

# Analisis Sentimen Pada Komentar Youtube Untuk Mengetahui Pandangan Masyarakat Kepada Calon Presiden Indonesia 2024 Menggunakan Algoritma *Support Vector Machine*

1<sup>st</sup> Muhammad Fadwa Mufriz

Fakultas Rekayasa Industri

Universitas Telkom

Bandung, Indonesia

mhdfadwa@student.telkomuniversity.ac.id

2<sup>nd</sup> Deden Winarsyah

Fakultas Rekayasa Industri

Universitas Telkom

Bandung, Indonesia

dedenw@telkomuniversity.co.id

3<sup>rd</sup> Riska Yanu Fa'rifah

Fakultas Rekayasa Industri

Universitas Telkom

Bandung, Indonesia

riskayanu@telkomuniversity.ac.id

**Abstrak** — Analisis sentimen merupakan metode penting dalam memahami pandangan dan opini masyarakat terhadap suatu peristiwa atau entitas. Dalam konteks pemilihan presiden 2024 di Indonesia, analisis sentimen menjadi krusial untuk memahami dukungan dan pendapat masyarakat. Dalam penelitian ini, peneliti menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) untuk melakukan analisis sentimen terhadap komentar masyarakat pada platform YouTube terkait pemilihan presiden 2024. Tahapan analisis dimulai dengan *preprocessing*, termasuk langkah-langkah seperti tokenisasi, normalisasi, penghapusan stop words, dan lemmatisasi. Selanjutnya, data dibagi menjadi 70% untuk training dan 30% untuk testing. Peneliti melakukan *grid search* untuk menentukan parameter terbaik untuk model SVM, seperti *kernel* dan parameter C. Label yang dianalisis terdiri dari positif, negatif, dan netral, yang merepresentasikan sentimen komentar masyarakat terhadap calon presiden. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model SVM mampu mengklasifikasikan sentimen komentar dengan akurasi yang memuaskan setelah dilakukan *grid search* untuk penentuan parameter terbaik. Model Anies dan Prabowo menunjukkan performa yang sangat baik dengan nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang tinggi untuk semua label sentimen, yaitu sekitar 94%, 92%, dan 93% untuk Anies, serta sekitar 96%, 97%, dan 96% untuk Prabowo. Sedangkan model Ganjar memiliki performa yang lebih rendah dengan *precision* sekitar 83%, *recall* sekitar 80%, dan *F1-score* sekitar 81%.

**Kata kunci**— Pemilihan Presiden; Analisis Sentimen; *Support Vector Machine*; YouTube; Vader Lexicon, *grid search*

## I. PENDAHULUAN

Pemilihan presiden merupakan salah satu proses politik yang sangat penting dalam sebuah negara demokrasi di mana suatu negara dapat menentukan pemimpinnya untuk 5 tahun ke depan. Pada bulan Februari 2024, Indonesia akan melakukan pemilihan presiden. Ini merupakan momen

penting di mana warga negara memiliki kesempatan untuk menentukan arah dan visi masa depan negara mereka melalui partisipasi aktif dalam proses demokrasi. Partai politik atau koalisi partai politik telah mengusulkan kandidat calon presiden dan wakil presiden yang akan berkompetisi untuk memenangkan kursi presiden dan wakil presiden dalam pemilihan tersebut. Setiap kandidat akan mempresentasikan program-program mereka, merekrut dukungan dari partai politik, kelompok masyarakat, dan individu-individu yang mempercayai visi dan komitmen mereka. Kampanye akan menjadi panggung untuk memperdebatkan isu-isu penting, memperkuat citra kandidat, dan mempengaruhi opini publik.

Selama periode kampanye, media massa dan media sosial akan memainkan peran penting dalam menyampaikan informasi kepada pemilih mengenai visi, program, dan rekam jejak masing-masing kandidat. Masyarakat dapat menilai masing-masing kandidat apakah visi dan program yang diusulkan sesuai dengan keinginan dan kebutuhan warga negara Indonesia melalui berbagai cara. Salah satunya adalah dengan memperhatikan rekam jejak dan pengalaman calon tersebut dalam memecahkan masalah yang dihadapi oleh masyarakat. Selain itu, pemilih juga dapat membandingkan platform dan janji-janji kampanye yang disampaikan oleh setiap kandidat dengan isu-isu yang dianggap penting dalam masyarakat, seperti ekonomi, pendidikan, kesehatan, lingkungan, dan keadilan sosial. Masyarakat juga dapat menggunakan media sosial sebagai salah satu sarana untuk menilai masing-masing kandidat dan visi serta program yang mereka usulkan. Di platform-platform seperti Facebook, Twitter, dan YouTube, orang-orang sering kali berbagi pandangan, opini, dan informasi terkait pemilihan presiden.

