

Analisis Sentimen Publik di Media Sosial Selama Kampanye Pilkada Sumba Timur 2024 menggunakan metode *Support Vecktor Machine*

¹Alfrian C Talakua, ²Erwianta Gustial Radjah, ³Prishaylla Ocha Mangngi,

⁴Paulina Rade De Fretes

^{1, 2, 3, 4}Program Studi Sistem Informasi, Universitas Kristen Wira Wacana Sumba, Indonesia

¹alfriantalakua@unkriswina.ac.id, ²erwiantaradjah@unkriswina.ac.id,

³prishayllaocha@gmail.com, ⁴paulinadefretes@gmail.com

Submit : 16 Jul 2025 | Diterima : 22 Jul 2025 | Terbit : 24 Jul 2025

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen publik terhadap calon kepala daerah dalam Pemilihan Kepala Daerah (Pilkada) Sumba Timur 2024 dengan menggunakan metode Support Vector Machine (SVM). Seiring dengan meningkatnya peran media sosial dalam kampanye politik, penelitian ini memanfaatkan data dari platform media sosial seperti Facebook dan Instagram untuk mengidentifikasi dan mengkategorikan opini publik dalam tiga kategori sentimen utama: positif, negatif, dan netral. Metode yang digunakan mencakup pengumpulan data melalui web scraping, pra-pemrosesan data teks, serta klasifikasi sentimen menggunakan SVM. Hasil analisis menunjukkan bahwa Paslon 1 menerima 58,59% komentar positif, Paslon 2 memperoleh 66,67% komentar positif, dan Paslon 3 menerima 62,16% komentar positif. Meskipun sentimen positif mendominasi, komentar netral dan negatif tetap menjadi tantangan yang perlu diperhatikan oleh setiap paslon. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan bagi strategi komunikasi publik dalam kampanye Pilkada Sumba Timur dan sebagai kontribusi dalam pengembangan analisis sentimen berbasis pembelajaran mesin.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Support Vector Machine, Pilkada, Media Sosial, Pemilihan Kepala Daerah

PENDAHULUAN

Pemilihan Kepala Daerah (Pilkada) merupakan salah satu pilar utama dalam sistem demokrasi Indonesia, di mana rakyat secara langsung memilih pemimpin daerah yang akan mempengaruhi arah pembangunan dan tata kelola pemerintahan lokal. Seiring dengan perkembangan demokratisasi pada tingkat lokal, Pilkada tidak hanya menjadi peristiwa politik, tetapi juga sebuah ruang artikulasi kepentingan dan aspirasi masyarakat (Arifianto, 2022). Kabupaten Sumba Timur, sebagai salah satu wilayah yang menyelenggarakan Pilkada tahun 2024, mengalami dinamika politik yang semakin kompleks dengan keterlibatan berbagai aktor politik, media, dan masyarakat sipil. Pada era digital, praktik kampanye politik telah bergeser dari metode konvensional ke pendekatan berbasis teknologi informasi, khususnya media sosial. Platform seperti Facebook dan Instagram kini digunakan tidak hanya sebagai sarana komunikasi satu arah, tetapi juga sebagai media interaktif untuk membangun citra kandidat, menyampaikan visi-misi, serta memengaruhi persepsi publik secara masif dan cepat (Effendy, 2020).

Media sosial memungkinkan masyarakat untuk menyampaikan opini, kritik, dukungan, bahkan membentuk narasi alternatif terhadap isu-isu kampanye. Namun, keterbukaan ini juga memunculkan tantangan serius, seperti penyebaran disinformasi, polarisasi, dan manipulasi opini melalui penyebaran konten yang tidak terverifikasi (Arifianto, 2022). Meningkatnya volume data dan opini publik di media sosial selama masa kampanye menciptakan peluang bagi kajian akademik untuk menelaah sentimen masyarakat secara lebih objektif dan terukur. Salah satu pendekatan yang relevan dalam konteks ini adalah analisis sentimen, yaitu proses sistematis untuk mengidentifikasi dan mengkategorikan opini dalam teks berdasarkan polaritas emosional, seperti positif, negatif,

atau netral (Liu, 2012). Analisis ini memberikan gambaran menyeluruh mengenai persepsi masyarakat terhadap kandidat maupun isu-isu strategis yang diangkat dalam kampanye. Beberapa studi sebelumnya menunjukkan bahwa analisis sentimen berbasis data media sosial dapat memprediksi kecenderungan opini publik dan bahkan hasil pemilu secara agregat (Medhat, Hassan, & Korashy, 2014; Tumasjan, Sprenger, Sandner, & Welppe, 2010).

