

ANALISIS TEKNIK PREPROCESSING PADA SENTIMEN MASYARAKAT TERKAIT KONFLIK ISRAEL-PALESTINA MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE

Abd. Azis Syam¹⁾, Galang Hardy M²⁾, Agus Salim³⁾, Dewi Fatmarani Surianto^{*4)},
Muhammad Fajar B⁵⁾

1. Teknik Komputer, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Makassar, Indonesia
2. Teknik Komputer, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Makassar, Indonesia
3. Teknik Komputer, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Makassar, Indonesia
4. Teknik Komputer, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Makassar, Indonesia
5. Teknik Komputer, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Makassar, Indonesia

Article Info

Kata Kunci: Analisis Sentimen; Israel; Palestina; Preprocessing; *Support Vector Machine*

Keywords: Sentiment Analysis; Israel; Palestine; Preprocessing; Support Vector Machine

Article history:

Received 12 June 2024

Revised 2 July 2024

Accepted 24 August 2024

Available online 1 September 2024

DOI :

<https://doi.org/10.29100/jupi.v9i3.5527>

* Corresponding author.

Dewi Fatmarani Surianto

E-mail address:

dewifatmaranis@unm.ac.id

ABSTRAK

Konflik Israel dan Palestina menjadi perhatian di media sosial saat ini terutama di Indonesia. Beragam ulasan yang dapat ditemui pada media sosial baik yang bersifat negatif maupun positif. Oleh sebab itu dilakukanlah sebuah penelitian yang bertujuan untuk menganalisa ulasan yang bersifat positif maupun negatif oleh Masyarakat Indonesia terhadap masalah yang sedang terjadi antara Israel dan Palestina di media sosial menggunakan algoritma *Support Vector Machine* dengan tiga skema *preprocessing*. Metode penelitian dilaksanakan dengan berbagai tahap yakni pengumpulan data ulasan, *preprocessing* data ulasan, klasifikasi, dan evaluasi model. Penelitian ini menggunakan data komentar masyarakat Indonesia pada platform *YouTube*. Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa skema 3 yang menerapkan *casefolding* dan *stemming* memiliki nilai akurasi tertinggi dimana nilai *F1-Score* untuk ulasan positif mencapai 98% dan untuk ulasan negatif mencapai 93%, diikuti oleh skema 1 yang menerapkan *casefolding*, *stopword* dan *stemming* dengan nilai *F1-Score* untuk ulasan positif mencapai 97% dan ulasan negatif mencapai 85% dan yang terakhir adalah skema 2 yang menerapkan *casefolding* dan *stopword* dengan nilai *F1-Score* untuk ulasan positif mencapai 96% dan ulasan negatif mencapai 85%. Dengan hasil tersebut dapat dilihat bahwa skema *preprocessing* mempengaruhi hasil dari algoritma *Support Vector Machine*.

ABSTRACT

The conflict between Israel and Palestine is currently attracting attention on social media, especially in Indonesia. Various reviews can be found on social media, both negative and positive. Therefore, this research was conducted to analyze the positive and negative reviews of the Indonesian community towards the Israel-Palestine conflict on social media using the Support Vector Machine algorithm with three preprocessing schemes. The research method is carried out in several stages, namely data collection of reviews, preprocessing of review data, classification, and model evaluation. This research uses comments data from the Indonesian community on the YouTube platform. The results of the study show that scheme 3, which applies casefolding and stemming, has the highest accuracy value where the F1-Score for positive reviews reaches 98% and for negative reviews reaches 93%, followed by scheme 1 which applies casefolding, stopword and stemming with an F1-Score for positive reviews reaching 97% and negative reviews reaching 85%, and the last is scheme 2 which applies casefolding and stopword with an F1-Score for positive reviews reaching 96% and negative reviews reaching 85%. With these results, it can be seen that the preprocessing scheme affects the results of the Support Vector Machine algorithm.

I. PENDAHULUAN

KONFLIK antara Palestina dan Israel telah berlangsung selama puluhan tahun dan hingga saat ini belum ditemukan solusi untuk masalah tersebut [1]. Banyak orang beranggapan bahwa konflik antara Israel dan Palestina tidak hanya merupakan pertikaian biasa, tetapi juga merupakan manifestasi dari penjajahan dan eksploitasi. Oleh karena itu, masalah ini tidak dapat diatasi melalui resolusi konflik [2]. Konflik ini bermula dari keinginan kaum Yahudi untuk mendirikan negara Yahudi di Palestina, yang dianggap sebagai tanah yang dijanjikan. Hal ini memicu ketegangan antara kaum Yahudi dan Arab di Palestina, yang merasa bahwa klaim Yahudi atas tanah tersebut tidak berdasar [3]. Selama konflik tersebut berlangsung telah banyak rakyat palestina yang menjadi korban akibat serangan yang dilakukan oleh para tentara Israel. Hasil rekap jumlah korban konflik antara Israel dan Palestina sejak tahun 2008 oleh Kantor Persatuan Bangsa-Bangsa (PBB) untuk Koordinasi Urusan Kemanusiaan (*Office for the Coordination of Humanitarian Affairs*, OCHA) menunjukkan sejak tahun 2008 hingga September 2023 jumlah korban luka dan korban meninggal dunia selama 16 tahun terakhir, terdapat sekitar 6 ribu korban dari Israel dan 158 ribu korban dari Palestina [4].

Konflik yang terjadi juga turut mempengaruhi atensi masyarakat luas, baik di Indonesia maupun di negara lain. Hal ini tercermin dari maraknya cuitan dan komentar di kalangan masyarakat. Hal tersebut juga dilatarbelakangi dengan perkembangan teknologi yang sangat pesat, salah satunya Internet yang membuat orang-orang dapat dengan mudah menyampaikan pendapat dan menyebarkan informasi. Beriringan dengan hal tersebut pengguna Internet di Indonesia juga semakin meningkat hingga mencapai 150 juta pengguna yang dimana 87,13% digunakan untuk mengakses layanan media sosial [5] [6]. Hal tersebut menjadi alasan masyarakat Indonesia menggunakan media sosial salah satunya *YouTube* untuk menyampaikan pendapat terkait konflik Israel dan Palestina dengan berbagai ulasan yang pro dan kontra terhadap kedua belah pihak [7].

