

Implementasi Algoritma *Support Vector Machine* (SVM) pada Pengklasifikasian Sentimen Warganet terhadap Juru Parkir Liar

Implementation of the Support Vector Machine (SVM) Algorithm in Classifying Netizen Sentiments towards Illegal Parking Attendants

Madyana Patasik^{a,1,*}, Santi^{b,2}, Muhardi^{a,3}, Thabrani R^{a,4}, dan Husain T^{b,5}

^a Teknik Informatika, Universitas Dipa Makassar, Makassar, Indonesia

^b Magister Informatika, Universitas Dipa Makassar, Makassar, Indonesia

¹madyanapatasik@undipa.ac.id; ²santi@undipa.ac.id; ³muhardi23dipa@undipa.ac.id;

⁴thabrani@undipa.ac.id; ⁵husain@undipa.ac.id

*corresponding author

Informasi Artikel	ABSTRAK
<p>Diserahkan : 23 Agustus 2025 Diterima : 27 Agustus 2025 Direvisi : 4 September 2025 Diterbitkan : 8 September 2025</p> <p>Kata Kunci: klasifikasi sentimen juru parkir liar <i>Support Vector Machine</i> (SVM)</p> <p>Keywords: classification sentiment illegal Parking Attendants <i>Support Vector Machine</i> (SVM)</p> <p>This is an open access article under the CC-BY-SA license.</p> 	<p>Juru parkir liar dapat dengan mudah ditemukan di Kota Makassar dan keberadaannya ini sering meresahkan warga. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan sentimen negatif warganet terhadap juru parkir liar tersebut. Dengan menggunakan algoritma <i>Support Vector Machine</i> (SVM), dari 200 data yang dikumpulkan melalui kuesioner daring, 80% (160 responden) digunakan untuk data latih dan 20% (40 responden) untuk data uji. Hasil menunjukkan bahwa model SVM berhasil mengklasifikasikan sentimen, negatif (70% atau 28 responden) dan tidak negatif (30% atau 12 responden) dari 40 data uji dengan tingkat akurasi sebesar 95%, <i>precision</i> 1.00, <i>recall</i> 1.00, dan <i>F1-score</i> 1.00 untuk kelas/label “positif” (sentimen negatif), <i>precision</i> 0.83, <i>recall</i> 0.83, dan <i>F1-score</i> 0.91 untuk kelas/label “negatif” (sentimen tidak negatif). Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa penelitian ini membuktikan efektivitas algoritma SVM dalam mengklasifikasikan sentimen terhadap juru parkir liar. Hasil yang diperoleh dapat menjadi bahan pertimbangan pihak berwenang dalam menertibkan kota, terutama area sekitar pertokoan atau pusat perbelanjaan.</p> <p>ABSTRACT</p> <p><i>Illegal parking attendants can easily be found in Makassar City and their presence often disturbs residents. Therefore, this study aims to classify netizens' negative sentiments towards these illegal parking attendants. Using the Support Vector Machine (SVM) algorithm, from 200 data collected through an online questionnaire, 80% (160 respondents) were used for training data and 20% (40 respondents) for testing data. The results show that the SVM model successfully classifies sentiments, negative (70% or 28 respondents) and non-negative (30% or 12 respondents) from 40 test data with an accuracy rate of 95%, precision 1.00, recall 1.00, and F1-score 1.00 for the "positive" class/label (negative sentiment), precision 0.83, recall 0.83, and F1-score 0.91 for the "negative" class/label (non-negative sentiment). Thus, it can be concluded that this study demonstrates the effectiveness of the SVM algorithm in classifying sentiment toward illegal parking attendants. The results can be used by authorities to regulate cities, particularly around shopping centers.</i></p>

I. Pendahuluan

Perkembangan teknologi informasi (IT) telah mengalami transformasi besar dari penemuan komputer hingga internet, perangkat lunak canggih, dan teknologi *mobile*. Inovasi seperti *artificial intelligence* (AI), *big data*, *Internet of Things* (IoT), dan *cloud computing* telah merevolusi cara kita menyimpan dan mengakses informasi. Seiring dengan kemajuan IT, mobilitas masyarakat di era modern semakin tinggi seiring dengan meningkatnya jumlah kendaraan pribadi. Hal ini tak jarang memicu permasalahan parkir, terutama di kawasan perkotaan yang padat. Kurangnya tempat parkir resmi dan sistem pengelolaan parkir yang belum optimal menjadi faktor utama munculnya juru parkir liar [1]. Kehadiran juru parkir liar sering kali menimbulkan keresahan di kalangan masyarakat karena berbagai tindakan yang merugikan, seperti penarikan tarif parkir [2] yang tidak resmi dan keamanan yang tidak terjamin sehingga menimbulkan sentimen negatif. Fenomena ini memerlukan perhatian khusus untuk mengurangi dampak negatif yang ditimbulkan dan mencari solusi yang tepat bagi masalah parkir di perkotaan [3].

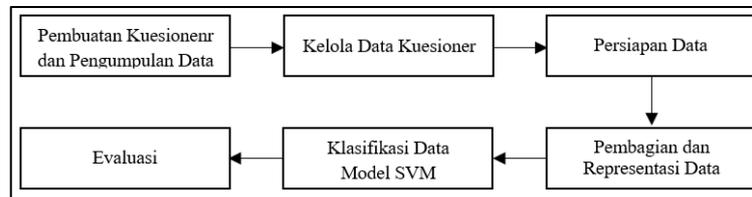
Di beberapa penelitian ditemukan bahwa penggunaan algoritma sangat efektif dalam menyelesaikan suatu kasus, seperti pendeteksian objek [4], pencocokan *string* [5], klasterisasi [6], pengklasifikasian [7] dan masih banyak lagi lainnya. Algoritma SVM merupakan salah satu algoritma yang paling sering digunakan karena memiliki performa baik, akurat dan efektif, seperti halnya dalam klasifikasi sentimen [8-9], terutama dalam skenario yang memerlukan pemisahan yang jelas antara sentimen positif, negatif, dan netral [10]. Dalam aplikasi algoritma SVM, proses ini mencakup beberapa tahapan, seperti pengumpulan data (misalnya melalui media sosial), *preprocessing* teks (termasuk *case folding*, *tokenizing*, dan *stopword removal*), pembobotan menggunakan metode seperti TF-IDF, dan seleksi fitur [11]. Algoritma SVM bekerja dengan menciptakan *hyperplane* yang memisahkan data berdasarkan sentimen yang dilabelkan, menghasilkan akurasi tinggi di berbagai penelitian serupa, misalnya pada opini masyarakat terkait pemilu atau kebijakan *public* [12]. Penelitian lain yang menggunakan data Twitter, algoritma SVM berhasil mencapai *accuracy* 87%, *precision* 86%, *recall* 95%, *error rate* 13%, dan *F1-score* 90% [13]. Studi ini menerapkan teknik *preprocessing* seperti tokenisasi dan menggunakan algoritma SVM dengan kernel linear untuk mengklasifikasikan sentimen *tweet* yang berhubungan dengan kedua perusahaan tersebut.

