# ANALISIS SENTIMEN OPINI PUBLIK PADA MEDIA DIGITAL TERHADAP PERNYATAAN PRABOWO TENTANG NILAI TUKAR RUPIAH MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE DENGAN SELEKSI FITUR CHI-SQUARE

**Thomson Maret Saputra Situmorang[1], Ahmad Al Kaafi[2], Rizka Dahlia[3]**

[1,2,3]*Universitas Bina Sarana Informatika*
E-mail : thomsonmaret897@gmail.com[1], ahmad.akf@bsi.ac.id[2], rizka.rzl@bsi.ac.id[3]

**ABSTRACT**

The development of digital media has encouraged people to become increasingly active in expressing their opinions on various political and economic issues through social media, one of which is YouTube. Prabowo Subianto's statement regarding the rupiah exchange rate generated various public responses, as reflected in the YouTube comment section. The large number of comments makes manual analysis less effective, requiring an automated method to classify sentiment. This study aims to analyze public opinion sentiment regarding Prabowo's statement on the rupiah exchange rate using the Support Vector Machine (SVM) algorithm with Chi-Square feature selection. The research data consisted of 1,087 comments from a Kompas TV video collected using YouTube Comment Downloader. The research stages included data selection, preprocessing consisting of case folding, cleaning, tokenizing, stopword removal, and word normalization, manual sentiment labeling, dataset splitting with an 80:20 ratio, TF-IDF weighting, Chi-Square feature selection, and classification using the SVM algorithm with the Scikit-Learn library. Based on the revised labeling and review of the comments, the dataset consisted of 138 positive comments and 949 negative comments. The testing results showed that the SVM model with Chi-Square feature selection achieved an accuracy of 86.24% with a weighted F1-score of 0.86. These results indicate that the model was able to classify sentiment in Indonesian-language YouTube comments, although its ability to identify the positive class was lower than its ability to identify the negative class.

**Keywords :** *Sentiment Analysis, Support Vector Machine, Chi-Square, TF-IDF, Digital Media, YouTube.*

**ABSTRAK**

Perkembangan media digital mendorong masyarakat untuk semakin aktif menyampaikan opini terhadap berbagai isu politik dan ekonomi melalui media sosial, salah satunya adalah YouTube. Pernyataan Prabowo Subianto mengenai nilai tukar rupiah memunculkan beragam tanggapan masyarakat yang tercermin dalam kolom komentar YouTube. Banyaknya komentar yang dihasilkan menyebabkan proses analisis secara manual menjadi kurang efektif sehingga diperlukan metode otomatis untuk mengelompokkan sentimen. Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen opini publik terhadap pernyataan Prabowo mengenai nilai tukar rupiah menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dengan seleksi fitur *Chi-Square*. Data penelitian diperoleh dari 1.087 komentar pada video Kompas TV menggunakan *YouTube Comment Downloader*. Tahapan penelitian meliputi seleksi data, *preprocessing* yang terdiri atas *case folding*, *cleaning*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan normalisasi kata, pelabelan sentimen secara manual, pembagian *dataset* dengan rasio 80:20, pembobotan *TF-IDF*, seleksi fitur *Chi-Square*, serta klasifikasi menggunakan algoritma *SVM* dengan pustaka *Scikit-Learn*. Berdasarkan hasil pelabelan ulang dan pemeriksaan terhadap komentar, dataset terdiri atas 138 komentar positif dan 949 komentar negatif. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model *SVM* dengan seleksi fitur *Chi-Square* menghasilkan *accuracy* sebesar 86,24%, dengan *weighted F1-score* sebesar 0,86. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi sentimen terhadap komentar YouTube berbahasa Indonesia, meskipun kemampuan dalam mengenali kelas positif masih lebih rendah dibandingkan kelas negatif.