Banyaknya ulasan atau sentimen di media sosial menjadikan informasi yang beredar di media sosial menjadi peluang analisa lebih lanjut untuk antar komentar dengan kategori positif atau negatif [8]. Analisis sentimen dapat membantu dalam memahami opini publik, mengidentifikasi narasi yang berlaku, dan memahami emosi yang mendasari diskusi tentang masalah yang diperdebatkan [9]. Dengan menganalisis sentimen dalam komentar, para peneliti dapat menemukan berbagai emosi dari yang positif hingga negatif, yang mencerminkan kompleksitas konflik. Dalam konteks konflik Israel-Palestina, hal ini menjadi penting karena dengan adanya analisis sentimen, hal tersebut dapat menjelaskan pengaruh media terhadap persepsi publik mengenai konflik Israel-Palestina [10]. Menganalisis komentar dari berbagai sumber dapat mengungkap apakah liputan media cenderung mengadopsi berbagai sentimen, yang membentuk bagaimana konflik tersebut dipersepsikan oleh public, salah satunya pada konflik Isreal-Palestina tersebut. Penelitian tentang analisis sentimen terhadap komentar-komentar Israel-Palestina sangat penting untuk mengungkap berbagai lapisan emosi, opini, dan narasi yang melingkupi konflik yang tak kunjung usai ini.

Analisis sentimen dapat dilakukan dengan metode *Text Mining*. *Text Mining* mengacu pada proses penemuan pengetahuan dalam database teks, yang dikenal dengan sebutan *Knowledge Discovery in Textual Databases* (KDT). Ini melibatkan eksplorasi dan pengambilan data teks, sering disebut sebagai data mining, untuk mengekstrak wawasan dan informasi berharga dari konten berbasis teks yang tersimpan dalam database [11]. Teknik ini bekerja dengan mencoba menghasilkan variasi kelompok data teks yang besar, dengan tujuan untuk mendapatkan pola yang sesuai dengan prediksi dari kelompok data teks tersebut [12]. Salah satu metode *text mining* yang dapat digunakan untuk menganalisa komentar pada media sosial adalah analisis sentimen.

Analisis sentimen merupakan tahapan mendasar dalam memahami item-item dalam informasi secara utuh dengan maksud untuk mengekstraksi data atau menggali informasi dari sumber-sumber data teks yang ada dalam jumlah besar secara konsekuen [13]. Analisis sentimen meliputi ekstraksi, pengolahan, dan pemahaman otomatis terhadap informasi pesan yang tidak terstruktur. Proses ini bertujuan untuk memperoleh data mengenai opini yang terkandung dalam kalimat penilaian atau pendapat [14]. Analisis sentimen atau penambangan opini mengacu pada bidang yang mencakup pemrosesan bahasa alami, penambangan teks, dan semantik komputasional. Bidang ini bertujuan untuk menganalisis kesimpulan, opini, mentalitas, penilaian, perasaan, dan keputusan yang dikomunikasikan oleh individu [15]. Analisis sentimen dapat diimplementasikan untuk menilai kesimpulan dan kecenderungan suatu penilaian terhadap suatu hal tertentu, apakah itu bersifat negatif atau positif. Analisis sentimen dapat diimplementasikan pada penilaian di berbagai aspek, seperti sosial, politik, dan hukum [16]. *YouTube* sebagai media sosial memberikan kesempatan bagi peneliti untuk memahami opini publik terkait konflik Palestina dan Israel melalui analisis sentimen. Salah satu cara yang dapat diimplementasikan untuk melakukan analisis sentimen adalah *Support Vector Machine* (SVM).

SVM adalah sebuah cara yang digunakan untuk membuat perkiraan, baik dalam hal klasifikasi maupun regresi, dan dianggap sebagai salah satu algoritma yang paling efisien untuk penambangan data [17]. Metode SVM dikenal memiliki kecepatan komputasi yang umumnya tinggi [18]. SVM juga dapat melakukan klasifikasi pada data dengan

ukuran dimensi yang tinggi [19]. Oleh karena keunggulan tersebut, SVM dipilih sebagai algoritma klasifikasi dalam penelitian ini. SVM digunakan dalam analisis sentimen dengan memanfaatkan kemampuannya dalam menemukan *hyperplane* terbaik dengan margin terbesar, yang digunakan sebagai batas keputusan untuk memisahkan dua kelas sentimen yang berbeda, seperti positif dan negatif, dalam data teks yang kompleks dan berdimensi tinggi [20]. Dalam melakukan analisis sentimen pada komentar masyarakat Indonesia di *YouTube* terkait konflik Palestina dan Israel terdapat permasalahan yang dihadapi. Umumnya masyarakat Indonesia banyak yang tidak menggunakan kata baku pada saat menulis sebuah komentar seperti penulisan kata yang disingkat. Oleh sebab itu, penting untuk melakukan tahap *preprocessing* pada data komentar *YouTube* sebagai tahapan awal dalam analisis sentimen. Hal ini bertujuan untuk menghasilkan data yang lebih baik dan siap digunakan dalam proses berikutnya [19].

Beberapa penelitian terkait analisis sentimen telah dilakukan sebelumnya. Penelitian oleh Evita Fitri berfokus pada evaluasi opini terhadap aplikasi Ruangguru dengan menerapkan algoritma *Random Forest*, *Naïve Bayes*, dan *Support Vector Machine*. Penelitian ini menggunakan data dari ulasan pengguna aplikasi Ruangguru. Hasil penelitian menunjukkan akurasi algoritma *Random Forest* sebesar 97,16%, akurasi algoritma *Naïve Bayes* sebesar 94,16%, dan akurasi *Support Vector Machine* sebesar 96,01% [21].