Namun demikian, penelitian-penelitian tersebut umumnya berfokus pada analisis sentimen dalam konteks layanan publik, politik, maupun perusahaan, sementara topik mengenai sentimen masyarakat terhadap fenomena sosial perkotaan seperti juru parkir liar masih jarang diteliti. Padahal, isu ini erat kaitannya dengan kenyamanan publik dan tata kelola kota yang berkelanjutan. Kesenjangan penelitian (*research gap*) inilah yang melatarbelakangi pentingnya studi ini.

Oleh karena itu, berdasarkan uraian di atas, maka tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengklasifikasikan sentimen warganet terhadap juru parkir liar dengan menggunakan algoritma SVM. Hasil dari penelitian ini, diharapkan nantinya membantu pihak berwenang dalam merumuskan strategi untuk mengatasi masalah parkir liar sehingga tatanan kota lebih teratur. Misalnya, dengan menyediakan area bagi kendaraan untuk berhenti, dan menjadikan tempat parkir sebagai elemen penting dalam sistem transportasi [14].

II. Metode

Penelitian ini bersifat kuantitatif yang berfokus pada pengklasifikasian sentimen warganet terhadap juru parkir liar. Data yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari kuesioner (*google form*) yang dibagikan kepada warganet yang berdomisili di Kota Makassar. Adapun tahapan-tahapan dari implementasi algoritma SVM dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Blok Diagram Tahapan Implementasi Algoritma SVM

A. Pembuatan Kuesioner dan Pengumpulan Data

Data penelitian diperoleh melalui kuesioner daring yang dirancang untuk menggali opini warganet terkait tiga aspek utama juru parkir liar, yaitu biaya, keamanan, dan kinerja (dapat dilihat pada Tabel 1). Setiap butir pertanyaan berisi pernyataan negatif yang umum dikeluhkan warga. Dari 200 responden yang terkumpul [15], data dibagi menjadi 160 (80%) untuk pelatihan dan 40 (20%) untuk pengujian. Validitas isi instrumen ditinjau oleh pakar, sedangkan reliabilitas instrumen menunjukkan nilai Cronbach's Alpha sebesar 0,87 yang menandakan konsistensi internal tinggi. Konsistensi pelabelan sentimen antar-annotator juga tergolong baik dengan nilai Cohen's κ sebesar 0,81. Selain itu, distribusi kelas diperhatikan agar tidak terjadi ketidakseimbangan, dan evaluasi model dilakukan menggunakan *5-fold cross-validation* yang menghasilkan rata-rata akurasi sebesar 94%. Dengan demikian, data yang digunakan dinilai valid, reliabel, dan representatif untuk mendukung klasifikasi sentimen menggunakan algoritma SVM.

Tabel 1. Pertanyaan Kuesioner

Aspek	Simbol	Pertanyaan
Biaya	P1	1. Apakah Anda merasa biaya yang diberikan oleh juru parkir liar sering melebihi batas wajar?
	P2	2. Apakah Anda pernah merasa dipaksa membayar lebih mahal dari yang diharapkan oleh juru parkir liar?
Keamanan	P3	1. Apakah Anda merasa tidak aman saat meninggalkan kendaraan di area yang dijaga oleh juru parkir liar?
	P4	2. Apakah Anda pernah mengalami kejadian kehilangan atau kerusakan kendaraan di lokasi yang dijaga juru parkir liar?
Kinerja	P5	1. Apakah Anda merasa juru parkir liar tidak membantu dengan baik saat memarkir atau mengeluarkan kendaraan?
	P6	2. Apakah juru parkir liar sering tidak ada di tempat saat Anda memerlukan bantuan?

B. Kelola Data Kuesioner

Pada tahap ini, data hasil kuesioner dimasukkan ke dalam *spreadsheet* untuk diatur. Beberapa kolom yang tidak dianggap penting dalam proses klasifikasi akan dibersihkan.

C. Persiapan

Dalam melakukan persiapan data, hal yang dilakukan adalah *labeling*. *Labeling* adalah langkah krusial dalam proses persiapan data yang melibatkan pemberian label atau kategori yang sesuai pada setiap entitas dalam dataset. *Labeling* sangat penting dalam tugas-tugas klasifikasi karena model pembelajaran mesin perlu mengetahui kategori yang benar dari setiap contoh untuk belajar dan membuat prediksi yang akurat.

D. Pembagian dan Representasi Data

Data dibagi menjadi set pelatihan dan set pengujian dengan rasio 80:20 atau 70:30. Set pelatihan digunakan untuk melatih model, sementara set pengujian digunakan untuk mengevaluasi kinerja model pada data yang tidak terlihat sebelumnya. Selain itu, menormalisasikan data merupakan langkah penting jika menggunakan data numerik. Normalisasi atau standarisasi fitur memastikan bahwa semua fitur berada dalam skala yang sama, yang sangat penting karena algoritma seperti SVM sensitif terhadap perbedaan skala fitur. Dengan pembagian data yang tepat dan normalisasi yang benar, model dapat dilatih dan dievaluasi secara efektif.

Representasi data adalah langkah penting juga yang mengubah data mentah menjadi format yang dapat digunakan oleh algoritma pembelajaran mesin. Metode sederhana seperti *Bag of Words* (BoW) mengubah teks menjadi vektor frekuensi kata tanpa konteks. *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) memberikan bobot pada kata berdasarkan frekuensinya dalam dokumen dibandingkan seluruh korpus, membantu mengidentifikasi kata-kata penting. Namun, untuk menangkap makna semantik, word embeddings seperti Word2Vec atau GloVe memetakan kata-kata ke ruang vektor berdimensi tetap, sehingga model dapat memahami konteks dan hubungan antar kata dengan lebih baik.