**Kata Kunci :** *Analisis Sentimen, Support Vector Machine, Chi-Square, Text Mining, Media Digital, YouTube.*

## PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi menyebabkan masyarakat semakin aktif menggunakan media digital dalam kehidupan sehari-hari. masyarakat menyampaikan pendapat terhadap berbagai isu yang sedang berkembang, termasuk isu politik dan ekonomi. Salah satu platform yang banyak digunakan masyarakat untuk menyampaikan opini adalah *YouTube* melalui fitur komentar pada video yang diunggah.

Komentar pada media sosial dapat mencerminkan tanggapan, dukungan, kritik, maupun penolakan masyarakat terhadap suatu peristiwa atau pernyataan tertentu. Banyaknya komentar yang muncul dalam waktu singkat membuat proses analisis opini publik secara manual menjadi kurang efektif. Oleh karena itu, diperlukan suatu metode yang mampu membantu proses pengelompokan sentimen secara otomatis agar informasi yang diperoleh dapat dianalisis dengan lebih cepat dan efisien.

Salah satu isu yang menarik perhatian publik adalah pernyataan Prabowo Subianto mengenai nilai tukar rupiah dalam video yang diunggah pada kanal *YouTube* Kompas TV. Pernyataan tersebut menimbulkan berbagai tanggapan dari masyarakat. Sebagian pengguna memberikan dukungan terhadap pernyataan yang disampaikan, sementara sebagian lainnya memberikan kritik maupun komentar bernada negatif.

Pemilihan *YouTube* sebagai korpus data dalam penelitian ini didasari oleh karakteristik platform tersebut yang tidak hanya berfungsi sebagai media diseminasi konten, melainkan juga sebagai ruang diskursus publik yang dinamis. Melalui fitur kolom komentar, terjadi interaksi dua arah yang intensif antar-pengguna. Fenomena ini menghasilkan data tekstual berupa opini, kritik, dukungan, maupun pertanyaan yang bersifat spontan dan kontekstual. Berbeda dengan metode kuesioner yang cenderung kaku, ekspresi penonton di *YouTube* merefleksikan persepsi kolektif masyarakat terhadap suatu isu secara lebih organik.

Dari pemodelan data, tingginya volume komentar yang tersedia secara terbuka mempermudah proses *data crawling* dalam skala besar. Ketersediaan dataset yang masif dan bervariasi ini sangat ideal untuk memenuhi kebutuhan komputasi dalam analisis kuantitatif, khususnya saat melatih algoritma pembelajaran mesin (*machine learning*) untuk mengekstraksi pola sentimen. Dengan demikian, pemanfaatan komentar *YouTube* sebagai sumber data primer tidak hanya valid secara metodologis, tetapi juga krusial dalam memotret dinamika opini publik secara *real-time*. Wawasan yang diekstraksi dari platform ini diharapkan dapat memberikan kontribusi teoretis bagi peneliti serta menjadi bahan pertimbangan strategis bagi para pemangku kepentingan dalam mengambil kebijakan.

"Salah satu penerapan *text mining* dan *Natural Language Processing (NLP)* adalah analisis sentimen, yaitu metode yang digunakan untuk mengidentifikasi serta mengelompokkan kecenderungan opini atau emosi yang terkandung dalam suatu teks" (Liu, 2012). Analisis sentimen digunakan untuk mempelajari opini, emosi, evaluasi, dan sikap seseorang terhadap suatu topik tertentu. Dalam penerapannya, analisis sentimen banyak digunakan pada media sosial karena mampu membantu memahami respons publik terhadap suatu isu secara otomatis.

Beberapa penelitian sebelumnya telah menerapkan metode *machine learning* untuk melakukan klasifikasi sentimen pada media sosial. Penelitian yang dilakukan oleh Arif dan teman-temannya menggunakan metode *Naive Bayes* untuk klasifikasi sentimen media sosial dan menunjukkan bahwa metode tersebut cukup baik dalam proses klasifikasi teks. Namun, metode *Naive Bayes* masih memiliki kelemahan pada asumsi independensi antar kata sehingga

performanya dapat menurun ketika menghadapi data teks dengan variasi bahasa yang kompleks. Penelitian lain menunjukkan bahwa algoritma *Support Vector Machine (SVM)* memiliki performa yang lebih baik dalam klasifikasi teks karena mampu menangani data berdimensi tinggi secara optimal.