Penelitian selanjutnya oleh Rooy Thaniket menyelidiki prediksi tepat waktu kelulusan mahasiswa menggunakan algoritma SVM. Penelitian ini dilakukan dengan memanfaatkan data dari mahasiswa yang lulus antara tahun 2015 dan 2019. Dalam penelitian ini, peneliti menggunakan algoritma SVM sebagai alat untuk memprediksi kelulusan mahasiswa. Hasil yang diperoleh menunjukkan tingkat akurasi rata-rata sebesar 95,00% [22].

Penelitian lain dilakukan Dedi Darwis terkait pemanfaatan perhitungan SVM untuk membedah opini dalam informasi *Twitter* terkait Komisi Pemberantasan Korupsi Republik Indonesia. Riset ini mencakup 2000 informasi hasil *Twitter Crawling*. Eksekusi perhitungan SVM pada penelitian ini menghasilkan tingkat akurasi sebesar 82%. Pada hasil pemeriksaan terdapat 77% sentimen negatif, 8% sentimen positif, dan 25% sentimen netral [23].

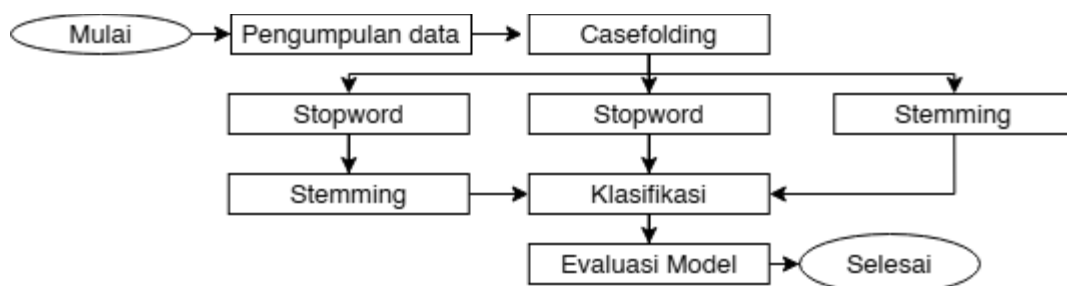
Penelitian lebih lanjut yang dilakukan Aulia Rahman Isnain terhadap penelusuran opini masyarakat terhadap strategi *lockdown* yang dilakukan Pemprov DKI Jakarta menggunakan perhitungan SVM. Pemeriksaan ini menggunakan informasi yang didapat dari platform *Twitter* dengan menggunakan kata kunci #Lockdownjakarta, #Karantina Daerah, dan #PSBB. Teknik SVM diimplementasikan dalam penelitian ini untuk mengkarakterisasi tanggapan terhadap strategi pemerintah Jakarta. Hasil penelitian menunjukkan nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* masing-masing sebesar 74%, 75%, 92%, dan 83% [24].

Penelitian M. Nurul menyelidiki pemeriksaan sentimen terhadap aplikasi Gojek dengan menggunakan strategi *Support Vector Machine* (SVM) dan *K Nearest Neighbor* (KNN). Kajian ini memikirkan tentang sentimen terhadap aplikasi Gojek yang memanfaatkan *Support Vector Machine* (SVM) dan *K Nearest Neighbor* (KNN). Hasil pengujian menunjukkan bahwa SVM secara fundamental lebih baik dibandingkan KNN dalam membedah sentimen pengguna aplikasi Gojek, mencapai akurasi, presisi dan *recall* masing-masing sebesar 87,98%, 88,55% dan 95,43% [25].

Berdasarkan masalah dan penelitian yang telah dijabarkan di atas, penelitian ini bertujuan untuk menganalisa ulasan masyarakat Indonesia di media sosial terkait konflik Israel dan Palestina. Penelitian ini akan menggunakan algoritma SVM dengan beberapa skenario pemrosesan teks.

II. METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini terdapat beberapa tahapan yang dilakukan, tahapan penelitian dapat dilihat pada gambar berikut:



Gambar. 1. Tahapan Penelitian

A. Pengumpulan Data

Pengumpulan data pada penelitian ini diperoleh melalui kolom komentar dari platform *YouTube* dengan teknik *Web Scraping*. *Web Scraping* merupakan sebuah proses untuk mendapatkan dokumen semi-terstruktur dari website

maupun Internet, pada umumnya laman web menggunakan bahasa markup seperti *Hyper Text Markup Language* (HTML), kemudian dokumen yang didapat dilakukan analisis untuk mengekstraksi data yang dapat dimanfaatkan untuk konteks lain [26]. Proses ini menghasilkan data komentar sebanyak 8276. Setelah mendapatkan data mentah, selanjutnya peneliti melakukan pelabelan data menjadi kategori negatif dan positif secara manual. Dari hasil pelabelan diperoleh data komentar positif sebanyak 400 dan data komentar negatif sebanyak 100, yang selanjutnya diproses pada tahap *preprocessing*.

B. Preprocessing

Preprocessing data adalah tahap persiapan data yang bertujuan untuk memudahkan pengolahan dan analisis data. Proses *preprocessing* dilakukan untuk membersihkan data dari gangguan (*noise*), mengurangi dimensi data, serta membuat data lebih terstruktur [27]. Terdapat beberapa teknik *preprocessing* data antara lain, *casefolding* diterapkan untuk mengubah semua karakter yang ada menjadi bentuk yang sama, contohnya “The” dan “THE” akan dianggap sama. *Stopword* diterapkan untuk menghilangkan kata-kata yang tidak penting, data dihilangkan dengan pendekatan (*bag of words*) salah satu contoh *stopword* adalah kata hubung. Terakhir mengubah kata yang memiliki imbuhan menjadi kata dasar disebut dengan teknik *Stemming*.

Penelitian ini melibatkan tiga skenario tahapan *preprocessing* yang berbeda. Skenario pertama yang selanjutnya disebut sebagai Skema 1 melibatkan tiga langkah *preprocessing*, yaitu perubahan huruf menjadi huruf kecil (*casefolding*), penghapusan kata-kata umum (*stopword removal*), dan pemangkasan akar kata (*stemming*). Skenario kedua (Skema 2) hanya menggunakan dua langkah *preprocessing*, yaitu *casefolding* dan *stopword*, sedangkan skenario ketiga (Skema 3) meliputi urutan langkah *preprocessing* diantaranya *casefolding* dan *stemming*.