E. Klasifikasi Model SVM

Klasifikasi model SVM merupakan proses dalam analisis data, terutama dalam pembelajaran mesin dan pengolahan bahasa alami. Dalam konteks klasifikasi sentimen warganet terhadap juru parkir liar berdasarkan data kuesioner, SVM digunakan untuk mengklasifikasikan respon responden ke dalam kelas sentimen, negatif dan tidak negatif dengan menemukan *hyperplane* yang memisahkan data dari berbagai kelas dengan margin maksimum. SVM adalah data poin yang paling dekat dengan *hyperplane* dan menentukan posisinya. Setelah model dilatih, respon baru dari kuesioner dapat diklasifikasikan berdasarkan posisi relatifnya terhadap *hyperplane*. Dalam proses klasifikasi, SVM membantu mengenali pola sentimen negatif yang muncul dalam jawaban kuesioner.

F. Evaluasi Data

Evaluasi data SVM untuk klasifikasi sentimen terkait juru parkir liar melibatkan analisis metrik kinerja seperti akurasi, *recall*, *precision*, dan *F1-score* dari data uji. Visualisasi hasil dilakukan menggunakan diagram lingkaran untuk memperlihatkan distribusi sentimen dalam prediksi, di mana proporsi setiap kelas, seperti "ya" dan "tidak," dapat memberikan gambaran visual mengenai distribusi data prediksi dan membantu memahami bias model terhadap kelas tertentu. Selain itu, visualisasi dengan *scatter plot hyperplane* sangat penting untuk menunjukkan bagaimana SVM memisahkan dua kelas data tersebut dengan menampilkan data dalam ruang

fitur bersama garis *hyperplane* sebagai batas keputusan (*recall*) model, serta margin pemisahan antara kelas untuk mengidentifikasi pola, seperti data yang salah klasifikasi atau terlalu dekat dengan *hyperplane*.

III. Hasil dan Pembahasan

Dengan mengacu pada tahapan implementasi algoritma SVM pada Gambar 1, berikut dijabarkan prosesnya secara detail dan sistematis.

A. Pembuatan Kuesioner dan Pengumpulan Data

Untuk mengumpulkan data yang jelas dan terstruktur, maka pembuatan kuesioner (Tabel 1) untuk analisis sentimen menggunakan dua pilihan jawaban, yaitu "ya" atau "tidak". Jawaban "ya" menunjukkan bahwa warganet setuju dengan pernyataan negatif yang terkandung dalam pertanyaan kuesioner tersebut. Sementara jawaban "tidak" menunjukkan bahwa warganet tidak setuju atau tidak menganggap pernyataan tersebut sebagai masalah negatif. Setelah pengisian kuesioner selesai, semua data yang terkumpul akan secara otomatis masuk ke dalam spreadsheet untuk memudahkan pengumpulan dan pengolahan data. Berikut data awal yang dapat dilihat di dalam *spreadsheet* pada Gambar 2.

1	Timestamp	Nama	Umur (angka)	Jenis Kelamin	Kendaraan	Apakah Anda merasa bi	Apakah Anda pe	Apakah Anda me	Apakah Anda pernu	Apakah Anda merasa	Apakah jatu parkir li
2	14/12/2024 21:54:09	Muhammad Arman	23	Laki-laki	Motor	Ya	Tidak	Ya	Ya	Tidak	Ya
3	14/12/2024 21:56:41	Ryan	22	Laki-laki	Motor	Ya	Ya	Ya	Ya	Tidak	Tidak
4	14/12/2024 21:57:00	Muhammad Aswar	28	Laki-laki	Motor	Ya	Ya	Ya	Ya	Tidak	Ya
5	14/12/2024 21:57:52	Manda	18	Perempuan	Motor	Ya	Ya	Ya	Tidak	Ya	Tidak
6	14/12/2024 21:58:47	Chintya Syeffira	29	Perempuan	Motor	Ya	Tidak	Tidak	Ya	Tidak	Ya
7	14/12/2024 21:59:01	TiaraSalsa	23	Perempuan	Mobil	Ya	Ya	Ya	Ya	Ya	Tidak
8	14/12/2024 22:21:40	Kurniawan	23	Laki-laki	Motor	Ya	Tidak	Ya	Ya	Tidak	Ya
9	14/12/2024 22:25:45	Andi dea putri ananda	22	Perempuan	Mobil	Tidak	Ya	Tidak	Ya	Ya	Tidak
10	14/12/2024 22:29:15	Amanda	18	Perempuan	Motor	Ya	Tidak	Ya	Tidak	Ya	Ya
11	14/12/2024 22:29:48	rastra kottama	19	Laki-laki	Motor	Ya	Ya	Ya	Ya	Ya	Ya
12	14/12/2024 22:34:39	fatma	17	Perempuan	Motor	Tidak	Ya	Ya	Tidak	Ya	Ya
13	14/12/2024 22:49:31	JAMAL	17	Laki-laki	Motor	Ya	Tidak	Tidak	Tidak	Tidak	Ya
14	14/12/2024 22:49:34	Zainul Abidin	22	Laki-laki	Motor	Tidak	Tidak	Tidak	Ya	Ya	Ya
15	14/12/2024 22:51:06	Najwah Azzahrah	19	Perempuan	Mobil	Tidak	Ya	Ya	Tidak	Ya	Ya
16	14/12/2024 22:53:10	Alfito Dea Nova	22	Laki-laki	Motor	Tidak	Tidak	Tidak	Tidak	Tidak	Ya
17	14/12/2024 22:54:07	M Taufik ash Shiddiq	20	Laki-laki	Motor	Ya	Ya	Ya	Ya	Ya	Tidak
18	14/12/2024 22:54:46	Rumaisyah annamira s	18	Perempuan	Motor	Tidak	Tidak	Ya	Tidak	Ya	Ya
19	14/12/2024 23:39:43	ALDI RISKIYAWAN	24	Laki-laki	Motor	Tidak	Tidak	Ya	Ya	Ya	Ya
20	14/12/2024 23:43:10	Renaldi	23	Laki-laki	Mobil	Ya	Tidak	Ya	Tidak	Tidak	Tidak

Gambar 2. Contoh Data Awal *Spreadsheet*

Gambar 2 memperlihatkan beberapa contoh data awal dari *spreadsheet*. Data yang terkumpul sebanyak 200 responden yang semuanya berdomisili di Kota Makassar. Data ini diunduh dalam format *Comma-Separated Values (CSV)* untuk memudahkan proses analisis lebih lanjut. Setelah diunduh, data tersebut diproses menggunakan *Google Colab*, sebuah platform yang memungkinkan pemrosesan data secara efisien dengan berbagai pustaka *Python* yang relevan.