Namun demikian, tantangan utama dalam implementasi analisis sentimen pada data media sosial adalah sifatnya yang tidak terstruktur, penuh dengan ekspresi informal, sarkasme, singkatan, dan multibahasa, yang menjadi lebih kompleks terutama dalam konteks lokal seperti Sumba Timur (Wahyudi & Setiawan, 2020). Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang mampu mengolah data teks secara akurat dan efisien. Dalam hal ini, Support Vector Machine (SVM) menjadi salah satu metode machine learning yang banyak digunakan untuk klasifikasi teks karena kemampuannya dalam mengatasi permasalahan data berdimensi tinggi dan non-linear (Cortes & Vapnik, 1995; Joachims, 1998). SVM telah terbukti unggul dalam berbagai studi analisis sentimen karena stabilitas, presisi tinggi, dan fleksibilitasnya dalam memetakan data ke dalam ruang fitur yang kompleks (Kurniawan & Widodo, 2022). Dalam konteks penelitian ini, SVM akan digunakan untuk mengklasifikasikan data opini masyarakat yang diambil dari media sosial selama kampanye Pilkada Sumba Timur 2024 ke dalam tiga kategori sentimen utama: positif, negatif, dan netral (Yuliana & Mulyadi, 2021).

Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola sentimen publik terhadap calon kepala daerah dan isu-isu kampanye, memahami faktor-faktor yang mempengaruhi dinamika opini selama masa kampanye, serta mengevaluasi efektivitas model SVM dalam konteks analisis sosial-politik lokal. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi teoretis dan praktis, baik dalam pengembangan kajian analisis sentimen berbasis pembelajaran mesin di ranah ilmu komputer dan data science, maupun sebagai masukan strategis bagi para pemangku kepentingan politik lokal dalam merancang strategi komunikasi publik yang lebih responsif, transparan, dan berbasis data (Mahendra, 2021).

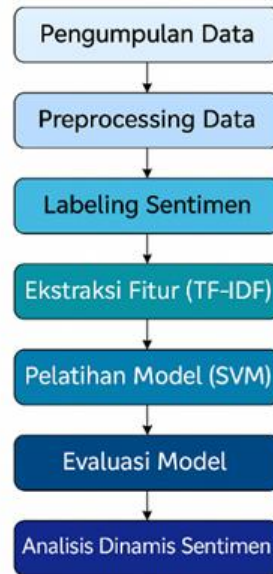
METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif berbasis data untuk menganalisis sentimen publik terhadap calon kepala daerah pada Pilkada Sumba Timur 2024 melalui media sosial. Teknik yang diterapkan adalah pembelajaran mesin (machine learning) dengan metode Support Vector Machine (SVM), yang dikenal luas dalam klasifikasi teks karena kemampuannya dalam menangani data berdimensi tinggi serta tidak terstruktur (Cortes & Vapnik, 1995; Joachims, 1998). SVM telah terbukti efektif dalam analisis sentimen pada data teks media sosial, di mana presisi dan kemampuan klasifikasi yang tinggi diperlukan untuk memisahkan sentimen positif, negatif, dan netral secara akurat (Kurniawan & Widodo, 2022; Yuliana & Mulyadi, 2021).

Pengumpulan data dilakukan melalui web scraping dari platform media sosial seperti Facebook dan Instagram dengan menggunakan pustaka BeautifulSoup, Selenium, dan Snsrape. Proses ini memungkinkan pengumpulan data berupa komentar, unggahan, dan opini publik terkait calon kepala daerah dan isu-isu kampanye (Wahyudi & Setiawan, 2020). Teknik web scraping ini memungkinkan akses langsung ke data media sosial yang sangat besar, namun perlu diperhatikan bahwa data yang diperoleh bersifat tidak terstruktur dan membutuhkan proses pra-pemrosesan untuk membersihkan data (Purnama & Suryani, 2018).

Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian digambarkan pada gambar 1 berikut :



Gambar 1. Tahapan Penelitian

1. Pengumpulan Data

Data diperoleh dari platform media sosial seperti Facebook dan Instagram dengan metode web scraping. Konten yang dikumpulkan mencakup komentar, unggahan, serta opini publik terkait calon kepala daerah dan isu-isu kampanye. Teknik scraping menggunakan Python dengan pustaka BeautifulSoup, Selenium, dan Snsrape, dengan kata kunci yang disesuaikan dengan nama calon, partai politik, dan topik kampanye.

2. Praproses Data

Data mentah dari media sosial bersifat tidak terstruktur dan banyak mengandung noise. Oleh karena itu, dilakukan tahapan praproses sebagai berikut:

- Pembersihan Teks (Cleaning)* : Menghapus URL, karakter khusus, tanda baca, dan emoji.
- Tokenisasi* : Memisahkan kalimat menjadi kata-kata Tunggal.
- Penghapusan Stopword* : Mengeliminasi kata-kata umum yang tidak memiliki kontribusi semantik yang signifikan.
- Stemming* : Mengubah kata menjadi bentuk dasar, menggunakan algoritma stemming Bahasa Indonesia.

3. Pemberian Label Sentimen

Setiap dokumen teks dikategorikan dalam tiga kelas sentimen: positif, negatif, dan netral. Proses pelabelan dilakukan secara semi-terotomatis dengan bantuan kamus sentimen bahasa Indonesia serta anotator manusia untuk validasi dan pelatihan awal model.

4. Ekstradisi Fitur

Ekstraksi fitur dilakukan menggunakan metode TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency), yang mengukur kepentingan relatif suatu kata dalam dokumen :

$$tfidf(t, d) = tf(t, d) \times idf(t) \quad tfidf(t, d) = tf(t, d) \times idf(t)$$

$$idf(t) = \log\left(\frac{N}{df(t)}\right)$$

Dimana :

- $tf(t, d)$ adalah frekuensi kata t dalam dokumen d
- $df(t)$ adalah jumlah dokumen yang mengandung kata t
- N adalah total jumlah dokumen

5. Pelatihan Model SVM

Model klasifikasi dibangun menggunakan algoritma SVM yang berfungsi untuk mencari hyperplane optimal guna memisahkan data antar kelas:

$$f(x) = \omega^T x + b$$

Dengan fungsi objektif :

Untuk menangani data teks yang kompleks dan tidak dapat dinisahkan secara linear, digunakan kernel trick seji $\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2$ dengan syarat $y_i(w^T x_i + b) \geq 1$

6. Evaluasi Kinerja Model

Evaluasi Kinerja Model dilakukan dengan dengan metrik Pengukuran sebagai berikut:

- Akurasi : Proporsi prediksi yang benar terhadap keseluruhan data.
- Presisi (Precision) : Tingkat Ketepatan model dalam memprediksi sentimen tertentu
- Recall : Kemampuan Model dalam mengidentifikasi seluruh data yang relevan
- F1 – Score : Harmonik Rata – rata antara precision dan recall

Untuk memastikan generalisasi model, digunakan teknik validasi silang (K- Fold)

7. Analisis Dinamis Sentimen

Sentimen yang telah diklasifikasi dianalisis secara temporal untuk mengidentifikasi dinamika opini publik selama masa kampanye. Visualisasi dilakukan dalam bentuk grafik garis atau heatmap berdasarkan tanggal, tokoh, dan isu yang dominan dibahas.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengolahan Data