Salah satu media sosial yang populer yaitu YouTube. YouTube merupakan situs web untuk berbagi *video* asal Amerika Serikat. Youtube dapat menjadi sarana calon presiden dalam berkampanye untuk memikat masyarakat agar ingin memilih calon tersebut untuk menjadi presiden.

Para kandidat dapat menggunakan platform ini untuk menyampaikan pesan-pesan kampanye mereka melalui berbagai konten seperti pidato, wawancara, dan klip video. YouTube juga memungkinkan para calon untuk mengukur seberapa efektif pesan-pesan kampanye mereka dengan melihat jumlah tayangan, komentar, dan respons yang diterima dari masyarakat. Melalui platform ini, masyarakat juga memiliki kesempatan untuk memberikan tanggapan langsung terhadap konten-konten kampanye yang disajikan oleh para calon presiden. Masyarakat dapat mengungkapkan apresiasi, kritik, atau bahkan pertanyaan terhadap pesan-pesan yang disampaikan. Komentar dari masyarakat menjadi indikator bagi tim kampanye untuk mengetahui sejauh mana pesan-pesan kampanye berhasil menarik perhatian dan meraih dukungan dari pemilih. Jumlah dan jenis tanggapan yang diterima, seperti apakah komentar-komentar tersebut cenderung positif, negatif, atau netral, dapat memberikan gambaran tentang bagaimana pesan-pesan kampanye dipahami dan diterima oleh masyarakat.

Oleh karena itu, untuk mengetahui pendapat masyarakat kepada para calon presiden melalui media sosial YouTube maka dilakukan penganalisaan komentar pada *video* yang membahas para calon presiden. Salah satu cara yang dilakukan untuk mengetahui apakah komentar-komentar tersebut termasuk komentar yang positif, negatif, atau netral yaitu dengan melakukan analisis sentimen terhadap komentar *video* YouTube yang berkaitan dengan para calon presiden. Analisis sentimen memungkinkan kita untuk memahami cara masyarakat merespons dan bereaksi terhadap calon presiden secara lebih baik. Hal ini membantu untuk memberikan informasi yang penting tentang tingkat popularitas, dukungan, dan kritik yang diterima para calon presiden. Dengan begitu tim kampanye setiap calon bisa membuat strategi kampanye yang lebih efisien dan dapat diterima oleh masyarakat. Analisis sentimen juga memberikan informasi terkait isu-isu yang sedang terjadi pada masyarakat sehingga pesan-pesan yang terkandung didalam kampanye dapat menarik perhatian masyarakat. Untuk melakukan analisa sentimen diperlukan implementasi algoritma yang memungkinkan pengumpulan dan analisis besar-besaran data teks dari berbagai sumber.

Algoritma yang digunakan pada penelitian ini yaitu dengan menggunakan algoritma klasifikasi *Support Vector Machine*, *Support Vector Machine* adalah algoritma *machine learning* yang dapat memisahkan data ke dalam kelas positif dan negatif berdasarkan data-data yang diberikan (Yasodha & Prakash, 2012). Algoritma klasifikasi dapat digunakan untuk mengetahui dan mengelompokan komentar masyarakat terkait pemilihan presiden 2024. Dengan menggunakan teknik pemrosesan bahasa alami dan ekstraksi fitur yang sesuai, algoritma klasifikasi dapat mengidentifikasi sentimen dalam komentar masyarakat, seperti apakah komentar tersebut mendukung, kritis, atau netral terhadap calon presiden tertentu. Ini dapat memberikan wawasan yang berharga tentang pandangan dan reaksi masyarakat terhadap pemilihan presiden dan calon presiden yang berbeda.

Penelitian yang menerapkan algoritma *Support Vector Machine* untuk melakukan analisis sentimen telah dilakukan, seperti penelitian (Lutfi et al., 2018) melakukan analisis sentimen dalam ulasan penjualan di platform online dengan menggunakan metode *Support Vector Machine* dan *Naive Bayes*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pendekatan

menggunakan *Support Vector Machine* dengan *kernel linear* untuk analisis sentimen dalam ulasan penjualan menghasilkan akurasi yang tinggi, mencapai 93,65%, sedangkan untuk akurasi *Naive Bayes* sebesar 89,28%. Penelitian lainnya yang dilakukan oleh (Fitriana & Sibaroni, 2020) untuk menganalisa sentimen terhadap postingan Twitter Kereta Api Indonesia (KAI) dengan metode Metode *Multiclass Support Vector Machine* mengidentifikasi bahwa akurasi tertinggi yang dicapai dengan pembobotan *unigram* TF-IDF dan nilai parameter *gamma* sebesar 0,7, menghasilkan tingkat akurasi sebesar 80,59%. Penelitian menyoroti pentingnya penggunaan pendekatan pembobotan fitur TF-IDF dalam analisis sentimen untuk mengklasifikasikan sentimen publik pada platform media sosial seperti Twitter. Penelitian yang dilakukan (Darwis et al., 2020) untuk menganalisis sentimen masyarakat pengguna Twitter terhadap kinerja Komisi Pemberantasan Korupsi (KPK) di Indonesia menunjukkan akurasi klasifikasi sebesar 82%, dengan nilai *Precision* 90%, *Recall* 88%, dan *F1-score* 89%.