B. Kelola Data Kuesioner

Tahap kelola data kuesioner, langkah pertama adalah memanggil file CSV yang telah diunduh dari *spreadsheet*, yaitu 'data_kuesioner.csv'. Di dalam proses ini, teks jawaban akan diubah menjadi huruf kecil untuk memastikan konsistensi data. Selain itu, kolom-kolom yang tidak diperlukan, seperti 'Timestamp', 'Umur (angka)', 'Kendaraan', dan 'Jenis Kelamin', akan dihapus untuk menyederhanakan dataset. Kemudian, nama-nama kolom menggunakan simbol seperti yang tertera pada Tabel 1 agar lebih mudah diolah dan dibaca. Terakhir, hanya kolom yang relevan untuk analisis sentimen yang akan ditampilkan, sehingga memudahkan dalam proses klasifikasi selanjutnya. Berikut adalah tabel hasil programnya.

Tabel 2. Tampilan Hasil Kelola Beberapa Data Kuesioner

No.	Nama	P1	P2	P3	P4	P5	P6
1.	Muhammad Arman	ya	tidak	ya	ya	tidak	ya
2.	Ryan	ya	ya	ya	ya	tidak	tidak
3.	Muhammad Aswar	ya	ya	ya	ya	tidak	ya
4.	Manda	ya	ya	ya	tidak	ya	tidak
5.	Chintya Syeffira	ya	tidak	tidak	ya	tidak	ya
6.	TiaraSalsa	ya	ya	ya	ya	ya	tidak
7.	Kurniawan	ya	tidak	ya	ya	tidak	ya
8.	Andi Dea Putri Ananda	tidak	ya	tidak	ya	ya	tidak
9.	Amanda	ya	tidak	ya	tidak	ya	ya
10.	rastra kottama	ya	Ya	ya	ya	ya	ya
11.	fatma	tidak	ya	ya	tidak	ya	ya

Setelah data berhasil diolah, langkah selanjutnya adalah menyimpan hasil yang telah diproses dalam bentuk file CSV baru dengan nama 'data_kuesioner1.csv'. File ini berisi data yang telah dibersihkan, dengan kolom-kolom yang relevan dan teks jawaban yang sudah diubah menjadi huruf kecil.

C. Persiapan Data

Setelah data diolah, tahap selanjutnya adalah persiapan data. Pada tahap ini, setiap entitas/responden diberi label berdasarkan jumlah jawaban "ya". Jika jumlah jawaban "ya" lebih dari atau sama dengan 3, maka responden akan diberi label sebagai "positif" yang berarti bahwa warganet sepakat dengan sentiment/pernyataan tersebut. Sebaliknya, jika jumlah jawaban "ya" kurang dari 3, responden akan diberi label sebagai "negatif", yang berarti bahwa warganet tidak sepakat. Pelabelan data menggunakan file 'data_kuesioner1.csv'.

Setelah proses pelabelan selesai, kolom baru yang berisi label ("positif" atau "negatif") akan ditambahkan ke dalam dataset. Data yang sudah diberi label kemudian ditampilkan dalam bentuk tabel baru, seperti yang terlihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Contoh Pemberian Label pada Beberapa Data Responden

No.	Nama	P1	P2	P3	P4	P5	P6	Label
1.	Muhammad Arman	1	0	1	1	0	1	positif
2.	Ryan	1	1	1	1	0	0	positif
3.	Muhammad Aswar	1	1	1	1	0	1	positif
4.	Manda	1	1	1	0	1	0	positif
5.	Chintya Syeffira	1	0	0	1	0	1	positif
6.	TiaraSalsa	1	1	1	1	1	0	positif
7.	Kurniawan	1	0	1	1	0	1	positif
8.	Andi Dea Putri Ananda	0	1	0	1	1	0	positif
9.	Amanda	1	0	1	0	1	1	positif
10.	rastra kottama	1	1	1	1	1	1	positif
11.	fatma	0	1	1	0	1	1	positif

Tabel 3 memperlihatkan hasil pelabelan data yang menunjukkan bahwa dari 11 responden (dari total 200 responden), sebanyak 11 responden (dari total 135 responden) memiliki label "positif" dan 0 responden (dari total 65 responden) memiliki label "negatif". Data yang telah dilabeli ini kemudian disimpan dalam file baru dengan nama 'data_kuesioner_labeled.csv'.

D. Representasi dan Pembagian Data

Setelah semua data diberi label dan disimpan, langkah selanjutnya adalah representasi data. Hasil representasi data akan dipisahkan ke dalam dua kategori, yaitu kolom "ya" dan "tidak" yang mencerminkan frekuensi relatif dari kedua jawaban tersebut. Kolom ini kemudian diikuti oleh kolom "label" yang berisi nilai dominan dari hasil pelabelan, yaitu "positif" atau "negatif", dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Representasi Beberapa Data Responden

No.	Nama	"ya"	"tidak"	Label
1.	Muhammad Arman	0.895314	0.445435	positif
2.	Ryan	0.895314	0.445435	positif
3.	Muhammad Aswar	0.980767	0.19518	positif
4.	Manda	0.895314	0.445435	positif
5.	Chintya Syeffira	0.708864	0.705345	positif
6.	TiaraSalsa	0.980767	0.19518	positif
7.	Kurniawan	0.895314	0.445435	positif
8.	Andi Dea Putri Ananda	0.708864	0.705345	positif
9.	Amanda	0.895314	0.445435	positif
10.	rastra kottama	1	0	positif
11.	fatma	0.895314	0.445435	positif

Hasil representasi data menunjukkan bahwa nilai dominan antara kolom "ya" dan "tidak" sesuai dengan label yang telah diberikan, yaitu "positif" atau "negatif." Proses ini memastikan bahwa data yang diolah tetap konsisten dengan hasil pelabelan sebelumnya. Dataset akhir, yang telah diubah ke dalam representasi numerik menggunakan metode TF-IDF dan dilengkapi dengan label, disimpan dalam file dengan nama 'hasil_tfidf_dengan_nama_label.csv'.

Setelah proses representasi data selesai dan disimpan dalam file 'hasil_tfidf_dengan_nama_label.csv', langkah berikutnya adalah membagi data menjadi dua bagian, yaitu data latih (train) dan data uji (test). Pembagian ini dilakukan dengan rasio 80:20, di mana 80% data (160 data) digunakan sebagai data latih untuk melatih model SVM, sementara 20% (40 data) sisanya digunakan sebagai data uji untuk mengukur performa model yang telah dilatih. Proses pembagian dilakukan secara acak untuk memastikan distribusi label "positif" dan "negatif" tetap seimbang di kedua dataset. Setelah pembagian selesai, data latih disimpan dalam data 'tfidf_train_kuesioner.csv' (Tabel 5), sedangkan data uji disimpan dalam data 'tfidf_test_kuesioner.csv' (Tabel 6).