Pada proses analisis ini menggunakan 99 komentar yang diperoleh untuk masing-masing paslon dalam kontes politik dengan jumlah total data sebanyak 297. Setiap komentar kemudian diberi label sentimen yang mengategorikan komentar tersebut ke dalam tiga kategori utama, yaitu Positif, Negatif, dan Netral. Dataset ini mewakili persepsi publik terhadap tiga paslon yang bersaing dalam kontes tersebut. Jumlah data ini mencerminkan respon masyarakat yang dapat dijadikan representasi dari seberapa besar penerimaan atau ketidakpuasan terhadap setiap paslon. Data tersebut telah dilakukan preprocessing untuk membersihkan data dan menormalisasikan bahasa yang digunakan, sehingga memiliki data yang clear untuk dianalisis. Data tersebut kemudian disusun dalam tabel yang terlihat pada tabel 1. Dataset akan diberi label dan nilai sentimen dengan Nilai (1) untuk Positif, nilai (- 1) dan nilai (0) untuk Netral.

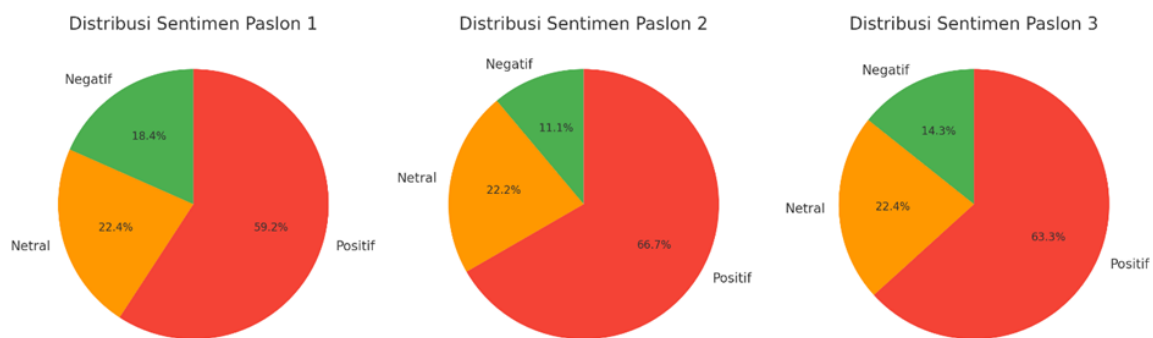
Tabel 1. Dataset Sentimen

Komentar	Label	Nilai Sentimen
Paslon 1 sangat cocok dengan visi saya.	Positif	1
Saya rasa Paslon 1 kurang perhatian pada isu-isu kecil.	Negatif	-1
Paslon 2 memiliki program yang menarik untuk pendidikan.	Positif	1
Saya tidak terlalu setuju dengan cara Paslon 3 menjalankan kampanyenya.	Negatif	-1
Saya mendukung Paslon 2 karena kebijakan mereka jelas.	Positif	1
Paslon 1 perlu lebih banyak berinteraksi dengan masyarakat.	Netral	0
Saya suka cara Paslon 2 berkomunikasi dengan publik.	Positif	1
Paslon 3 terlihat lebih serius dalam menangani masalah sosial.	Positif	1
Paslon 1 terlihat terlalu fokus pada isu-isu besar, tidak ada perhatian pada masalah sehari-hari.	Negatif	-1
Saya merasa Paslon 2 terlalu mengandalkan media sosial untuk kampanye mereka.	Netral	0
Paslon 3 memiliki visi yang lebih jelas, namun masih perlu memperbaiki tim mereka.	Netral	0

Komentar	Label	Nilai Sentimen
Saya akan memilih Paslon 1 karena mereka memiliki pengalaman yang cukup.	Positif	1
Paslon 2 lebih mudah didekati dan bisa memahami aspirasi rakyat.	Positif	1
Paslon 1 tidak banyak memberikan solusi konkret terhadap masalah ekonomi.	Negatif	-1
Saya pikir Paslon 3 bisa menjadi pilihan yang bagus jika mereka lebih fokus pada kepentingan rakyat.	Positif	1

Analisis SVM

Pada bagian ini, dilakukan analisis terhadap komentar-komentar yang diberikan kepada tiga paslon. Sentimen yang dianalisis mencakup tiga kategori utama, yaitu Positif, Negatif, dan Netral, yang diklasifikasikan menggunakan metode Support Vector Machine (SVM). Hasil analisis sentimen diperoleh melalui model SVM, yang digunakan untuk memetakan komentar masyarakat ke dalam kategori-kategori tersebut. Dari jumlah data tersebut distribusikan dengan presentase yang dilihat dalam diagram pada gambar 1.