*"Support Vector Machine (SVM)* merupakan salah satu algoritma supervised learning yang sangat efektif dan banyak digunakan dalam tugas klasifikasi teks karena kemampuannya dalam menangani data berdimensi tinggi serta menghasilkan akurasi yang baik" (Manning et al., 2008). Prinsip kerja *Support Vector Machine (SVM)* adalah membentuk *hyperplane* yang mampu memberikan batas pemisah paling optimal antarkelas pada data. Dalam penelitian ini, penerapan SVM dikombinasikan dengan metode seleksi fitur *Chi-Square* untuk mempertahankan fitur kata yang memiliki tingkat relevansi tinggi, sehingga fitur yang kurang memberikan kontribusi terhadap proses klasifikasi sentimen dapat diminimalkan. Berdasarkan penelitian-penelitian sebelumnya, sebagian besar penelitian analisis sentimen politik masih menggunakan objek penelitian yang bersifat umum dan belum secara khusus membahas opini publik terhadap pernyataan Prabowo mengenai nilai tukar rupiah. Selain itu, penggunaan kombinasi TF-IDF, seleksi fitur *Chi-Square*, dan algoritma *Support Vector Machine* pada komentar *YouTube* berbahasa Indonesia dengan proses pelabelan manual berbasis konteks sentimen masih belum banyak ditemukan pada penelitian dengan topik serupa.

Berdasarkan uraian permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengkaji sentimen masyarakat terhadap pernyataan Prabowo mengenai nilai tukar rupiah dengan menerapkan algoritma *Support Vector Machine (SVM)* yang dipadukan dengan metode seleksi fitur *Chi-Square* guna meningkatkan efektivitas proses klasifikasi pada komentar *YouTube* berbahasa Indonesia. Penelitian ini diharapkan dapat membantu memahami kecenderungan opini masyarakat terhadap isu ekonomi dan politik yang berkembang di media digital serta memberikan kontribusi dalam penerapan *machine learning* pada analisis sentimen berbahasa Indonesia.

## METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan *text mining* dan *machine learning* untuk menganalisis sentimen opini publik terhadap pernyataan Prabowo mengenai nilai tukar rupiah. Data penelitian berupa komentar berbahasa Indonesia yang diperoleh dari video pada kanal YouTube Kompas TV menggunakan aplikasi *YouTube Comment Downloader*. Setelah proses seleksi dan pemeriksaan data, diperoleh 1.087 komentar yang terdiri atas 138 komentar positif dan 949 komentar negatif. Data kemudian melalui tahap *preprocessing* yang meliputi *case folding, cleaning, tokenizing, stopword removal*, dan normalisasi kata. Selanjutnya, sentimen setiap komentar diberi label secara manual berdasarkan konteks komentar.

Dataset dibagi menjadi data latih dan data uji dengan rasio 80:20. Data yang telah diproses kemudian diubah menjadi representasi numerik menggunakan metode Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF). Fitur yang dihasilkan diseleksi menggunakan metode Chi-Square untuk mempertahankan fitur yang paling relevan terhadap kelas sentimen. Selanjutnya, klasifikasi dilakukan menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) dengan implementasi *Scikit-Learn*. Pengujian model dilakukan menggunakan *confusion matrix* dengan metrik *accuracy, precision, recall*, dan F1-score untuk mengetahui kinerja model dalam mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif.

## HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

### Hasil Penelitian

### Deskripsi Dataset

Seluruh tahapan pengumpulan data, seleksi data, *preprocessing*, dan pelabelan sentimen menghasilkan dataset akhir yang digunakan pada penelitian ini. Distribusi data pada masing-masing kelas disajikan pada Tabel 1.