Tabel 5. Beberapa Contoh Data Latih

No.	Nama	"ya"	"tidak"	Label
1.	Adrianto	0.893534	0.448996	negatif
2.	Syahrul	0.705345	0.708864	positif
3.	M.Rifky Ardiansyah	0.705345	0.708864	positif
4.	Mamari	0.19518	0.980767	positif
5.	MuhammadAditya	0.705345	0.708864	positif
6.	Harianti	0.445435	0.895314	positif
7.	Annisa Dwi Apsari	0.980392	0.197057	negatif
8.	Friskha	0.19518	0.980767	positif
9.	Andika wijaya	0.705345	0.708864	positif
10.	Asse	0.19518	0.980767	positif
11.	Andi ocha	0.445435	0.895314	positif

Tabel 6. Beberapa Contoh Data Uji

No.	Nama	"ya"	"tidak"	Label
1.	Ahmad Cahyadi	0.19518	0.980767	positif
2.	M Taufik Ash Shiddiq	0.19518	0.980767	positif
3.	Imallombassi	0.19518	0.980767	positif
4.	Ramli Hasyim	0.893534	0.448996	negatif
5.	KhaeratiAhadi	0.705345	0.708864	positif
6.	Adrian Mateis	0.445435	0.895314	positif
7.	Ningsih	0.19518	0.980767	positif
8.	Wirafebriyati	0.893534	0.448996	negatif
9.	Unna	0.980392	0.19057	negatif
10.	Nurul Fitrah Ilham	0.445435	0.895314	positif
11.	Sukardiman	0.445435	0.895314	positif

E. Klasifikasi Data Model SVM

Tahap pengklasifian dimulai dengan proses pelatihan (*training*) data dengan menggunakan data latih yang disimpan dalam file 'tfidf_train_kuesioner.csv'. Melalui pelatihan ini, model akan mempelajari hubungan antara nilai TF-IDF dalam data latih dengan label yang telah ditentukan sebelumnya, yaitu "positif" dan "negatif." Hasil dari tahap pelatihan ini akan menghasilkan model SVM yang siap untuk digunakan dalam tahap pengujian ini (Tabel 7).

Tabel 7. Beberapa Data Latih Model SVM

No.	Nama	"ya"	"tidak"	Label	Jawaban Gabungan
1.	Adrianto	0.893534	0.448996	negatif	0.4489957676471826 0.8935338833166413
2.	Syahrul	0.705345	0.708864	positif	0.7088640014531288 0.7053451831861182
3.	M.Rifky Ardiansyah	0.705345	0.708864	positif	0.7088640014531288 0.7053451831861182
4.	Mamari	0.19518	0.980767	positif	0.9807674807883976 0.1951797853979248
5.	MuhammadAditya	0.705345	0.708864	positif	0.7088640014531288 0.7053451831861182
6.	Harianti	0.445435	0.895314	positif	0.8953142967138444 0.4454349673070069
7.	Annisa Dwi Apsari	0.980392	0.197057	negatif	0.1970566159461885 0.980392110388408
8.	Friskha	0.19518	0.980767	positif	0.9807674807883976 0.1951797853979248
9.	Andika wijaya	0.705345	0.708864	positif	0.7088640014531288 0.7053451831861182
10.	Asse	0.19518	0.980767	positif	0.9807674807883976 0.1951797853979248
11.	Andi ocha	0.445435	0.895314	positif	0.8953142967138444 0.4454349673070069
12.	Abdul muiz	0.893534	0.448996	negatif	0.4489957676471826 0.8935338833166413
13.	TiaraSalsa	0.19518	0.980767	positif	0.9807674807883976 0.1951797853979248
14.	DwiNasyaWaliah	0.445435	0.895314	positif	0.8953142967138444 0.4454349673070069

Adapun hasil evaluasi dari proses pelatihan data menggunakan algoritma SVM dari total keseluruhan data latih (160 data) dapat dilihat pada gambar 2.

Jumlah total data: 160				
Jumlah data dengan label negatif: 53				
Jumlah data dengan label positif: 107				
Hasil Evaluasi Model SVM:				
	precision	recall	f1-score	support
negatif	1.00	0.94	0.97	53
positif	0.97	1.00	0.99	107
accuracy			0.98	160
macro avg	0.99	0.97	0.98	160
weighted avg	0.98	0.98	0.98	160
Nilai Akurasi Model: 98.12%				

Gambar 2. Tampilan Hasil Data Latih Menggunakan Algoritma SVM

Hasil dari proses pelatihan model menggunakan algoritma SVM) menunjukkan bahwa dari 160 responden dalam data latih, model berhasil mengklasifikasikan sebanyak 107 responden dengan label "positif" dan 53 responden dengan label "negatif". Model yang dilatih mencapai tingkat akurasi sebesar 98,12%, menunjukkan bahwa model memiliki performa yang sangat baik dalam mempelajari pola data latih. Dengan akurasi yang tinggi ini, model diharapkan dapat memberikan hasil yang optimal saat digunakan untuk mengklasifikasikan data uji.

Tahap berikutnya adalah pengujian (*testing*) model menggunakan data yang telah disimpan dalam file 'tfidf_test_kuesioner.csv'. Pada tahap ini, model yang telah dilatih dengan algoritma SVM akan diterapkan pada data uji untuk mengevaluasi performanya dalam mengklasifikasikan sentimen. Data uji terdiri dari 40 responden yang belum pernah digunakan dalam proses pelatihan, sehingga dapat memberikan gambaran tentang kemampuan model dalam menggeneralisasi pola data baru. Hasil pengujian ini mencakup metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*, yang berguna untuk menilai efektivitas model dalam mengklasifikasikan data uji.