Gambar 2. Distribusi Sentimen

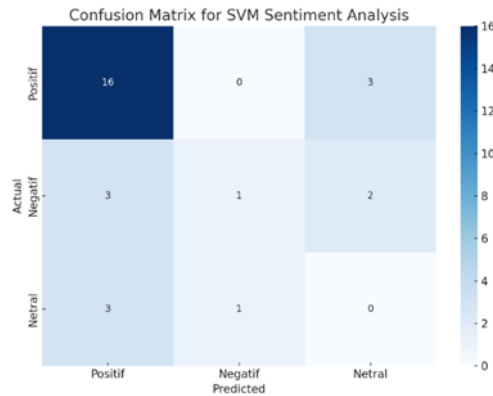
Paslon 2 mendapatkan 58.59% komentar Positif, menunjukkan bahwa mayoritas masyarakat memberikan pandangan yang baik terhadap Paslon 1. Namun, terdapat 18.18% komentar Negatif, yang menunjukkan adanya kritik atau ketidakpuasan dari sebagian masyarakat terhadap paslon ini. Selain itu, 22.22% komentar Netral mencerminkan bahwa ada pemilih yang masih ragu atau tidak terlalu terpengaruh oleh kampanye paslon ini.

Paslon 2 menunjukkan hasil yang serupa, dengan 66.67% komentar Positif yang menunjukkan penerimaan masyarakat yang lebih besar terhadap Paslon 2. Komentar Negatif hanya mencapai 11.11%, yang relatif lebih rendah dibandingkan Paslon 1. 22.22% komentar Netral menunjukkan adanya segmen pemilih yang belum sepenuhnya terlibat dengan paslon ini. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun Paslon 2 mendapatkan banyak dukungan, masih ada ruang untuk memperkuat komunikasi dengan kelompok pemilih yang lebih ragu.

Paslon 3, meskipun memiliki jumlah komentar yang lebih sedikit, mendapatkan 62.16% komentar Positif dengan tidak adanya komentar Negatif. Namun, 37.84% komentar Netral menunjukkan bahwa meskipun ada dominasi komentar Positif, masih banyak pemilih yang berada pada posisi netral atau belum sepenuhnya memutuskan. Ini bisa menjadi indikasi bahwa Paslon 3 berhasil menghindari kritik langsung tetapi masih perlu merangkul pemilih yang belum memutuskan atau tidak terlalu terlibat.

Evaluasi Model SVM

Setelah melakukan melakukan distribusi sentiment dengan metode SVM, tahapan selanjut dilakukan evaluasi untuk model SVM dengan perhitungan Confusion Matrix untuk melihat seberapa baik model SVM dalam memodelkan data yang diuji berikut hasil Confusion Matrix yang terlihat pada gambar 2.