**Tabel 1. Distribusi Dataset**

| Label Sentimen | Jumlah Data |
|---|---|
| Positif | 138 |
| Negatif | 949 |
| Total | 1087 |

Sumber: (Data Olahan Penelitian 2026)

Berdasarkan tabel 3.1 dataset penelitian terdiri atas 1087 komentar yang terbagi ke dalam dua kategori sentimen. Sebanyak 138 komentar termasuk ke dalam kelas positif, sedangkan 949 komentar dikategorikan sebagai sentimen negatif. Perbedaan jumlah data pada masing-masing kelas menunjukkan bahwa opini pengguna *YouTube* terhadap pernyataan prabowo mengenai nilai tukar rupiah lebih banyak mengarah pada sentimen negatif dibandingkan sentimen positif. jumlah komentar pada kelas negatif lebih banyak dibandingkan kelas positif sehingga distribusi dataset cenderung tidak seimbang (*imbalanced*). Untuk mengatasi kondisi tersebut, model *Support Vector Machine* dikonfigurasi menggunakan parameter *class_weight='balanced'* agar proses pelatihan dapat memberikan perhatian yang lebih proporsional terhadap kelas yang jumlah datanya lebih sedikit.

### Hasil Pembobotan TF-IDF

Setelah pembagian dataset menjadi data latih dan data uji, dilakukan ekstraksi fitur menggunakan metode *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Komentar yang telah melalui tahap *preprocessing* diubah ke dalam bentuk numerik berdasarkan frekuensi kemunculan dan tingkat keunikan kata dalam dokumen. Hasil pembobotan tersebut menghasilkan 1.992 fitur yang selanjutnya digunakan dalam proses seleksi fitur menggunakan metode *Chi-Square*.

**Tabel 2. Hasil Pembobotan TF-IDF**

| No | Fitur | Bobot TF-IDF |
|---|---|---|
| 1. | pak | 0.023443 |
| 2. | di | 0.022936 |
| 3. | ini | 0.022370 |
| 4. | dolar | 0.018051 |
| 5. | yg | 0.017632 |
| 6. | gak | 0.017475 |
| 7. | rakyat | 0.016643 |
| 8. | naik | 0.015635 |
| 9. | dan | 0.015450 |
| 10. | yang | 0.015064 |
| 11. | nya | 0.014533 |
| 12. | aja | 0.014177 |

| | | |
|---|---|---|
| 13. | desa | 0.013850 |
| 14. | indonesia | 0.013708 |
| 15. | harga | 0.013511 |
| 16. | omon | 0.013345 |
| 17. | ada | 0.013307 |
| 18. | orang | 0.013259 |
| 19. | itu | 0.013215 |
| 20. | ya | 0.013101 |

Sumber: (Data Olahan Penelitian 2026)

Tabel 2 memperlihatkan sebagian fitur hasil pembobotan menggunakan metode TF-IDF. Nilai bobot menunjukkan tingkat kepentingan setiap fitur dalam keseluruhan dokumen. Semakin besar nilai TF-IDF yang dimiliki suatu kata, semakin tinggi kontribusi kata tersebut dalam merepresentasikan isi komentar. Berdasarkan proses pembobotan diperoleh sebanyak 1.992 fitur yang selanjutnya digunakan sebagai masukan pada tahap seleksi fitur menggunakan metode *Chi-Square*. Hasil pembobotan TF-IDF tersebut selanjutnya digunakan sebagai masukan pada proses seleksi fitur menggunakan metode *Chi-Square* untuk memperoleh fitur-fitur yang paling relevan terhadap proses klasifikasi sentimen.

**Hasil Seleksi Fitur Chi-Square**

Setelah pembobotan fitur menggunakan *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF-IDF), dilakukan seleksi fitur dengan metode *Chi-Square*.