Hasil Evaluasi Model SVM:				
	precision	recall	f1-score	support
negatif	1.00	0.83	0.91	12
positif	0.93	1.00	0.97	28
accuracy			0.95	40
macro avg	0.97	0.92	0.94	40
weighted avg	0.95	0.95	0.95	40
Nilai Akurasi Model: 95.00%				

Gambar 3 Hasil Data Pengujian Algoritma SVM

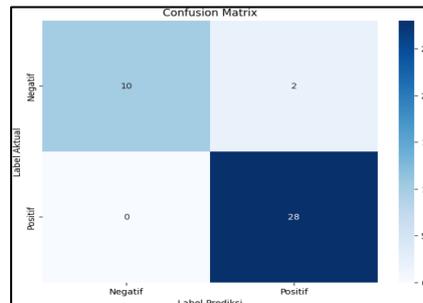
Hasil dari tahap pengujian menunjukkan bahwa model SVM memiliki performa yang sangat baik dalam mengklasifikasikan sentimen. Untuk kategori "negatif," *precision* mencapai 1.00, *recall* sebesar 0.83, dan *F1-score* sebesar 0.91 dengan support 12. Sedangkan untuk kategori "positif," *precision* sebesar 0.93, *recall* mencapai 1.00, dan *F1-score* sebesar 0.97 dengan support 28. Akurasi keseluruhan model adalah 0.95 dengan total support 40. Selain itu, *macro average* menunjukkan *precision* sebesar 0.97, *recall* sebesar 0.92, dan *F1-score* sebesar 0.94, sementara *weighted average* menghasilkan *precision*, *recall*, dan *F1-score* masing-masing sebesar 0.95. Hasil ini menegaskan bahwa model mampu mengklasifikasikan data uji dengan tingkat akurasi dan keandalan yang tinggi.

F. Evaluasi

Tahap evaluasi dilakukan untuk menganalisis performa model pada data uji yang disimpan dalam file 'final_test_svm.csv'. Evaluasi mencakup tiga pendekatan utama: pertama, *confusion matrix* digunakan untuk memvisualisasikan distribusi prediksi model, termasuk jumlah prediksi benar (*true positives* dan *true negatives*) serta kesalahan prediksi (*false positives* dan *false negatives*) untuk label "positif" dan "negatif." Kedua, *scatter plot hyperplane* dibuat untuk menunjukkan pemisahan data oleh *hyperplane* yang dihasilkan oleh algoritma SVM, memberikan gambaran tentang margin dan distribusi data berdasarkan label. Ketiga, *pie chart* digunakan untuk menggambarkan proporsi label "positif" dan "negatif" secara keseluruhan, memberikan representasi visual distribusi kategori dalam data uji. Evaluasi ini memberikan wawasan mendalam mengenai keandalan dan efektivitas model dalam mengklasifikasikan sentimen.

- Visualisasi *Confusion Matrix*

Setelah melakukan metrik evaluasi model, langkah selanjutnya adalah menganalisis confusion matrix, yang merupakan alat penting untuk memahami performa klasifikasi model secara lebih mendetail. *Confusion matrix* adalah tabel yang menggambarkan jumlah prediksi yang benar dan salah yang dihasilkan oleh model untuk setiap kelas yang ada. Tabel ini terdiri dari empat elemen utama: *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False positive* (FP), dan *False negative* (FN). *Confusion matrix* membantu mengevaluasi model dengan metrik seperti *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Ini mengungkap kekuatan dan kelemahan model dalam mengklasifikasikan kelas tertentu. Misalnya, jumlah *false negative* yang tinggi menunjukkan kesulitan model dalam mengenali pola tertentu.



Gambar 4. Visualisasi Hasil *Confusion Matrix*

Berdasarkan hasil dari *confusion matrix* pada Gambar 4 menunjukkan performa klasifikasi model dalam memprediksi label "positif" dan "negatif". Model memiliki performa yang sangat baik dalam memprediksi kelas "positif", dengan 28 prediksi benar dan 0 prediksi salah. Namun, untuk kelas "negatif", terdapat 2 kesalahan prediksi, menunjukkan bahwa model mengalami sedikit kesulitan dalam mengklasifikasikan data negatif dengan tepat. Dari evaluasi ini, dapat disimpulkan bahwa model lebih akurat dalam memprediksi kelas "positif" dibandingkan kelas "negatif", meskipun secara keseluruhan performanya tetap memuaskan. Sementara untuk hasil perhitungan kinerja model yang berisi *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* dapat dilihat pada Gambar 5.

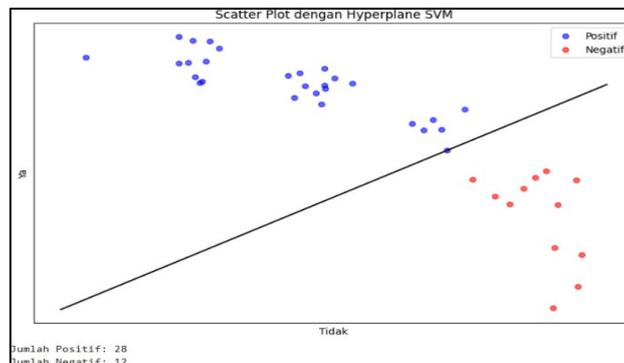
$$\begin{aligned}
 \text{Accuracy} &= \frac{28 + 10}{28 + 0 + 10 + 2} = \frac{38}{40} = 0.95 \text{ (95\%)} \\
 \text{Recall Positif} &= \frac{28}{28 + 0} = \frac{28}{28} = 1.00 \\
 \text{Recall Negatif} &= \frac{10}{10 + 0} = \frac{10}{10} = 1.00 \\
 \text{Precision positif} &= \frac{28}{28 + 0} = \frac{28}{28} = 1.00 \\
 \text{Precision negatif} &= \frac{10}{10 + 2} = \frac{10}{12} = 0.83 \\
 \text{f1 - score positif} &= 2 \times \frac{1.00 \times 1.00}{1.00 + 1.00} = 2 \times \frac{1.00}{2.00} = 1.00 \\
 \text{f1 - score negatif} &= 2 \times \frac{0.83 \times 1.00}{0.83 + 1.00} = 2 \times \frac{0.83}{1.83} = 0.91
 \end{aligned}$$

Gambar 5. Proses Perhitungan *accuracy*, *precision*, *recall* dan *F1-score*

Gambar 5 memperlihatkan tingkat akurasi mencapai 95%. Hal ini menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi model sesuai dengan label sebenarnya. *Precision* untuk kelas "positif" adalah 1.00, sementara untuk kelas "negatif" adalah 0.83, menandakan model sangat akurat dalam memprediksi label "positif". *Recall* untuk kelas "positif" juga mencapai 1.00, sedangkan untuk kelas "negatif" adalah 0.83, menunjukkan kemampuan model yang baik dalam mendeteksi data sesuai labelnya. *F1-score*, yang menggabungkan *precision* dan *recall*, adalah 1.00 untuk kelas "positif" dan 0.91 untuk kelas "negatif", mencerminkan keseimbangan performa yang sangat baik untuk kedua label. Secara keseluruhan, model memiliki kemampuan yang sangat baik dalam memprediksi sentimen, dengan performa optimal pada data berlabel "positif" dan cukup baik untuk data "negatif".