C. Pembobotan TF-IDF

Setelah proses *preprocessing* data komentar dilakukan, tahap selanjutnya adalah pemisahan elemen kata menggunakan teknik *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF). TF-IDF adalah prosedur pembobotan yang menghitung pengulangan peristiwa kata di setiap dokumen (TF) dan pengulangan peristiwa kata di seluruh korpus catatan (IDF). Pendekatan pembobotan TF-IDF berencana untuk mengurangi variasi dalam rekor panjang untuk mendapatkan ukuran yang dapat diandalkan [28].

D. Klasifikasi Menggunakan Support Vector Machine (SVM)

Setelah tahap pembobotan TF-IDF selesai, tahap selanjutnya dalam penelitian ini adalah melakukan penataan dengan menggunakan strategi *Support Vector Machine* (SVM). SVM merupakan perhitungan AI yang sering digunakan untuk pelaksanaan klasifikasi. Model SVM akan memanfaatkan vektor TF-IDF yang dihasilkan sebagai elemen untuk mengisolasi kelas komentar positif dan negatif terhadap Palestina. Proses persiapan model SVM dilakukan dengan informasi yang telah diproses sebelumnya dan diwakili oleh vektor TF-IDF.

E. Evaluasi Model

Evaluasi presentasi model SVM diarahkan untuk menilai kapasitasnya dalam mengkarakterisasi pernyataan positif atau negatif terkait dengan keadaan Palestina. Beberapa pengukuran penilaian yang umum digunakan mencakup akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Akurasi memberikan gambaran tentang seberapa baik model dapat secara akurat mengkarakterisasi pernyataan secara umum. Akurasi menunjukkan tingkat ketepatan model dalam mengkarakterisasi pernyataan tertentu atau negatif, sementara *recall* memperkirakan kapasitas model untuk mengenali semua pernyataan positif dan negatif yang penting.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Skema 1

Berdasarkan pengujian yang dilakukan menggunakan algoritma SVM dengan tahap *preprocessing* menggunakan *casefolding*, *stopword* dan *stemming* dapat dilihat pada tabel 1.

TABEL I
HASIL SKEMA 1

	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negative	0.93	0.78	0.85	18
Positive	0.95	0.99	0.97	82
Accuracy			0.95	100
Macro Avg	0.94	0.88	0.91	100
Weighted Avg	0.95	0.95	0.95	100

Dalam hasil pengujian *Support Vector Machine* (SVM) untuk klasifikasi ulasan setelah melalui tahapan

preprocessing, terlihat bahwa model tersebut mencapai tingkat akurasi yang cukup tinggi sebesar 95%. Hasil ini mengindikasikan kemampuan SVM dalam mengklasifikasikan ulasan dengan tingkat keakuratan yang tinggi. Fokus pada presisi menunjukkan bahwa model memiliki presisi sebesar 93% untuk kategori ulasan negatif dan 95% untuk kategori ulasan positif. Presisi yang tinggi pada kedua kategori ini menunjukkan bahwa ketika model mengklasifikasikan ulasan sebagai negatif atau positif, kemungkinan besar klasifikasinya benar.

Namun, perlu dicatat bahwa *recall* untuk ulasan negatif (78%) lebih rendah dibandingkan dengan ulasan positif (99%). *Recall* yang rendah pada ulasan negatif menunjukkan bahwa model memiliki kecenderungan untuk mengabaikan beberapa ulasan negatif yang sebenarnya, sehingga dapat menghasilkan *false negative*. Meskipun presisi tinggi menandakan bahwa ketika model mengklasifikasikan ulasan sebagai negatif, kemungkinan besar benar, namun rendahnya *recall* dapat mengindikasikan bahwa sebagian ulasan negatif tidak terdeteksi oleh model.

Dalam menggabungkan presisi dan *recall*, *F1-score* sebesar 85% untuk ulasan negatif dan 97% untuk ulasan positif mencerminkan keseimbangan antara keduanya. Oleh karena itu, hasil ini dapat dianggap sebagai indikator yang baik untuk kinerja keseluruhan model SVM dalam tugas klasifikasi ulasan setelah melalui tahapan *preprocessing*. Namun, perlu dilakukan evaluasi lebih lanjut untuk memahami dan mengatasi tantangan yang mungkin muncul terutama terkait dengan *recall* pada ulasan negatif guna meningkatkan kinerja model secara keseluruhan.

B. Skema 2

Berdasarkan pengujian yang dilakukan menggunakan algoritma SVM dengan tahap *preprocessing* menggunakan *casefolding* dan *stopword* dapat dilihat pada tabel 2.

TABEL II
HASIL SKEMA 2

	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negative	0.89	0.81	0.85	21
Positive	0.95	0.97	0.96	79
Accuracy			0.94	100
Macro Avg	0.92	0.89	0.91	100
Weighted Avg	0.94	0.94	0.94	100

Dalam hasil pengujian *Support Vector Machine* (SVM) untuk klasifikasi ulasan setelah tahapan *preprocessing* dengan *casefolding* dan *stopword removal*, dapat diamati bahwa model ini mencapai tingkat akurasi yang sangat baik, yaitu 94%. Akurasi yang tinggi menunjukkan kemampuan model dalam mengklasifikasikan ulasan dengan benar secara keseluruhan.

Menyoroti presisi, terlihat bahwa presisi untuk ulasan negatif adalah 89%, sedangkan untuk ulasan positif adalah 95%. Hal ini mengindikasikan bahwa ketika model mengklasifikasikan ulasan sebagai negatif atau positif, sebagian besar klasifikasinya benar. Namun, presisi yang lebih rendah untuk ulasan negatif dibandingkan dengan ulasan positif menandakan bahwa ada risiko *false positives* dalam klasifikasi ulasan negatif.