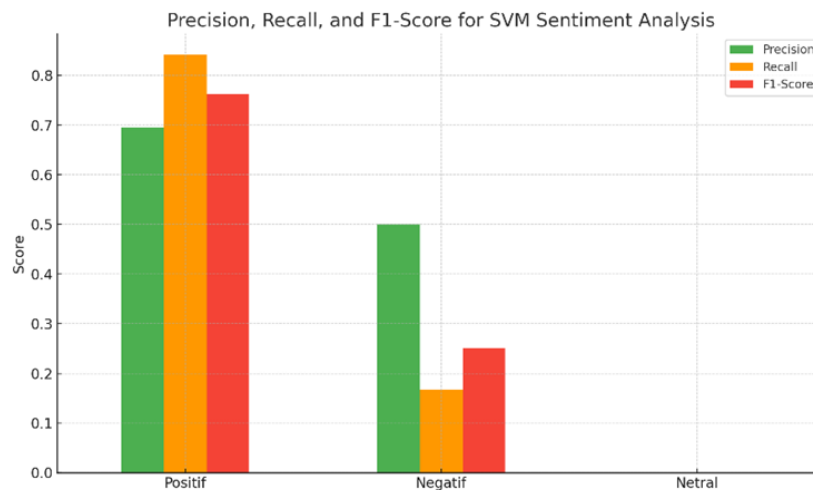


Gambar 3. *Confusion Matrix*

Dalam perhitungan Confusion Matrix terdapat interpretasi terhadap hasil analysis dari penggunaan model SVM yang dijelaskan sebagai berikut ;

1. True Positives (TP) (16) menunjukkan bahwa model SVM berhasil mengklasifikasikan Positif dengan baik.
2. False Negatives (FN) (3 komentar Positif yang diprediksi Netral) menunjukkan bahwa model agak kesulitan membedakan antara Positif dan Netral.
3. False Positives (FP) (3 komentar Negatif yang diprediksi Positif) mengindikasikan bahwa beberapa komentar Negatif diprediksi sebagai Positif, yang mengarah pada kesalahan dalam klasifikasi.
4. Netral vs Positif dan Netral vs Negatif juga menunjukkan bahwa model kesulitan dalam mengklasifikasikan komentar Netral, yang cukup sering salah diprediksi sebagai Positif atau Negatif

Tahapan selanjut dilakukan perhitungan Precision, Recall dan F1 Score yang digambarkan pada gambar berikut;



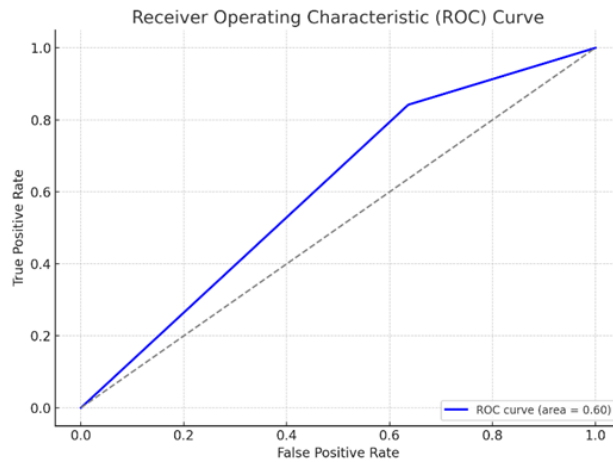
Gambar 4. Precision, Recall dan F-1 Score

Berdasarkan pengujian yang dilakukan berikut beberapa interpretasi dari hasil pengujian dari setiap sentiment yang diuji ;

1. Positif: Model menunjukkan kinerja yang cukup baik untuk Precision, Recall, dan F1-Score, dengan Precision sedikit lebih tinggi dari yang lainnya.
2. Negatif: Precision jauh lebih tinggi dibandingkan Recall, yang menunjukkan bahwa model lebih akurat dalam memprediksi sentimen negatif, tetapi mungkin melewatkan beberapa kasus negatif yang sebenarnya (Recall lebih rendah).
3. Netral: Kinerja model lebih rendah untuk kategori ini pada semua metrik, yang

menunjukkan bahwa model kesulitan dalam memprediksi sentimen netral dengan benar.

Proses berikutnya dilakukan juga pengujian Receiver Operating Characteristic (ROC) Curve, pengujian ini digunakan untuk mengukur kinerja model klasifikasi, khususnya dalam hal pengenalan dua kelas (binary classification). Hasil pengujian yang dilakukan terlihat pada gambar 5.