- *Scatter Plot Hyperplane*

Setelah evaluasi menggunakan *confusion matrix*, langkah berikutnya adalah visualisasi *scatter plot hyperplane*. Gambar *scatter plot* menunjukkan representasi data uji yang dibedakan berdasarkan label sentimen, dengan data berlabel "positif" diberi warna biru dan data berlabel "negatif" diberi warna merah. Garis hitam pada gambar merepresentasikan *hyperplane* yang dihasilkan oleh algoritma SVM, yang berfungsi sebagai pemisah antara dua kelompok data tersebut. Visualisasi ini memperlihatkan bahwa *hyperplane* mampu memisahkan data "positif" dan "negatif" dengan sangat baik, tanpa ada data positif yang berada di sisi negatif *hyperplane*, begitu pula sebaliknya (Gambar 6).



Gambar 6. Visualisasi Hasil *Scatter Plot Hyperplane*

Berdasarkan gambar 6, visualisasi tersebut menunjukkan pemisahan antara dua kelas data menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM). Data diklasifikasikan menjadi dua kategori: "positif" (biru) sebanyak 28 titik data dan "negatif" (merah) sebanyak 12 titik data. *Hyperplane*, yang direpresentasikan oleh garis hitam, memisahkan kedua kelompok data ke dalam wilayah yang berbeda untuk masing-masing kelas. *Hyperplane* ini dirancang untuk memaksimalkan margin, yaitu jarak antara garis pemisah dan data terdekat dari setiap kelas. Margin yang lebih besar meningkatkan keandalan model dalam membedakan kedua kelas. *Hyperplane* ini berfungsi sebagai batas keputusan dari model SVM, yang membantu dalam mengklasifikasikan data baru berdasarkan posisinya terhadap garis pemisah tersebut. Visualisasi ini menunjukkan efektivitas model SVM dalam memisahkan data positif dan negatif dengan margin maksimum.

- Visualisasi *Pie Chart*

Langkah berikutnya adalah visualisasi distribusi label hasil *testing* dalam bentuk *pie chart*, menggunakan data dari 40 responden yang terdiri atas 28 positif dan 12 negatif. Visualisasi ini bertujuan untuk memberikan gambaran yang jelas tentang proporsi masing-masing label di dataset hasil *testing*. Perhitungan *pie chart* yang sesuai pada dataset hasil *testing* dapat dilihat pada Gambar 7.

1. Untuk label 'positif' :

$$\text{persentasi 'positif'} = \left(\frac{\text{jumlah 'positif'}}{\text{total jumlah kuesioner}} \right) \times 100$$
 Sehingga :

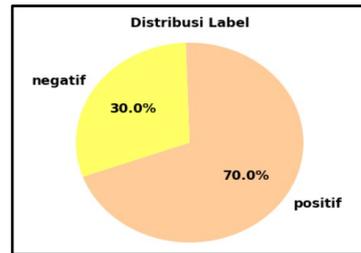
$$\text{persentasi 'positif'} = \left(\frac{28}{40} \right) \times 100 = 70\%$$
2. Untuk label 'negatif' :

$$\text{persentasi 'negatif'} = \left(\frac{\text{jumlah 'negatif'}}{\text{total jumlah kuesioner}} \right) \times 100$$
 Sehingga :

$$\text{persentasi 'negatif'} = \left(\frac{12}{40} \right) \times 100 = 30\%$$

Gambar 7. Proses Perhitungan Label "positif" dan "negatif" untuk *Pie Chart*

Dari perhitungan label 'positif' dan label 'negatif', maka hasil visualisasi *pie chart* dapat dilihat pada Gambar 8.



Gambar 8. Visualisasi Hasil Pie Chart

Dari hasil perhitungan (Gambar 7) dan visualisasi (Gambar 8), dapat dilihat bahwa dari total 40 responden, sebanyak 28 responden (70%) memiliki label "positif", sedangkan 12 responden (30%) memiliki label "negatif". Visualisasi distribusi ini menunjukkan bahwa mayoritas data hasil *testing* termasuk dalam kategori "positif". Hal ini menunjukkan bahwa sentimen negatif (label "positif") lebih dominan jika dibandingkan dengan sentimen tidak negatif (label "negatif").

Penelitian Tineges et al. (2020) menganalisis sentimen terhadap layanan IndiHome menggunakan data Twitter dengan algoritma SVM. Hasil evaluasi menunjukkan akurasi sebesar 87%, *precision* 86%, *recall* 95%, dan *F1-score* 90% [9]. Nilai *recall* yang tinggi mengindikasikan bahwa model cukup baik dalam mendeteksi sentimen, meskipun akurasi dan *precision* relatif lebih rendah. Kondisi ini dapat dipengaruhi oleh karakteristik data Twitter yang cenderung tidak terstruktur, mengandung *noise*, serta memiliki variasi bahasa yang luas. Sebaliknya, penelitian ini menggunakan data kuesioner terkontrol mengenai sentimen warganet terhadap juru parkir liar. Hasil pengujian akurasi 95%, *precision* 1.00, *recall* 1.00, dan *F1-score* 1.00 untuk kelas positif (sentimen negatif), serta *precision* 0.83, *recall* 0.83, dan *F1-score* 0.91 untuk kelas negatif (sentimen tidak negatif), menunjukkan tingkat akurasi dan *precision* yang lebih tinggi dibanding penelitian Tineges et al. [9], meskipun *recall* pada kelas negatif sedikit lebih rendah. Perbedaan ini terutama disebabkan oleh perbedaan sumber data; kuesioner menghasilkan data yang lebih terstruktur dan seimbang, sehingga model lebih mudah mempelajari pola sentimen dibandingkan dengan data Twitter yang lebih kompleks.

Dengan demikian, perbandingan kedua penelitian ini menegaskan bahwa efektivitas SVM sangat dipengaruhi oleh kualitas dan karakteristik data. Data terstruktur seperti kuesioner cenderung menghasilkan akurasi tinggi, sedangkan data alami dari media sosial memberikan tantangan lebih besar namun memungkinkan model lebih sensitif dalam mendeteksi variasi ekspresi sentimen.