Berdasarkan penjelasan sebelumnya, untuk pengelompokan sentimen masyarakat terhadap calon presiden menggunakan algoritma SVM. Klasifikasi yang dilakukan yaitu *multiclass classification* yang akan menghasilkan tiga kategori sentimen yaitu positif, negatif, dan netral. Hasil yang dilakukan pada penelitian ini berupa informasi yang memperlihatkan sentimen masyarakat mengenai calon presiden 2024.

## II. KAJIAN TEORI

Dasar teori-teori yang digunakan sebagai penunjang dalam melaksanakan penelitian ini, yaitu:

### A. Media Sosial

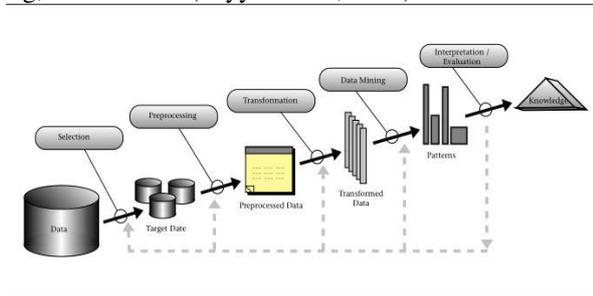
Sosial media adalah bentuk media online yang memungkinkan pengguna untuk berpartisipasi, berbagi, dan menciptakan konten. Mereka dapat menggunakan platform seperti blog, jejaring sosial, wiki, forum, dan dunia virtual. Sosial media memungkinkan pengguna untuk berinteraksi, berbagi konten, dan terlibat dalam aktivitas sosial secara virtual. Mereka dapat menggunakan teks, gambar, video, dan suara. Pengguna dapat membuat profil pribadi, mengikuti akun lain, dan melakukan berbagai aktivitas seperti komentar, suka, dan berbagi konten. Sosial media sangat penting dalam komunikasi, berbagi informasi, dan membangun jaringan sosial. Platform sosial media populer termasuk Facebook, Instagram, Twitter, LinkedIn, dan YouTube (Boyd & Ellison, 2007).

### B. Pemilihan Presiden

Pemilihan Presiden (pilpres) adalah kegiatan dalam pemerintahan demokratis di Indonesia untuk memilih kepala negara selama 5 tahun. Pilpres diatur dalam Undang-Undang nomor 42 tahun 2008, yang menyatakan bahwa pilpres adalah pemilihan umum untuk memilih Presiden dan Wakil Presiden berdasarkan Pancasila dan Undang-Undang Dasar Negara Republik Indonesia Tahun 1945. Tujuan pilpres adalah mengadakan pemilihan yang demokratis, beradab, dan melibatkan partisipasi rakyat secara langsung, umum, bebas, rahasia, jujur, dan adil.

### C. Knowledge Discovery in Database

Proses Knowledge Discovery in Database (KDD) adalah untuk menemukan dan mengidentifikasi pola baru, valid, bermanfaat, dan mudah dipahami dalam data. Tahapan KDD meliputi seleksi data, preprocessing, transformasi, data mining, dan evaluasi (Fayyad et al., 1996).



GAMBAR II-1  
Tahapan KDD

### D. Analisis Sentimen

Analisis sentimen menggunakan komputasi untuk memahami opini dan perasaan dalam teks. Tujuannya adalah menentukan apakah suatu teks memiliki pandangan positif, negatif, atau netral terhadap topik tertentu. Ini berguna untuk menganalisis ulasan, posting media sosial, artikel berita, dll. (Cambria et al., 2013; Pang & Lee, 2008)

### E. Preprocessing

Data Preprocessing adalah proses mengubah data mentah menjadi format yang dapat dimengerti. Seringkali data yang didapat tidak lengkap, tidak konsisten, berlebihan. Data preprocessing melibatkan beberapa langkah yang akan merubah data mentah menjadi data yang siap diolah (Agarwal, 2015).

### F. Support Vector Machine (SVM)

*Support Vector Machine* (SVM) adalah suatu algoritma pembelajaran mesin yang digunakan untuk tugas klasifikasi dan regresi. SVM berfokus pada pencarian hyperplane optimal yang dapat memisahkan dua kelas dalam ruang fitur dengan batas keputusan yang maksimal. *Hyperplane* merupakan suatu fungsi yang digunakan untuk memisahkan kelas-kelas tersebut. Dalam dimensi dua, fungsi tersebut disebut sebagai garis (line), sedangkan dalam dimensi tiga, disebut sebagai bidang (plane). Secara serupa, dalam ruang kelas yang memiliki dimensi lebih tinggi, fungsi tersebut disebut sebagai *hyperplane* (Chen et al., 2005; Huang et al., 2003; Vijayarani et al., 2015).