**Tabel 3. Hasil Seleksi Fitur Chi-Square**

| No | Fitur | Skor Chi-Square |
|---|---|---|
| 1. | impor | 7.106855 |
| 2. | ah | 6.409678 |
| 3. | warsuti | 6.382059 |
| 4. | warsuti ni4on | 6.382059 |
| 5. | ni4on | 6.382059 |
| 6. | pupuk | 6.139737 |
| 7. | maju | 5.652002 |
| 8. | india | 5.483916 |
| 9. | nazurulhidayat | 5.376367 |
| 10. | sebagian besar | 5.240656 |
| 11. | daerah | 5.194284 |
| 12. | export | 5.193351 |
| 13. | tidak pakai dolar | 5.149380 |
| 14. | diekspor | 5.075597 |
| 15. | beli | 5.023596 |
| 16. | ekspor | 5.017790 |
| 17. | dari | 4.967299 |
| 18. | via | 4.940435 |
| 19. | ibnusuud5312 | 4.851757 |
| 20. | untuk rakyat | 4.727155 |

Berdasarkan Tabel 3 metode *Chi-Square* berhasil mengidentifikasi fitur-fitur yang memiliki tingkat keterkaitan paling tinggi terhadap kelas sentimen. Kata "impor" memperoleh skor *Chi-Square* tertinggi sebesar 7.106855, diikuti oleh kata "ah", "warsuti", "warsuti ni4on", dan "ni4on". Nilai tersebut menunjukkan bahwa fitur-fitur tersebut memiliki hubungan yang lebih kuat terhadap proses pembentukan kelas sentimen dibandingkan fitur lainnya. Hasil seleksi ini membantu mengurangi fitur yang kurang relevan sehingga proses klasifikasi menggunakan algoritma *Support Vector Machine (SVM)* dapat dilakukan dengan lebih efektif tanpa menghilangkan informasi penting yang terkandung dalam dataset. Fitur-fitur yang telah dipilih melalui proses seleksi *Chi-Square* kemudian digunakan sebagai masukan pada tahap klasifikasi menggunakan algoritma *Support Vector Machine* untuk membangun model klasifikasi sentimen.

**Hasil Pengujian**

**Hasil Pengujian Parameter**

Sebelum menentukan model terbaik, dilakukan beberapa kali pengujian menggunakan kombinasi jumlah fitur hasil seleksi *Chi-Square* dan nilai parameter C pada algoritma *Support Vector Machine.* . Hasil pengujian beberapa kombinasi parameter tersebut disajikan pada Gambar 3.1.

```
===== HASIL EKSPERIMEN TERBAIK =====
    k_chi_square  C_SVM  accuracy
0            500    0.5  0.862385
12          1500    2.0  0.857798
14          1500    5.0  0.857798
13          1500    3.0  0.857798
19          1910    5.0  0.853211
1            500    1.0  0.848624
17          1910    2.0  0.848624
18          1910    3.0  0.848624
10          1500    0.5  0.848624
5           1000    0.5  0.844037

===== PARAMETER TERBAIK =====
K Chi-Square: 500
C SVM: 0.5
Accuracy: 0.8624
```

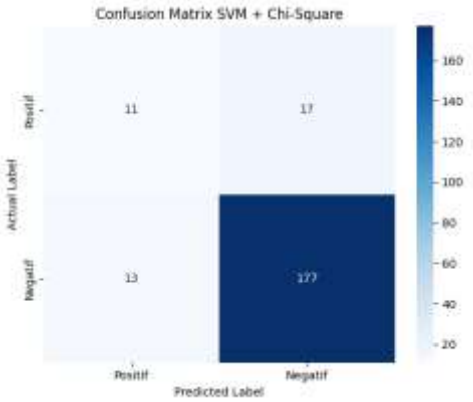
**Gambar 1. Hasil Pengujian Parameter**

Sumber*:* (Data Olahan Penelitian, 2026)

Berdasarkan Gambar 3.1 setiap kombinasi jumlah fitur dan nilai parameter C menghasilkan tingkat akurasi yang berbeda. Hasil pengujian menunjukkan bahwa kombinasi jumlah fitur sebanyak 500 fitur dengan nilai C = 0.5, 1.0, 2.0, 3.0 dan 5.0 menghasilkan tingkat akurasi tertinggi sebesar 86,24%. Namun, pada penelitian ini model akhir menggunakan konfigurasi *Chi-Square* = 500 fitur dan C SVM = 0,5 sehingga menghasilkan tingkat akurasi sebesar 86,24%. Pemilihan konfigurasi tersebut dilakukan agar model memanfaatkan seluruh fitur hasil seleksi tanpa mengurangi informasi penting yang terdapat pada dataset penelitian.