Recall, yang mengukur kemampuan model untuk menangkap semua *instance* dari suatu kelas, adalah 81% untuk ulasan negatif dan 97% untuk ulasan positif. *Recall* yang rendah untuk ulasan negatif menunjukkan bahwa model mungkin melewatkan beberapa ulasan negatif, sehingga dapat terjadi *false negative*.

F1-score, yang menggabungkan presisi dan *recall*, memberikan nilai sebesar 85% untuk ulasan negatif dan 96% untuk ulasan positif. Keduanya mencerminkan keseimbangan antara kemampuan model dalam mengidentifikasi *instance* dari kelas tertentu dan menjaga tingkat presisi.

Secara keseluruhan, hasil evaluasi model SVM menunjukkan kinerja yang baik, terutama dalam klasifikasi ulasan positif. Meskipun terdapat beberapa area di mana model dapat ditingkatkan, seperti *recall* untuk ulasan negatif, hasil ini memberikan gambaran positif tentang kemampuan model dalam mengklasifikasikan ulasan setelah melalui tahapan *preprocessing* tertentu.

C. Skema 3

Berdasarkan pengujian yang dilakukan menggunakan algoritma SVM dengan tahap preprocessing menggunakan *casefolding* dan *stemming* dapat dilihat pada tabel 3.

TABEL III
 HASIL SKEMA 3

	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negative	0.95	0.91	0.93	22
Positive	0.97	0.99	0.98	78
Accuracy			0.97	100
Macro Avg	0.96	0.95	0.96	100
Weighted Avg	0.97	0.97	0.97	100

Dalam hasil pengujian *Support Vector Machine* (SVM) untuk klasifikasi ulasan setelah melalui tahapan *preprocessing* dengan *casefolding* dan *stemming*, dapat disimpulkan bahwa model ini mencapai kinerja yang sangat baik dengan tingkat akurasi sebesar 97%. Akurasi yang tinggi menunjukkan kemampuan model dalam melakukan klasifikasi ulasan dengan presisi yang baik secara keseluruhan.

Dari segi presisi, terlihat bahwa presisi untuk ulasan negatif dan positif masing-masing adalah 95% dan 97%. Presisi yang tinggi menunjukkan bahwa ketika model mengklasifikasikan ulasan sebagai negatif atau positif, sebagian besar klasifikasinya benar. Tingginya presisi untuk keduanya menandakan bahwa model cenderung menghasilkan sedikit *false positives* dalam klasifikasi ulasan.

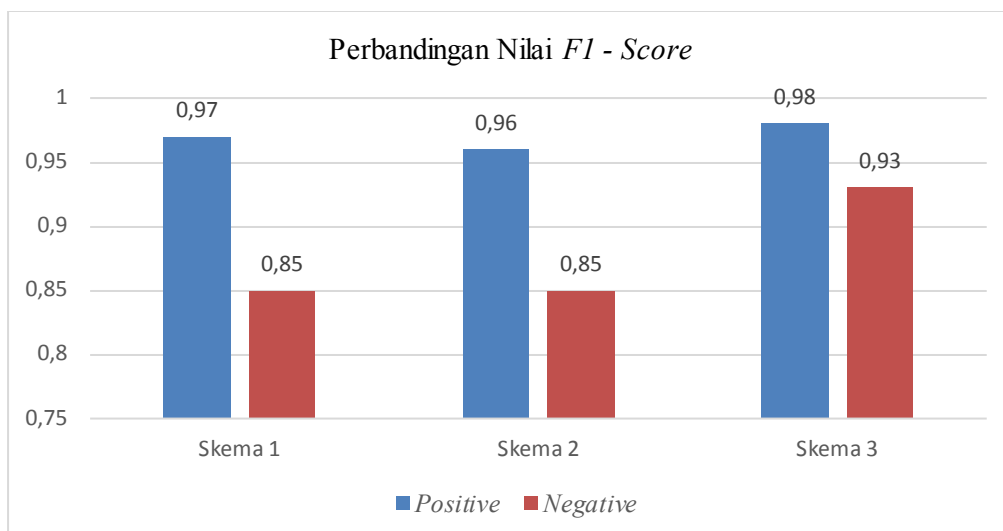
Recall, yang mengukur kemampuan model untuk menangkap semua *instance* dari suatu kelas, adalah 91% untuk ulasan negatif dan 99% untuk ulasan positif. Tingginya *recall*, terutama untuk ulasan positif, menandakan bahwa model cenderung tidak melewatkan banyak ulasan yang sebenarnya termasuk dalam kelas tersebut.

F1-score, yang merupakan gabungan antara presisi dan *recall*, menunjukkan nilai sebesar 93% untuk ulasan negatif dan 98% untuk ulasan positif. Kedua nilai ini menunjukkan keseimbangan yang baik antara kemampuan model dalam mengidentifikasi *instance* dari kelas tertentu dan mempertahankan tingkat presisi yang tinggi.

Secara keseluruhan, hasil evaluasi model SVM menunjukkan kinerja yang sangat baik, terutama dalam klasifikasi ulasan positif. Meskipun akurasi yang tinggi adalah indikator positif, penting untuk tetap mempertimbangkan presisi, *recall*, dan *F1-score* untuk memahami kinerja model secara holistik. Penerapan tahapan *preprocessing* dengan *casefolding* dan *stemming* juga tampak memberikan kontribusi positif terhadap kinerja model ini. Evaluasi lebih lanjut dan validasi menggunakan dataset yang lebih luas dapat memberikan wawasan tambahan terkait kehandalan model ini dalam tugas klasifikasi ulasan.