### G. Term Frequency – Inverse Document Frequency (TF-IDF)

Tf-idf adalah sebuah teknik yang digunakan dalam pemrosesan bahasa alami dan pengambilan informasi dari teks. Metode ini sangat berguna dalam mengevaluasi pentingnya suatu kata atau term dalam suatu dokumen, berdasarkan frekuensi kemunculan kata tersebut dalam dokumen dan kelangkaannya dalam seluruh koleksi dokumen atau korpus. Tf-idf digunakan secara luas dalam sistem temu balik informasi, klasifikasi teks, dan analisis teks. TF-IDF merupakan metrik statistik yang digunakan untuk menilai seberapa signifikan sebuah kata dalam suatu dokumen atau kumpulan kata tertentu (Amrizal, 2018).

### H. Confusion Matrix

*Confusion Matrix* adalah tabel yang digunakan untuk mengukur kinerja suatu model klasifikasi. *Confusion matrix* memberikan pandangan rinci tentang sejauh mana model dapat membedakan antara kelas positif dan kelas negatif.

## III. METODE

Sistematika yang dilakukan pada pengerjaan tugas akhir ini adalah sesuai dengan rancangan yang telah terbagi menjadi tiga tahapan, yaitu tahap inisial, pengolahan data dan berakhir dengan hasil dan kesimpulan.

### A. Identifikasi Masalah

Pada identifikasi masalah, peneliti akan mengidentifikasi komentar masalah terhadap pengguna Youtube yang memberikan komentar-komentar kepada para calon presiden dan wakil presiden pemilu 2024. Kemudian dilanjutkan dengan tahap perumusan masalah sesuai dengan studi kasus yang diangkat, kemudian menentukan tujuan penelitian serta batasan masalah sesuai dengan studi kasus yang diangkat.

### B. Tahap Pengumpulan dan Pengolahan Data

Pada tahap ini, peneliti melakukan pengumpulan data melalui sosial media YouTube. Setelah mendapatkan dataset dengan teknik *web scraping*. Selanjutnya data akan masuk ke preprocessing atau data cleaning dimana dalam tahap ini dataset akan melalui proses *Case Folding*, *Tokenization*, dan terakhir proses *stemming*, yaitu proses untuk menghapus imbuhan dari sebuah kata untuk mendapatkan kata dasar sehingga akan menghasilkan data yang lebih terstruktur. Kemudian akan dilakukan implementasi algoritma klasifikasi *Support Vector Machine* dari data training untuk diterapkan pada data testing. Hasil dari klasifikasi data tersebut akan dilakukan evaluasi performansi untuk menilai tingkat akurasi algoritma *Support Vector Machine* terhadap data yang sudah didapatkan, kemudian akan dilakukan proses TF-IDF untuk mengukur bobot dari setiap kata komentar pengguna YouTube.

### C. Tahap Analisis

Pada tahap analisis, akan dilakukan pengukuran akurasi terhadap data yang sudah dikumpulkan dan diolah menggunakan algoritma *Support Vector Machine* yang telah dilakukan pada tahap pengolahan data.

### D. Evaluasi dan Kesimpulan

Pada tahap evaluasi dan kesimpulan, disini dilakukan validasi terhadap hasil yang didapatkan. Dari hasil yang telah didapat kemudian perlu dilakukan pengecekan akurasi untuk mengetahui performa dari algoritma *Support Vector Machine*. Berikutnya dapat dilakukan analisis untuk menarik kesimpulan dari hasil penelitian.

## IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Setelah menyelesaikan semua langkah preprocessing, langkah selanjutnya adalah melakukan faktorisasi untuk mengubah teks menjadi data numerik. Proses ini melibatkan pembobotan kata dengan menggunakan metode TF-IDF.

TABEL II.1  
Hasil perhitungan TF-IDF

Kata	TF	IDF	TF-IDF
Pasang	0.083	0.3	0.0249
Alam	0.083	0.3	0.0249
Sangat	0.083	0.3	0.0249
Luar	0.083	0.3	0.0249
Biasa	0.083	0.3	0.0249
Harap	0.083	0.3	0.0249
2024	0.083	0.3	0.0249
Indonesia	0.083	0	0
Semakin	0.083	0.3	0.0249
Baik	0.083	0.3	0.0249
Tangan	0.083	0.3	0.0249
Beliau	0.083	0.3	0.0249
Penting	0.1	0.3	0.03
Bisa	0.2	0.3	0.06
Jadi	0.1	0.3	0.03
Negara	0.1	0.3	0.03
Lingkungan	0.1	0.3	0.03
Bersih	0.1	0	0
Sadar	0.1	0.3	0.03
Masyarakat	0.1	0.3	0.03