**Hasil Evaluasi Model**

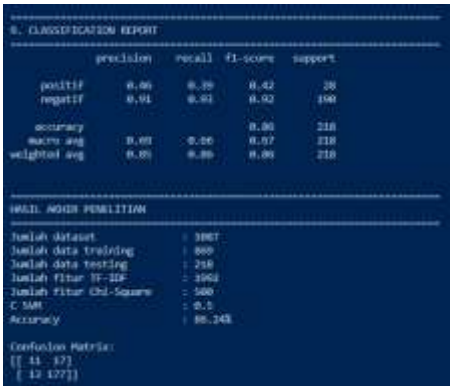
Model klasifikasi yang telah dibangun kemudian diuji menggunakan data uji untuk mengevaluasi ketepatan prediksi pada setiap kelas sentimen. Proses evaluasi memanfaatkan *Confusion Matrix* dan *Classification Report* guna memperoleh nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, serta *F1-score*.




**Gambar 2. Confusion Matrix**

Sumber*:* (Data Olahan Penelitian, 2026)

Gambar 3.2 menunjukkan hasil klasifikasi model melalui *Confusion Matrix*. Dari 28 data uji positif, sebanyak 11 data berhasil diklasifikasikan dengan benar dan 17 data diklasifikasikan sebagai negatif. Sementara itu, dari 190 data uji negatif, sebanyak 177 data berhasil diklasifikasikan dengan benar dan 13 data diprediksi sebagai positif. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model lebih mampu mengenali sentimen negatif dibandingkan sentimen positif, yang terlihat dari tingginya jumlah data negatif yang diklasifikasikan secara tepat.




**Gambar 3. Classification Report**

Sumber: (Data Olahan Penelitian, 2026)

Untuk memperoleh gambaran yang lebih rinci mengenai performa model klasifikasi, dilakukan evaluasi menggunakan Classification Report. Evaluasi ini menyajikan nilai precision, recall, F1-score, serta jumlah data uji (support) pada masing-masing kelas sentimen. Hasil evaluasi model disajikan pada Tabel 4.

**Tabel 4. Classification Report**

| Kelas | Precision | Recall | F1-Score | Support |
|---|---|---|---|---|
| Positif | 0.46 | 0.39 | 0.42 | 28 |
| Negatif | 0.91 | 0.93 | 0.92 | 190 |
| Accuracy | - | - | 0.86 | 218 |

Sumber: (Data Olahan Penelitian, 2026)

Berdasarkan Tabel 4, model memperoleh *precision* sebesar 0,46 dan *recall* sebesar 0,39 pada kelas positif, sedangkan kelas negatif masing-masing sebesar 0,91 dan 0,93. Nilai *F1-score* mencapai 0,42 pada kelas positif dan 0,92 pada kelas negatif. Secara keseluruhan, model menghasilkan *accuracy* sebesar 86,24% dengan *weighted average F1-score* sebesar 0,86. Hasil ini menunjukkan bahwa model lebih baik dalam mengklasifikasikan sentimen negatif karena jumlah data negatif jauh lebih dominan dibandingkan data positif. Kombinasi TF-IDF, seleksi fitur *Chi-Square*, dan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) mampu menghasilkan akurasi 86,24% dalam mengklasifikasikan sentimen komentar YouTube berbahasa Indonesia. Namun, rendahnya *recall* dan *F1-score* pada kelas positif menunjukkan bahwa model masih memiliki keterbatasan dalam mengenali sentimen positif, yang berkaitan dengan ketidakseimbangan jumlah data antar kelas.

## KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, analisis sentimen opini publik terhadap pernyataan Prabowo mengenai nilai tukar rupiah berhasil dilakukan menggunakan kombinasi pembobotan TF-IDF, seleksi fitur *Chi-Square*, dan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Dari 1.087 komentar YouTube yang dianalisis, terdapat 138 komentar positif dan 949 komentar negatif. Hasil pengujian menunjukkan penggunaan 500 fitur *Chi-Square* dan nilai C sebesar 0,5 menghasilkan *accuracy* sebesar 86,24%, dengan *weighted average precision* 0,85, *recall* 0,86, dan *F1-score* 0,86.

Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa model lebih baik dalam mengenali sentimen negatif dibandingkan positif, yang dipengaruhi oleh dominasi data negatif dalam dataset. Dominasi tersebut juga menunjukkan bahwa tanggapan publik terhadap pernyataan Prabowo mengenai nilai tukar rupiah pada data yang diteliti cenderung negatif, yang tercermin melalui komentar berupa kritik, ketidaksetujuan, sindiran, maupun kekecewaan. Dengan demikian, kombinasi TF-IDF, *Chi-Square*, dan SVM dapat digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen komentar YouTube berbahasa Indonesia dengan tingkat akurasi yang cukup baik.

## DAFTAR PUSTAKA

Adhi Putra, A. D. (2021). Analisis Sentimen pada Ulasan pengguna Aplikasi Bibit Dan Bareksa dengan Algoritma KNN. JATISI (Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi), 8(2), 636–646. https://doi.org/10.35957/jatisi.v8i2.962

Aesthetika, N. M., & Kusdiyanti, N. T. . (2020). Persepsi Review Produk Make Up Melalui Beauty di Vlogger *YouTube* : Perception Review of Make Up Product Through Beauty In *YouTube* Vlogger. *Kanal: Jurnal Ilmu Komunikasi*, *8*(2), 83–87. https://doi.org/10.21070/kanal.v8i2.181

Alamin, Zumhur & Sutriawan, Sutriawan & Mutmainah, Siti & Hayun, Muhammad. (2025). Optimasi Ekstraksi Fitur Citra Karakter Font Menggunakan Algoritma *Support Vector Machine*s (SVM) untuk Klasifikasi Tipografi. Scientific : Journal of Computer Science and Informatics. 2. 30-39. 10.34304/scientific.v2i1.344.

Asmara Andhini, Fadilah Nuria Handayani, Intan Diasih, & Nurmalitasari. (2025). Analisis Sentimen Opini Publik pada Channel *YouTube* Mata Najwa Menggunakan Metode SVM. *Jurnal Teknik Informatika Dan Teknologi Informasi*, *5*(2), 139–154. https://doi.org/10.55606/jutiti.v5i2.5426

Asosiasi Penyelenggara Jasa Internet Indonesia (APJII). (2024). *Laporan survei penetrasi internet Indonesia 2024*. APJII. https://apjii.or.id/survei

Book, Cultural Analytics, Manovich, L. 2020 9780262037105 https://books.google.co.id/books?id=uM6MEAAAQBAJ

Dewantoro, E., & Rakasiwi, S. (2026). Analisis Komparatif Kinerja Algoritma, Random Forest, dan Naive Bayes untuk Klasifikasi Sentimen pada Komentar *YouTube* . *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, *7*(4), 2479-2490. https://doi.org/10.47065/bits.v7i4.8959

Elisawati, E. (2025). Pemrosesan big data dengan *machine learning*: teknik dan arsitektur pemrosesan big data dengan *machine learning*: teknik dan arsitektur. Get press indonesia.

Flew, Terry. (2005). New Media: An Introduction.