D. Perbandingan Seluruh Skema Pengujian

Dari hasil klasifikasi yang telah dilakukan menggunakan tiga skema, dilakukan perbandingan berdasarkan nilai *F1-Score* dari ketiga skema. *F1-score* dipilih untuk perbandingan dari ketiga skema karena menggabungkan presisi dan *recall*, memberikan gambaran holistik tentang kemampuan model dalam mengklasifikasikan ulasan positif dan negatif. Keputusan ini didasarkan pada kebutuhan untuk mengukur sejauh mana model mampu memberikan hasil yang seimbang antara identifikasi ulasan yang sebenarnya positif atau negatif. Berikut diagram perbandingan dari



Gambar. 2. Diagram Perbandingan Nilai *F1-Score*

ketiga skema yang dilakukan:

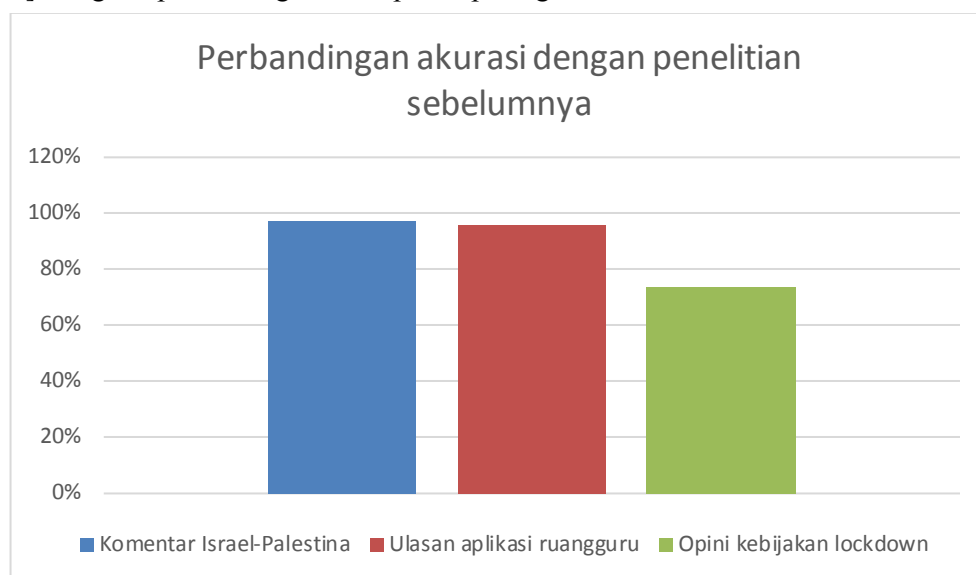
Diagram perbandingan yang disajikan pada gambar 2, merupakan hasil pengujian berdasarkan tiga skema yang berbeda. Perbedaan dari ketiga skema tersebut terletak pada tahap *preprocessing* yang digunakan. Dari pandangan keseluruhan, terlihat perbedaan nilai *F1-Score* antara skema 1, 2, dan 3. Skema 1 didapat nilai *F1-Score* 0,97 pada sentimen positif dan 0,85 pada sentimen negatif. Pada skema 2 didapat nilai *F1-Score* 0,96 pada sentimen positif dan 0,85 pada sentimen negatif. Kemudian, pada skema 3 didapat hasil nilai *F1-Score* 0,98 pada sentimen positif dan 0,93 pada sentimen negatif.

Melalui pola perbandingan diagram yang terlihat, dapat diketahui bahwa ketiga skema dapat mengklasifikasikan ulasan positif dengan baik berdasarkan nilai *F1-Score* sedangkan untuk ulasan negatif skema 3 adalah skema yang paling baik karena hasil *preprocessing* yang menggunakan skema 3 lebih dapat dikenali, dimana kata-kata dalam data yang mempengaruhi sentimen tidak dihilangkan dan hanya dikembalikan ke bentuk kata dasar sehingga nilai keakuratan menjadi lebih baik. Sedangkan untuk skema 1 dan skema 2 memiliki nilai *F1-Score* yang sama namun lebih rendah dari skema 3, ini disebabkan pada tahap *preprocessing* pada skema 1 data negatif yang digunakan banyak yang termasuk *stopword* dan *stemming* sehingga banyak kata dalam data yang hilang dan mengakibatkan data ulasan negatif menjadi lebih sulit dikenali dan nilai keakuratan menjadi lebih rendah. Sebagai Contoh, teks “Tikus got ngumpet terus” yang setelah dilakukan tahap *stopword* dan *stemming* menjadi “tikus got ngumpet”. Teks tersebut diklasifikasikan sebagai sentimen positif dimana sebenarnya teks tersebut adalah sentimen negatif ini disebabkan karena kata “terus” dihilangkan pada saat proses *stopword*.

Serupa dengan skema 1, pada skema 2 masih terdapat banyak kata dalam data yang hilang dan mengakibatkan data ulasan negatif menjadi lebih sulit dikenali dan nilai keakuratan menjadi lebih rendah. Contohnya, teks “Hamis harusnya jangan bikin markas terowongan bawah tanah di bawah rumah sakit dan mesjid. Memang tujuannya pasti itu paling aman jika digunakan sbg markas, celaknya malah dibombardir, yg cilakaduabelas rakyat palestina” yang setelah di *stopword* menjadi “hamis bikin markas terowongan tanah rumah sakit mesjid. tujuannya aman sbg markas, celaknya dibombardir, yg cilakaduabelas rakyat palestina”. Teks tersebut diklasifikasikan menjadi positif yang dimana kalimat tersebut merupakan sentimen negatif. Ini disebabkan hilangnya kata larangan yang menjadi acuan sentimen negatif terkena *stopword* yaitu kata “jangan”.

Dari hasil perbandingan, skema yang tidak menerapkan *stopword* dalam pra-pemrosesan teks mendapatkan akurasi yang lebih baik daripada yang menerapkan *stopword*. Ini terjadi karena data yang digunakan adalah data komentar dari *YouTube* yang banyak mengandung kata-kata tidak baku. *Stopword* biasanya mencakup kata-kata umum yang tidak memberikan informasi penting dalam analisis teks. Dikarenakan data komentar *YouTube* mengandung kata-kata tidak baku yang penting, penghapusan *stopword* dapat membuat model SVM kehilangan informasi penting dan hasil klasifikasinya menjadi kurang baik.

Hasil penelitian ini juga dapat dibandingkan dengan hasil penelitian terdahulu yang menggunakan SVM dengan data sentimen yang berbeda. Misalnya penelitian terkait analisis sentimen menggunakan data ulasan aplikasi ruangguru [21] dan menggunakan data opini masyarakat terhadap strategi lockdown yang dilakukan Pemerintah DKI Jakarta [24]. Diagram perbandingan ditampilkan pada gambar 3.