A. Klasifikasi SVM

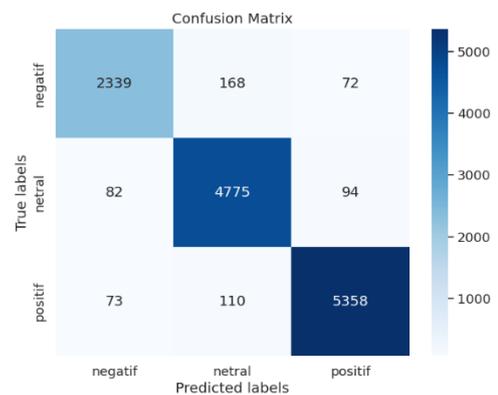
Setelah pembagian data menjadi data training dan data testing serta perhitungan TF-IDF selesai dilakukan, langkah selanjutnya adalah membuat model menggunakan data training yang dimasukkan kedalam algoritma SVM. Data yang digunakan terdiri dari data komentar beserta label sentimennya. Dalam kasus ini, peneliti menggunakan kernel linear pada algoritma SVM dengan parameter C=1 dan degree=3. Kernel linear cocok untuk klasifikasi teks. Parameter C yang nilainya 1 membantu mencegah overfitting model pada data training. Degree yang diatur sebagai 3 menunjukkan kompleksitas model SVM. Dengan menggunakan konfigurasi ini, peneliti berharap dapat membangun model SVM yang dapat dengan baik memisahkan kelas sentimen positif dan negatif dalam data komentar.

TABEL II.2  
Hasil akurasi klasifikasi SVM

Dataset	Akurasi (%)
Anies	87.39
Prabowo	87.43
Ganjar	85.74

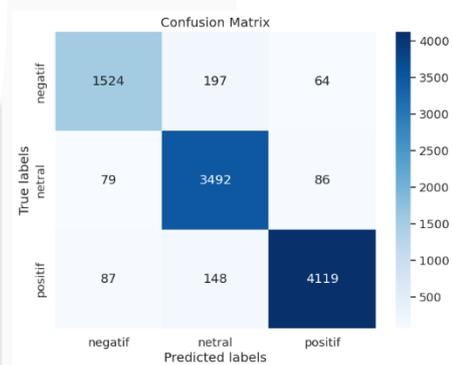
B. Confusion Matrix

Pengujian ini dilakukan untuk melihat hasil yang didapat pada algoritma *support vector machine* (SVM) setelah dilakukannya pengklasifikasiannya oleh google collab. Dari hasil uji yang dilakukan, di dapatkan confusion matrix sebagai berikut.



GAMBAR II-2  
Confusion matrix anies

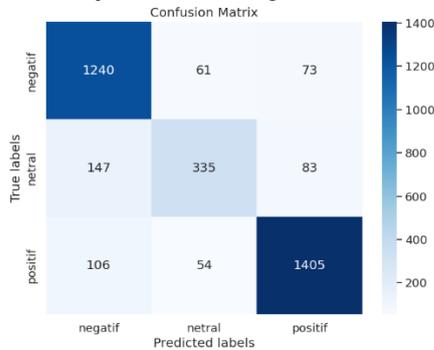
Dari evaluasi model tersebut, dapat diamati bahwa terdapat sejumlah prediksi yang tepat (True Negatives, True Positives) dan juga sejumlah prediksi yang salah (False Positives, False Negatives) untuk setiap kelas. Untuk label negatif, model berhasil memprediksi dengan tepat sebanyak 2339 kasus, namun juga membuat kesalahan dengan memprediksi 168 kasus negatif sebagai netral dan 72 kasus negatif sebagai positif. Untuk label netral, model memiliki performa yang cukup baik dengan 4775 prediksi tepat, namun masih membuat kesalahan dengan memprediksi 82 kasus netral sebagai negatif dan 94 kasus netral sebagai positif. Sementara itu, untuk label positif, model juga menunjukkan hasil yang bagus dengan 5358 prediksi tepat, namun terdapat kesalahan dengan memprediksi 73 kasus positif sebagai negatif dan 110 kasus positif sebagai netral. Evaluasi ini memberikan gambaran tentang kekuatan dan kelemahan model dalam melakukan klasifikasi pada setiap kelas yang dapat digunakan untuk meningkatkan kualitas prediksinya.



GAMBAR II-3  
Confusion matrix Prabowo

Berdasarkan data evaluasi model klasifikasi, terlihat bahwa terdapat tiga kelas: negatif, netral, dan positif. Untuk label negatif, terdapat 1524 prediksi yang tepat (True Negatives), namun juga 197 prediksi salah di mana model memprediksi sebagai netral padahal sebenarnya negatif (False Positives), serta 64 prediksi salah di mana model memprediksi sebagai positif padahal sebenarnya negatif (False Positives). Kemudian, untuk label netral, terdapat 3492 prediksi tepat (True Positives), namun juga 79 prediksi salah di mana model memprediksi sebagai negatif padahal sebenarnya netral (False Negatives), serta 86 prediksi salah di mana model memprediksi sebagai positif padahal

sebenarnya netral (False Positives). Sementara untuk label positif, terdapat 4119 prediksi tepat (True Positives), namun juga 87 prediksi salah di mana model memprediksi sebagai negatif padahal sebenarnya positif (False Negatives), serta 148 prediksi salah di mana model memprediksi sebagai netral padahal sebenarnya positif (False Negatives). Data evaluasi ini memberikan gambaran tentang performa model dalam melakukan klasifikasi untuk masing-masing kelas yang dapat dianalisis lebih lanjut untuk meningkatkan kualitas prediksi.