IV. Kesimpulan dan saran

Berdasarkan uraian hasil di atas, maka dapat disimpulkan bahwa algoritma SVM mampu mengklasifikasikan sentimen warganet terhadap juru parkir liar dengan akurasi 95%, di mana 70% responden menunjukkan sentimen negatif dan 30% tidak negatif. Secara teoritis, temuan ini memperkuat efektivitas SVM dalam analisis sentimen berbasis data kuesioner, sedangkan secara praktis dapat menjadi dasar bagi pemerintah kota dalam merumuskan kebijakan penertiban parkir liar. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan penggunaan jumlah responden yang lebih besar, sumber data yang lebih beragam (misalnya media sosial), serta perbandingan dengan algoritma lain, seperti *Naïve Bayes*, *Random Forest*, atau *Deep Learning*, guna meningkatkan performa model. Hasil penelitian ini juga memiliki implikasi praktis berupa rekomendasi penyediaan lahan parkir resmi, penerapan sistem pembayaran digital, dan pengawasan lebih ketat di area rawan, sehingga kebijakan parkir di perkotaan dapat lebih efektif dan sesuai kebutuhan masyarakat.

Ucapan Terima Kasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Rian Hamzah, S.Kom., atas kontribusinya dalam penelitian ini.

Daftar Pustaka

- [1] R. J. Oszaer, R. H. Nendissa dan H. M. Y. Tita, "Penegakan Hukum Terhadap Juru Parkir Tidak Resmi Di Kota Ambon," *CAPITAN: Constitutional Law & Administrative Law Review*, vol. 1, no. 1, pp. 46–63, 2023.
- [2] S. E. Rahayu, H. Rita dan H. Febriaty, "Potensi Retribusi Parkir Terhadap Pendapatan Asli Daerah Kota Medan, Sebelum dan Sesudah Penerapan E-Parkir," *Owner: Riset dan Jurnal Akuntansi*, vol. 7, no. 4, pp. 3702–3711, 2023.

- [3] A. T. Mukti dan F. N. Hasan, "Analisis Sentimen Warganet Terhadap Keberadaan Juru Parkir Liar Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 8, no. 1, 644, <https://doi.org/10.30865/Mib.V8i1.6982>, 2024.
- [4] S. Santi, T. Husain, B. Muliati dan W. K. Hamka, "Sistem Pemantau Penggunaan Alat Pelindung Diri (APD) Pekerja Secara Real Time," *JIKA: Jurnal Informatika*, vol. 9, no. 3, pp 305-312, P ISSN : 2549-0710 E, ISSN : 2722-2713, DOI: <http://dx.doi.org/10.31000/jika.v9i3.14400>, Juli 2025.
- [5] S. Santi dan K. Aryasa, "String Matching dengan Knuth-Morris Pratt pada Aplikasi Pengecekan Kemiripan Judul Project PAK," *Buletin Sistem Informasi dan Teknologi Islam (BUSITI)*, vol. 6, no. 1, pp. 38-46, doi:<https://doi.org/10.33096/busiti.v6i1.2737>, 2025.
- [6] I. Irmawati, T. Husain, S. Santi, N. Nurdiansah, H. Herlinda dan K. Kasmawaru, "Analisis Perilaku Pembelian Audiens TikTok melalui Klasterisasi Preferensi Konten dengan Algoritma K-Means," *Jurnal Transformasi*, vol. 21, no. 1, pp. 174-182, DOI: [10.56357/jt.v21i1.432](https://doi.org/10.56357/jt.v21i1.432), 2025.
- [7] S. Santi, C. Susanto, M. Muhandi, M. Patasik dan N. Nurlina, "Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) Dalam Pengklasifikasian Tingkat Kematangan Buah Nangka Berdasarkan Citra Warna Kulit," *Digital Transformation Technology*, 4(1), 685-692, <https://doi.org/10.47709/digitech.v4i1.4550>, 2024.
- [8] A. Zy dan W. Hadikristanto, "Implementasi Algoritma Metode Naive Bayes Dan Support Vector Machine Tentang Pembobolan Dan Kebocoran Data Di Twitter," *Bulletin Of Information Technology (Bit)*, vol. 4, no. 1, pp. 49-56, <https://doi.org/10.47065/Bit.V4i1.493>, 2023.
- [9] R. Setiyawan and Z. Mustofa, "Comparison Of The Performance Of Naive Bayes And Support Vector Machine In Sirekap Sentiment Analysis With The Lexicon-Based Approach," *Journal Of Soft Computing Exploration*, vol. 5, no. 2, pp. 122-13, <https://doi.org/10.52465/Josceex.V5i2.367>, 2024.
- [10] D. D. Nada, S. Soehardjoepri dan R. M. Atok, "Perbandingan Analisis Sentimen Mengenai Bpjs Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Naive Bayes Classifier (Nbc) Dan Support Vector Machine (SVM)," *Jurnal Sains Dan Seni Its*, vol. 11, no. 6, D480-D485, <https://doi.org/10.12962/J23373520.V11i6.96330>, 2023.
- [11] N. W. Utami and J. J. Soplantila, "Using Svm (Support Vector Machine) Method To Predict Best Seller Book In Amazon." *Smart Techno (Smart Technology, Informatics And Technopreneurship)*, vol. 3, no. 1, pp. 1-4, <https://doi.org/10.59356/Smart-Techno.V3i1.28>, 2021.
- [12] E. Hokijuliandy, H. Napitupulu dan F. Firdaniza, "Analisis Sentimen Menggunakan Metode Klasifikasi Support Vector Machine (Svm) Dan Seleksi Fitur Chi-Square," *Sisinfo: Jurnal Sistem Informasi Dan Informatika*, vol. 5, no. 2, pp. 40-49, <https://doi.org/10.37278/Sisinfo.V5i2.670>, 2023.
- [13] R. Tingeges, A. Triayudi dan I. D. Sholihati, "Analisis Sentimen Terhadap Layanan Indihome Berdasarkan Twitter Dengan Metode Klasifikasi Support Vector Machine (Svm)," *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 4, no. 3, pp. 650, <https://doi.org/10.30865/Mib.V4i3.2181>, 2020.
- [14] A. Ionita, A. Pomp, M. Cochez, T. Meisen and S. Decker, "Where to Park? Predicting Free Parking Spots in Unmonitored City Areas," in *Proceedings of the 8th International Conference on Web Intelligence, Mining and Semantics*, pp. 1-12, 2018.
- [15] U. Sekaran and R. Bougie, "Research Methods For Business: A Skill Building Approach (7th ed.)," United Kingdom: *John Wiley & Sons Ltd.*, 2016.