Hidayat, R., Fikry, M. ., Yusra, Y., Yanto, F., & Cynthia, E. P. (2024). Penerapan Naïve Bayes Classifier dalam Klasifikasi Sentimen Publik di Twitter terhadap Puan Maharani. *JUKI : Jurnal Komputer Dan Informatika*, *6*(1), 100–108. https://doi.org/10.53842/juki.v6i1.479

Hidayatullah, S. (2020). Text Mining: Teori dan Implementasi Praktis dengan R dan Python. Informatika.

Indraini, Alfiyah & Ernawati, Iin. (2022). Analisis Sentimen Terhadap Pembelajaran Daring Di Indonesia Menggunakan *Support Vector Machine* (SVM). Jurnal IlmiahFIFO.14.68.10.22441/fifo.2022.v14i1.007. https://www.researchgate.net/publication/366561935_Analisis_Sentimen_Terhadap_Pembelajaran_Daring_Di_Indonesia_Menggunakan_Support_Vector_Machine_SVM

Kurniawan, D., & Saputra, E. (2022). Pengaruh tahapan preprocessing terhadap akurasi algoritma klasifikasi teks. Jurnal Riset Sains dan Teknologi, 6(2), 112–121.

Marganingsih, D., Oktavianto, H., & Abdurrahman, G**.** (2025). Analisis Sentimen Komentar *YouTube* Masterchef Indonesia Menggunakan Algoritma *Support Vector Machine* dan Gaussian Naïve Bayes. (2025). *Jurnal Informatika Dan Teknologi Pendidikan* , *5* (1), 16-26. https://doi.org/10.59395/jitp.v5i1.117

Muhayat, T., Fauzi, A., & Indra, J. (2023). Analisis Sentimen Terhadap Komentar Video *YouTube* Menggunakan *Support Vector Machine*s. *Progresif: Jurnal IlmiahKomputer,19(1),231-240.* http://dx.doi.org/10.35889/progresif.v19i1.1060

Putri, S. R., Asrianda, A., & Rosnita, L. (2025). Sentiment Analysis of *YouTube* and Gotube Reviews on Google Play Using the *Support Vector Machine* (SVM) Method in Indonesia. *Journal of Applied Informatics and Computing*, *9*(3), 1025–1033. https://doi.org/10.30871/jaic.v9i3.9461

Sari, Y. R., Turrahma, M., & Jannah, M. (2023). Analisis sentimen ulasan aplikasi JMO menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM). Jurnal Media Informatika Budidarma, 7(3), 1361–1368. https://doi.org/10.30865/mib.v7i3.6366

Syam, A. A., M2, G. H., Salim, A., Surianto, D. F., & B, M. F. (n.d.). Analisis teknik preprocessing pada sentimen masyarakat terkait konflik Israel-Palestina menggunakan *support vector machine*.

Tjut Adek, R., Fitri, Z., & Siregar, S. (2025, 10 April). Analisis Sentimen Komentar Pada Saluran *YouTube* Beauty Vlogger Berbahasa Indonesia Menggunakan Metode *Support Vector Machine*. *Algoritma Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika* ,*5* (2),164-175. https://doi.org/https://doi.org/10.35957/algoritme.v5i2.9692

Van Dijck, J. (2013). The Culture of Connectivity: A Critical History of Social Media. Oxford University Press.

Wijaya, F., Ramadhani, R. A., & Setiawan, A. B. (2025). Analisis sentimen komentar video *YouTube* dengan leksikon TextBlob menggunakan algoritma SVM berdasarkan rasio data uji. Prosiding SEMNAS INOTEK (Seminar Nasional Inovasi Teknologi), 9(3), 1894–1902. https://doi.org/10.29407/h1z62886

Wulandari, R. A., Pramiyanti, A., Hidayat, D., & Rina, N. (2026). *YouTube* disintermediation by public officials: Digital regulatory challenges for local television sustainability. Kanal: Jurnal Ilmu Komunikasi, 18(1), 1–10. https://journal.umy.ac.id/index.php/jkm/article/view/30265/12437