GAMBAR II-4  
Confusion matrix ganjar

Berdasarkan data evaluasi model klasifikasi, terdapat tiga kelas: negatif, netral, dan positif. Untuk label negatif, terdapat 1240 prediksi yang tepat (True Negatives), namun juga 61 prediksi salah di mana model memprediksi sebagai netral padahal sebenarnya negatif (False Positives), serta 73 prediksi salah di mana model memprediksi sebagai positif padahal sebenarnya negatif (False Positives). Kemudian, untuk label netral, terdapat 335 prediksi tepat (True Positives), namun juga 147 prediksi salah di mana model memprediksi sebagai negatif padahal sebenarnya netral (False Negatives), serta 83 prediksi salah di mana model memprediksi sebagai positif padahal sebenarnya netral (False Positives). Sementara untuk label positif, terdapat 1405 prediksi tepat (True Positives), namun juga 106 prediksi salah di mana model memprediksi sebagai negatif padahal sebenarnya positif (False Negatives), serta 54 prediksi salah di mana model memprediksi sebagai netral padahal sebenarnya positif (False Negatives). Evaluasi ini memberikan pemahaman tentang performa model dalam melakukan klasifikasi untuk masing-masing kelas, yang bisa menjadi dasar untuk analisis lebih lanjut guna meningkatkan akurasi prediksi.

C. Classification Report

Pada tahap ini, dilakukan analisis hasil pada *classification report* yang bertujuan untuk menyimpulkan hasil klasifikasi dapat dikatakan baik atau tidaknya. dari hasil pengujian tersebut didapatkan *confusion matrix* sebagai berikut:

	precision	recall	f1-score	support
0	0.94	0.92	0.93	3144
1	0.96	0.97	0.96	6401
2	0.97	0.97	0.97	6033
accuracy			0.96	15578
macro avg	0.96	0.95	0.95	15578
weighted avg	0.96	0.96	0.96	15578

GAMBAR II-5  
classification report anies

Penilaian model klasifikasi menunjukkan hasil yang sangat mengesankan. Precision, yang mengukur seberapa banyak dari prediksi positif yang sebenarnya benar, menunjukkan nilai yang tinggi untuk setiap kelas: 0.94 untuk label negatif, 0.96 untuk label netral, dan 0.97 untuk label positif. Ini menunjukkan bahwa model memiliki tingkat keakuratan yang tinggi dalam mengidentifikasi masing-masing kelas. Recall, yang mengukur seberapa banyak dari keseluruhan instance positif yang berhasil diidentifikasi, juga menunjukkan hasil yang sangat baik, dengan nilai 0.92 untuk label negatif, 0.97 untuk label netral, dan 0.97 untuk label positif. Ini menunjukkan bahwa model tidak melewatkan banyak sampel yang sebenarnya termasuk dalam setiap kelas. F1-score, yang merupakan rata-rata harmonik dari precision dan recall, juga menunjukkan keseimbangan yang baik antara kedua metrik tersebut untuk setiap kelas, dengan nilai 0.93 untuk label negatif, 0.96 untuk label netral, dan 0.97 untuk label positif. Terakhir, akurasi keseluruhan model adalah 0.96, menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi model adalah benar dari total sampel yang dievaluasi. Keseluruhan, hasil evaluasi ini menunjukkan bahwa model memiliki performa yang sangat baik dalam melakukan klasifikasi pada dataset yang diberikan.

	precision	recall	f1-score	support
0	0.90	0.85	0.88	1785
1	0.91	0.95	0.93	3657
2	0.96	0.95	0.96	4354
accuracy			0.93	9796
macro avg	0.93	0.92	0.92	9796
weighted avg	0.93	0.93	0.93	9796