Gambar 5. Precision, Recall dan F-1 Score

Berdasarkan hasil pengujian Area Under the Curve (AUC) = 0.60 menunjukkan bahwa model ini memiliki kemampuan yang cukup baik dalam membedakan antara kelas positif dan negatif, meskipun masih ada ruang untuk perbaikan. Nilai ini lebih tinggi dari 0.5 (yang menunjukkan performa acak), tetapi tidak cukup tinggi untuk dianggap sangat baik. Grafik menunjukkan bahwa meskipun ada peningkatan TPR (Recall), False Positive Rate (FPR) juga relatif tinggi, yang berarti model sering mengklasifikasikan beberapa instance negatif sebagai positif. Setelah melakukan 3 pengujian untuk evaluasi model dalam hal akurasi klasifikasi, model SVM terbukti efektif dalam mengklasifikasikan komentar-komentar menjadi kategori Positif, Negatif, dan Netral. Berdasarkan confusion matrix, model dapat memprediksi sentimen Positif dengan cukup baik, namun ada beberapa False Positives dan False Negatives, terutama untuk kategori Negatif dan Netral. Ini menunjukkan bahwa meskipun model SVM memiliki keakuratan yang tinggi dalam mengidentifikasi komentar Positif, ada ruang untuk perbaikan dalam membedakan komentar Negatif dan Netral. Precision dan Recall untuk kategori Positif cukup tinggi, yang menunjukkan bahwa model mampu mengidentifikasi komentar Positif dengan akurasi yang baik dan mengurangi kesalahan False Negatives. Namun, untuk Negatif dan Netral, Precision dan Recall sedikit lebih rendah, yang mencerminkan tantangan dalam membedakan kategori-kategori ini.

Interpretasi Sentimen analisis Paslon

Berdasarkan hasil pengukuran sentimen yang dilakukan untuk masing-masing paslon, dapat dilihat perbedaan dalam sentimen masyarakat terhadap setiap paslon:

1. Paslon 1: Memiliki mayoritas komentar Positif, tetapi juga mengalami tingkat kritik yang lebih tinggi dibandingkan dengan Paslon 2. Ini menunjukkan bahwa Paslon 1 mungkin memiliki dukungan yang besar, namun ada beberapa kelompok pemilih yang merasa kurang puas dan memberikan kritik terhadap beberapa kebijakan atau kampanye mereka.
2. Paslon 2 : Meskipun memiliki persentase Positif yang lebih tinggi daripada Paslon 1, dengan jumlah komentar Negatif yang lebih sedikit, Paslon 2 masih menghadapi tantangan dalam mengonversi pemilih Netral menjadi lebih terlibat atau mendukung paslon ini secara penuh. Paslon 2 harus lebih memperhatikan kelompok pemilih yang masih ragu-ragu atau belum sepenuhnya terlibat dalam proses politik.
3. Paslon 3 : Meskipun dominasi komentar Positif sangat tinggi, tingginya persentase komentar Netral menunjukkan bahwa masih banyak pemilih yang belum sepenuhnya terlibat atau belum memiliki pandangan yang kuat terhadap Paslon 3. Hal ini menunjukkan

bahwa meskipun Paslon 3 tampaknya lebih diterima, mereka perlu bekerja untuk mengonversi pemilih yang belum memutuskan.

Tantangan dan Peluang untuk Setiap Paslon

Dari hasil analisis ini, setiap paslon memiliki tantangan dan peluang yang berbeda:

