024. Tweet-Harvest, Github [online] <https://github.com/helmisatria/tweet-harvest>