Gambar. 3. Diagram Perbandingan Nilai *F1-Score*

Dari hasil perbandingan akurasi dengan penelitian sebelumnya klasifikasi dengan menggunakan SVM pada data komentar Palestina yang tidak menerapkan *stopword removal* pada pra-pemrosesan teks memiliki akurasi yang tinggi yaitu 97%. Kemudian pada data ulasan aplikasi Ruangguru yang menerapkan proses *stopword removal* mencapai akurasi 96,01%, penghapusan *stopword* tidak memberikan peningkatan signifikan. Sementara itu, pada data opini lockdown (74% akurasi) yang juga menerapkan *stopwords removal*, mengakibatkan hilangnya informasi penting dan menurunkan akurasi klasifikasi.

Dari hasil perbandingan ketiga skema dan penelitian terdahulu, penelitian ini mendapatkan temuan bahwa *text preprocessing* sangat berpengaruh terhadap hasil klasifikasi teks ulasan atau komentar menggunakan SVM. Penelitian ini dapat dilanjutkan dengan menerapkan skenario *text preprocessing* yang lebih kompleks dan diimplementasikan pada data dengan konteks yang berbeda.

IV. KESIMPULAN

Penelitian telah menunjukkan bahwa analisis sentimen terhadap ulasan masyarakat Indonesia di media sosial tentang konflik Israel dan Palestina, yang dilakukan dengan algoritma Support Vector Machine (SVM) dan tiga skema preprocessing yang berbeda, memberikan pengaruh signifikan terhadap hasil analisis sentimen tersebut. Skema 3, yang melibatkan proses casefolding dan stemming, menunjukkan hasil yang paling baik. Dalam penelitian ini, skema 3 berhasil mencapai akurasi sebesar 97% dan F1-Score 93% untuk ulasan negatif, serta F1-Score 93% untuk ulasan positif. Hal ini menunjukkan bahwa skema 3 sangat efektif dalam mengklasifikasikan ulasan negatif dan positif dengan akurat. Sementara itu, skema 1 dan 2 menunjukkan performa yang lebih rendah. Banyak kata penting yang hilang dalam proses *preprocessing* pada kedua skema ini, yang membuat ulasan negatif menjadi lebih sulit untuk dikenali. Hal ini berdampak pada penurunan nilai F1-Score untuk ulasan negatif pada kedua skema tersebut. Penelitian ini juga menemukan bahwa *stopword removal* sangat berdampak terhadap hasil dari SVM ketika menggunakan data komentar yang mengandung kata tidak baku.

Namun, meskipun hasil penelitian ini sangat memuaskan, masih diperlukan evaluasi lebih lanjut dan validasi menggunakan dataset yang lebih luas untuk meningkatkan efektivitas model. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk meningkatkan jumlah data, melakukan eksperimen dengan parameter SVM yang lebih mendalam, dan menerapkan metode-metode *preprocessing* yang lebih variatif. Dengan demikian, penelitian ini membuka jalan untuk peningkatan lebih lanjut dalam analisis sentimen, khususnya dalam konteks ulasan masyarakat Indonesia di media sosial tentang konflik Israel dan Palestina. Diharapkan, penelitian ini dapat memberikan kontribusi positif dalam bidang ini dan membantu dalam pengembangan model analisis sentimen yang lebih akurat dan efektif di masa depan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. S. Mamad, J. S. Putra, R. Saaulia, and S. Adnis, "Yasser Arafat dan Konflik Palestina-Israel (Tinjauan Sejarah)," *Khazanah: Jurnal Sejarah dan Kebudayaan Islam*, pp. 1–13, Jun. 2020, doi: 10.15548/khazanah.v0i0.190.
- [2] S. Widagdo and R. Kurniati, "Prinsip Responsibility to Protect (R2P) dalam Konflik Israel-Palestina: Bagaimana Sikap Indonesia?," *Arena Hukum*, vol. 14, no. 2, pp. 314–327, Aug. 2021, doi: 10.21776/ub.arenahukum.2021.01402.6.
- [3] A. Syari'ah, N. Nabilah, and R. Wijayanti, "Kekejaman Israel terhadap Rakyat Palestina: Telaah Berita-berita Cnn Indonesia Tahun 2019-2021," *Dinamika Sosial: Jurnal Pendidikan Ilmu Pengetahuan Sosial*, vol. 1, no. 1, pp. 58–80, 2022, [Online]. Available: <http://urj.uin-malang.ac.id/index.php/dsjpips>
- [4] Alfons Yoshio Hartanto, "Membandingkan Korban dari Sisi Israel dan Palestina Sejak 2008," tirto.id.
- [5] I. Izzulsyah, A. Nur Hidayah, Radika, and L. Saputra, "Analisis Penggunaan Media Sosial di Masa Pandemi (Analysis of Social Media Use During Pandemic)," *Jurnal Fraction*, vol. 2, no. 1, p. 21, 2022.
- [6] A. Hermawansyah and A. R. Pratama, "Analisis Profil dan Karakteristik Pengguna Media Sosial di Indonesia dengan Metode EFA dan MCA," *Techno.COM*, vol. 20, no. 1, pp. 69–82, 2021.
- [7] H. Ramanizar, A. Fajri, R. Binsar Sinaga, H. Mubarak, A. D. Pangestu, and D. S. Prasvita, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter terhadap Konflik antara Palestina dan Israel Menggunakan Metode Naïve Bayesian Classification dan Support Vector Machine," *Seminar Nasional Mahasiswa Ilmu Komputer dan Aplikasinya (SENAMIKA) Jakarta-Indonesia*, 2021.
- [8] I. Afdhal, R. Kurniawan, I. Iskandar, R. Salambue, E. Budianita, and F. Syafria, "Penerapan Algoritma Random Forest untuk Analisis Sentimen Komentar di Youtube tentang Islamofobia," *Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi*, vol. 5, no. 1, 2022.
- [9] G. Xu, Y. Meng, X. Qiu, Z. Yu, and X. Wu, "Sentiment Analysis of Comment Texts Based on BiLSTM," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 51522–51532, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2909919.
- [10] Bhowmik, Sima, and J. Fisher, "Framing the Israel-Palestine Conflict 2021: Investigation of CNN's Coverage from a Cease Journalism Perspective," *Media Cult Soc*, no. 45, pp. 1019–1035, 2023.
- [11] A. Firdaus and W. I. Firdaus, "Text Mining dan Pola Algoritma dalam Penyelesaian Masalah Informasi: (Sebuah Ulasan)," *Jurnal JUPITER*, vol. 13, no. 1, p. 66, 2021.
- [12] F. Fathonah and A. Herliana, "Penerapan Text Mining Analisis Sentimen Mengenai Vaksin COVID-19 Menggunakan Metode Naïve Bayes," *Jurnal Sains dan Informatika*, vol. 7, no. 2, pp. 155–164, Dec. 2021, doi: 10.34128/jsi.v7i2.331.
- [13] A. Bagus Sasmita, B. Rahayudi, and L. Muflikhah, "Analisis Sentimen Komentar pada Media Sosial Twitter tentang PPKM COVID-19 di Indonesia dengan Metode Naïve Bayes," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 6, no. 3, pp. 1208–1214, 2022, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [14] P. Arsi and R. Waluyo, "Analisis Sentimen Wacana Pemindehan Ibu Kota Indonesia Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM)," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIIK)*, vol. 8, no. 1, pp. 147–156, 2021, doi: 10.25126/jtiik.202183944.