1. Paslon 1: Meskipun memiliki dukungan Positif yang kuat, Paslon 1 perlu mengatasi kritik Negatif dan memperhatikan kelompok pemilih Netral yang cenderung tidak terpengaruh oleh kampanye mereka. Paslon ini dapat mengambil langkah-langkah untuk memperbaiki kesan negatif yang ada dan memperluas komunikasi kepada pemilih yang lebih ragu.
2. Paslon 2: Paslon 2 memiliki dukungan Positif yang kuat, namun perlu lebih fokus pada pemilih Netral. Meskipun angka komentar Negatif lebih rendah, penting bagi mereka untuk tetap menjaga citra dan terus mengurangi ketidakpuasan di kalangan pemilih yang mungkin kecewa atau tidak puas.
3. Paslon 3: Paslon 3 memiliki keuntungan karena tidak ada komentar Negatif, tetapi dengan jumlah Netral yang tinggi, mereka harus bekerja lebih keras untuk memperkuat hubungan dengan pemilih yang belum memutuskan atau tidak terlalu terlibat. Mengubah pemilih Netral menjadi Positif akan menjadi kunci untuk meningkatkan dukungan mereka.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis sentimen menggunakan Support Vector Machine (SVM), dapat disimpulkan bahwa masing-masing paslon menunjukkan perbedaan dalam respons masyarakat. Paslon 1 menerima 58.59% komentar Positif, 18.18% komentar Negatif, dan 22.22% komentar Netral. Paslon 2 memperoleh 66.67% komentar Positif, 11.11% komentar Negatif, dan 22.22% komentar Netral. Sedangkan Paslon 3 mendapatkan 62.16% komentar Positif, tanpa adanya komentar Negatif, dan 37.84% komentar Netral. Meskipun Positif mendominasi pada ketiga paslon, Netral dan Negatif tetap menjadi tantangan yang perlu diperhatikan. Paslon 1, meskipun mendapat dukungan yang kuat, menghadapi 18.18% komentar Negatif yang mencerminkan ketidakpuasan dari sebagian pemilih, yang menunjukkan perlunya refleksi terhadap kritik yang ada. Paslon 2, yang mendapatkan dukungan Positif sebesar 66.67%, tetap perlu memperhatikan pemilih yang Netral untuk memastikan tidak ada segmen pemilih yang terabaikan. Sementara itu, Paslon 3, meskipun tidak memiliki komentar Negatif, menghadapi 37.84% komentar Netral, yang menandakan bahwa mereka perlu lebih banyak melibatkan pemilih yang belum sepenuhnya memberikan dukungan. Secara keseluruhan, hasil analisis ini menunjukkan bahwa meskipun Positif lebih dominan, setiap paslon perlu memperhatikan komentar Netral dan Negatif yang dapat mempengaruhi reputasi mereka di masa depan. Meskipun model SVM telah memberikan hasil yang baik dalam mengidentifikasi sentimen Positif, ada potensi untuk meningkatkan prediksi pada kategori Netral dan Negatif, yang menunjukkan perlunya perbaikan dalam strategi komunikasi dan pemahaman terhadap opini masyarakat.

REFERENSI

- Arifianto, A. (2022). *Pengaruh media sosial terhadap dinamika politik di Indonesia*. Jurnal Politik Indonesia, 10(2), 56-72.
- Effendy, M. (2020). *Media sosial sebagai ruang interaksi politik dalam kampanye Pilkada*. Jurnal Komunikasi Politik, 8(1), 15-25.
- Medhat, W., Hassan, A., & Korashy, H. (2014). Sentiment analysis algorithms and applications: A survey. *Computer Science Review*, 13, 38-68.
- Tumasjan, A., Sprenger, T. O., Sandner, P. G., & Welp, I. M. (2010). Predicting elections with Twitter: What 140 characters reveal about political sentiment. *Proceedings of the Fourth International Conference on Weblogs and Social Media*, 178-185.
- Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine Learning*, 20(3), 273-297.

- Joachims, T. (1998). Text categorization with Support Vector Machines: Learning with many relevant features. *Proceedings of the European Conference on Machine Learning*, 137-142.
- Kurniawan, H., & Widodo, E. (2022). *Klasifikasi sentimen politik dalam media sosial dengan menggunakan algoritma SVM*. *Jurnal Komputer dan Sistem*, 11(3), 75-90.
- Yuliana, N., & Mulyadi, M. (2021). *Analisis sentimen menggunakan SVM pada tweet terkait Pilkada 2020*. *Jurnal Komputer dan Informatika*, 9(1), 58-74.
- Purnama, A., & Suryani, D. (2018). *Penerapan analisis sentimen pada data Twitter dengan menggunakan algoritma SVM*. *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi*, 5(4), 45-57.
- Mahendra, R. (2021). *Peran media sosial dalam memengaruhi hasil Pilkada melalui sentimen publik*. *Jurnal Komunikasi Massa*, 15(2), 143-157.
- Wahyudi, A., & Setiawan, D. (2020). *Metode Support Vector Machine untuk analisis sentimen dalam media sosial*. *Jurnal Teknologi Informasi*, 5(3), 25-36.