GAMBAR II-6  
classification report prabow

Penilaian model klasifikasi menunjukkan hasil yang baik, meskipun terdapat beberapa perbedaan dalam tingkat akurasi antara kelas-kelas yang berbeda. Precision, yang mengukur seberapa banyak dari prediksi positif yang sebenarnya benar, menunjukkan nilai yang cukup tinggi untuk setiap kelas: 0.90 untuk label negatif, 0.91 untuk label netral, dan 0.96 untuk label positif. Ini menunjukkan bahwa model memiliki tingkat keakuratan yang relatif tinggi dalam mengidentifikasi masing-masing kelas. Recall, yang mengukur seberapa banyak dari keseluruhan instance positif yang berhasil diidentifikasi, juga menunjukkan hasil yang baik, dengan nilai 0.85 untuk label negatif, 0.95 untuk label netral, dan 0.95 untuk label positif. Ini menunjukkan bahwa model cenderung tidak melewatkan banyak sampel yang sebenarnya termasuk dalam setiap kelas. F1-score, yang merupakan rata-rata harmonik dari precision dan recall, juga menunjukkan keseimbangan yang baik antara kedua metrik tersebut untuk setiap kelas, dengan nilai 0.88 untuk label negatif, 0.93 untuk label netral, dan 0.96 untuk label positif. Terakhir, akurasi keseluruhan model adalah 0.93, menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi model adalah benar dari total sampel yang dievaluasi. Meskipun terdapat sedikit perbedaan dalam performa antara kelas-kelas, evaluasi ini menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi dengan baik secara keseluruhan.

	precision	recall	f1-score	support
0	0.83	0.90	0.87	1374
1	0.74	0.59	0.66	565
2	0.90	0.90	0.90	1565
accuracy			0.85	3504
macro avg	0.83	0.80	0.81	3504
weighted avg	0.85	0.85	0.85	3504

GAMBAR II-7  
classification report ganjar

Penilaian model klasifikasi menunjukkan kinerja yang memuaskan, dengan tingkat akurasi keseluruhan sebesar 93%. Precision, yang mengukur keakuratan prediksi positif, menunjukkan nilai yang baik untuk setiap kelas: 0.90 untuk label negatif, 0.91 untuk label netral, dan 0.96 untuk label positif. Ini mengindikasikan bahwa model memiliki keakuratan yang tinggi dalam mengklasifikasikan masing-masing kelas. Recall, yang mengukur seberapa baik model mengidentifikasi keseluruhan instance positif, juga menunjukkan hasil yang baik, dengan nilai 0.85 untuk label negatif, 0.95 untuk label netral, dan 0.95 untuk label positif. Ini menandakan bahwa model cenderung tidak melewatkan banyak sampel yang sebenarnya termasuk dalam setiap kelas. F1-score, yang merupakan rata-rata harmonik dari precision dan recall, juga menunjukkan keseimbangan yang baik antara kedua metrik tersebut untuk setiap kelas, dengan nilai 0.88 untuk label negatif, 0.93 untuk label netral, dan 0.96 untuk label positif. Keseluruhan, hasil evaluasi ini menunjukkan bahwa model memiliki kinerja yang konsisten dan dapat diandalkan dalam melakukan klasifikasi pada dataset yang diberikan.

## V. KESIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan klasifikasi sentimen pandangan masyarakat terhadap calon presiden 2024 berdasarkan komentar YouTube. Metode analisis sentimen yang digunakan adalah algoritma Support Vector Machine (SVM), yang diterapkan pada dataset yang telah melewati tahap preprocessing dan pelabelan. Pembuatan model SVM dilakukan dengan membagi dataset menjadi data training dan data testing dalam rasio 70:30, dan ekstraksi fitur dilakukan menggunakan metode TF-IDF untuk memfasilitasi pemrosesan data. Selain itu, grid search digunakan untuk menentukan parameter terbaik untuk proses klasifikasi pada SVM.

Hasil evaluasi dari tiga model yang dibangun untuk masing-masing kandidat, yaitu Anies, Prabowo, dan Ganjar, menunjukkan bahwa kinerja model berbeda-beda tergantung pada kandidat yang diprediksi. Model Anies dan Prabowo menunjukkan performa yang sangat baik, dengan nilai precision, recall, dan F1-score yang tinggi untuk semua label sentimen. Namun, model Ganjar memiliki performa yang lebih rendah, terutama dalam mengklasifikasikan label netral. Dengan nilai precision, recall, dan F1-score yang lebih rendah untuk label netral, hasil evaluasi menunjukkan bahwa model Anies dan Prabowo lebih unggul dalam mengklasifikasikan sentimen terhadap kandidat masing-masing dibandingkan dengan model Ganjar. Hal ini menyoroti pentingnya pengembangan model yang cermat

dan tepat sasaran dalam konteks analisis sentimen politik, serta potensi untuk meningkatkan performa model melalui penyesuaian parameter dan penggunaan metode ekstraksi fitur yang lebih canggih.