- [15] Z. Alhaq, A. Mustopa, S. Mulyatun, and J. D. Santoso, "Penerapan Metode Support Vector Machine untuk Analisis Sentimen Pengguna Twitter," *JOISM: JOURNAL OF INFORMATION SYSTEM MANAGEMENT*, vol. 3, no. 1, pp. 16–21, 2021.
- [16] Q. Jiangtao, L. Zhangxi, and S. Qinghong, "Investigating the Opinions Distribution in the Controversy on Social Media," *InfSci (NY)*, vol. 489, pp. 274–288, 2019.
- [17] N. Chand, P. Mishra, C. R. Krishna, E. S. Pilli, and M. C. Govil, "A Comparative Analysis of SVM and its Stacking with other Classification Algorithm for Intrusion Detection intrusion detection," in *Proceedings - 2016 International Conference on Advances in Computing, Communication and Automation, ICACCA 2016*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Sep. 2016. doi: 10.1109/ICACCA.2016.7578859.
- [18] R. Resmiati and T. Arifin, "Klasifikasi Pasien Kanker Payudara Menggunakan Metode Support Vector Machine dengan Backward Elimination," *SISTEMASI: Jurnal Sistem Informasi*, vol. 10, no. 2, pp. 381–393, 2021, [Online]. Available: <http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>
- [19] S. Khairunnisa, Adiwijaya, and S. Al Faraby, "Pengaruh Text Preprocessing Terhadap Analisis Sentimen Komentar Masyarakat pada Media Sosial Twitter (Studi Kasus Pandemi COVID-19)," *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, vol. 5, no. 2, pp. 406–414, Apr. 2021, doi: 10.30865/mib.v5i2.2835.
- [20] R. Y. Goh and L. S. Lee, "Credit Scoring: A Review on Support Vector Machines and Metaheuristic Approaches," *Advances in Operations Research*, vol. 2019, 2019, doi: 10.1155/2019/1974794.
- [21] E. Fitri, Y. Yuliani, S. Rosyida, and W. Gata, "Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Ruangguru Menggunakan Algoritma Naive Bayes, Random Forest, dan Support Vector Machine," *TRANSFORMATIKA*, vol. 18, no. 1, pp. 71–80, 2020, [Online]. Available: www.nusamandiri.ac.id.
- [22] R. Thaniket, Kusri, and E. Taufik Luthf, "Prediksi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *JURNAL FATEKSA: Jurnal Teknologi dan Rekayasa*, vol. 5, no. 2, 2020.
- [23] D. Darwis, E. Shintya Pratiwi, and O. A. Ferico Pasaribu, "Penerapan Algoritma SVM untuk Analisis Sentimen pada Data Twitter Komisi Pemberantasan Korupsi Republik Indonesia," *Jurnal Ilmiah Educat*, vol. 7, no. 1, 2020.
- [24] A. Rahman Isnain, A. Indra Sakti, D. Alita, and N. Satya Marga, "Sentimen Analisis Publik Terhadap Kebijakan Lockdown Pemerintah Jakarta menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM)," *JDMISI*, vol. 2, no. 1, pp. 31–37, 2021, [Online]. Available: <https://t.co/NfhnmJtXw>
- [25] M. N. Muttaqin and I. Kharisudin, "Analisis Sentimen pada Ulasan Aplikasi Gojek menggunakan Metode Support Vector Machine dan K-Nearest Neighbor," *UNNES Journal of Mathematics*, vol. 10, no. 2, pp. 22–27, 2021, [Online]. Available: <http://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/ujm>
- [26] U. Mufidah and M. Siahaan, "Perancangan Aplikasi Perbandingan Harga Produk (Historical Data) dengan Teknik Scraping Web," *Pusdansi.org*, vol. 1, no. 1, pp. 1–13, 2021.
- [27] M. B. A. Darmawan, F. Dewanta, and S. Astuti, "Analisis Perbandingan Algoritma Decision Tree, Random Forest, dan Naive Bayes untuk Prediksi Banjir di Desa Dayeuhkolot," *TELKA*, vol. 9, no. 1, pp. 52–61, 2023.
- [28] M. Astiningrum, K. S. Batubulan, and L. A. Sias, "Implementasi Analisis Sentimen Twitter Mengenai Opini Masyarakat terhadap RKUHP Tahun 2019," *SEMINAR INFORMATIKA APLIKATIF POLINEMA (SIAP)*, 2020.