## REFERENSI

- Abdillah, W. F., Premana, A., & Bhakti, R. M. H. (2021). Analisis Sentimen Penanganan Covid-19 dengan Support Vector Machine: Evaluasi Leksikon dan Metode Ekstraksi Fitur. *Jurnal Ilmiah Intech: Information Technology Journal of UMUS*, 3(02), 160–170. <https://doi.org/10.46772/INTECH.V3I02.556>
- Amrizal, V. (2018). PENERAPAN METODE TERM FREQUENCY INVERSE DOCUMENT FREQUENCY (TF-IDF) DAN COSINE SIMILARITY PADA SISTEM TEMU KEMBALI INFORMASI UNTUK MENGETAHUI SYARAH HADITS BERBASIS WEB (STUDI KASUS: HADITS SHAHIH BUKHARI-MUSLIM). *JURNAL TEKNIK INFORMATIKA*, 11(2), 149–164. <https://doi.org/10.15408/jti.v11i2.8623>
- Boyd, D. M., & Ellison, N. B. (2007). Social network sites: Definition, history, and scholarship. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 13(1), 210–230. <https://doi.org/10.1111/j.1083-6101.2007.00393.x>
- Cambria, E., Schuller, B., Xia, Y., & Havasi, C. (2013). *New Avenues in Opinion Mining and Sentiment Analysis*. <http://converseon.com>
- Chen, W. H., Hsu, S. H., & Shen, H. P. (2005). Application of SVM and ANN for intrusion detection. *Computers and Operations Research*, 32(10), 2617–2634. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2004.03.019>
- Cortes, C., Vapnik, V., & Saitta, L. (1995). Support-Vector Networks Editor. In *Machine Learning* (Vol. 20). Kluwer Academic Publishers.
- Darwis, D., Shintya Pratiwi, E., Ferico, A., & Pasaribu, O. (2020). PENERAPAN ALGORITMA SVM UNTUK ANALISIS SENTIMEN PADA DATA TWITTER KOMISI PEMBERANTASAN KORUPSI REPUBLIK INDONESIA. In *Jurnal Ilmiah Edutic* (Vol. 7, Issue 1).
- dqlab. (2021, July 21). *Tahapan Text Preprocessing dalam Teknik Pengolahan Data*. <https://dqlab.id/tahapan-text-preprocessing-dalam-teknik-pengolahan-data>
- Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., & Smyth, P. (1996). *From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases* (© AAAI) (Vol. 17). [www.ffly.com/](http://www.ffly.com/)
- Fitriana, D. N., & Sibaroni, Y. (2020). Sentiment Analysis on KAI Twitter Post Using Multiclass Support Vector Machine (SVM). *Accredited by National Journal Accreditation*, 4(2), 846–853. <http://jurnal.iaii.or.id>
- Huang, J., Lu, J., & Ling, C. X. (2003). *Comparing Naive Bayes, Decision Trees, and SVM with AUC and Accuracy*.
- Kietzmann, J. H., Hermkens, K., McCarthy, I. P., & Silvestre, B. S. (2011). Social media? Get serious! Understanding the functional building blocks of social media. *Business Horizons*, 54(3), 241–251. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2011.01.005>
- Putri, A. A., Permanasari, A. E., & Fauziati, S. (2018). Sentiment Analysis in the Sales Review of Indonesian Marketplace by Utilizing Support Vector Machine. *Journal of Information*

- Systems Engineering and Business Intelligence*, 4(1), 57-64. <https://doi.org/10.20473/jisebi.4.1.57-64>
- Munawaroh, K., & Alamsyah, A. (2022). Performance Comparison of SVM, Naïve Bayes, and KNN Algorithms for Analysis of Public Opinion Sentiment Against COVID-19 Vaccination on Twitter. *Journal of Advances in Information Systems and Technology*, 4(2), 113–125. <https://doi.org/10.15294/JAIST.V4I2.59493>
- Narkhede, S. (2018, May 9). *Understanding Confusion Matrix | by Sarang Narkhede | Towards Data Science*. <https://towardsdatascience.com/understanding-confusion-matrix-a9ad42dcfd62>
- Nurul Hassanah, I., Faisal, S., Mutoi Siregar, A., Buana Perjuang, Karawang, JI HSRonggo Waluyo, U., Timur, T., & Barat, J. (2023). *PERBANDINGAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE DENGAN DECISION TREE PADA APLIKASI RUANG GURU*. <https://doi.org/10.33395/SINKRON.V7I2.11430>
- Pang, B., & Lee, L. (2008). Opinion mining and sentiment analysis. In *Foundations and Trends in Information Retrieval* (Vol. 2, Issue 2).
- Syahputra, R., Yanris, G. J., & Irmayani, D. (2022). SVM and Naïve Bayes Algorithm Comparison for User Sentiment Analysis on Twitter. *Sinkron : Jurnal Dan Penelitian Teknik Informatika*, 7(2), 671–678. <https://doi.org/10.33395/SINKRON.V7I2.11430>
- Vijayarani, S., Dhayanand, M. S., & Research Scholar, M. P. (2015). KIDNEY DISEASE PREDICTION USING SVM AND ANN ALGORITHMS. *International Journal of Computing and Business Research*, 6(2).
- Yasodha, S., & Prakash, P. S. (2012). *Data Mining Classification Technique for Talent Management using SVM*.