

Klasifikasi Emosi Teks Pengguna Twitter Menggunakan Metode SVM

^{1*}**Anita Fatmawati, ²Umul Latifah, ³Arinda Sekar B S, ⁴Tasbi Khatuz Zuhriya,**

¹⁻⁴ Sistem Informasi, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: *1aitsita.all2@gmail.com, 2ifahlatihat01@gmail.com, 3sarindabilbila@gmail.com,
4tasbiriya29@gmail.com,

Penulis Korespondensi : Anita Fatmawati

Abstrak— Media sosial seperti Twitter telah berkembang menjadi sumber data penting untuk mengidentifikasi emosi pengguna. Dengan menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM), penelitian ini bertujuan untuk membangun sistem klasifikasi emosi teks pengguna Twitter. Dataset yang digunakan berasal dari Kaggle dan memiliki delapan label emosi. Setelah itu, tahapan *preprocessing* teks, representasi kata menggunakan FastText, penyederhanaan dimensi menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA), dan penyeimbangan data dengan *Synthetic Minority Oversampling Technique* (SMOTE) dilakukan. Setelah itu, data dibagi secara *stratified* untuk menjaga proporsi label, lalu dilakukan pelatihan model dengan SVM dan pengaturan hyperparameter dengan GridSearchCV. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa, dibandingkan dengan kernel linear dan polynomial, kernel *Radial Basis Function* (RBF) memiliki akurasi tertinggi sebesar 85% dengan skor macro F1 yang juga tinggi. Penelitian menunjukkan bahwa kombinasi metode FastText, PCA, SMOTE, dan SVM meningkatkan kinerja klasifikasi. Penelitian ini membantu mengembangkan sistem analisis emosi berbasis teks dan menunjukkan bagaimana hal itu dapat digunakan untuk berbagai kebutuhan analitik media sosial.

Kata kunci: Twitter, emotion classification, FastText, PCA, SMOTE, and Support Vector Machine (SVM)

Abstract— *Social media such as Twitter has developed into an important data source for identifying user emotions. Using the Support Vector Machine (SVM) algorithm, this research aims to build a Twitter user text emotion classification system. The dataset used comes from Kaggle and has eight emotion labels. After that, text preprocessing, word representation using FastText, dimension reduction with Principal Component Analysis (PCA), and data balancing with Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE) were performed. After that, the data was stratified to maintain the label proportion, and then model training with SVM and hyperparameter setting with GridSearchCV were performed. The evaluation results showed that, compared with linear and polynomial kernels, the Radial Basis Function (RBF) kernel had the highest accuracy of 85% with also high F1 macro scores. The research showed that the combination of FastText, PCA, SMOTE, and SVM methods improved the classification performance. This research helps develop a text-based emotion analysis system and shows how it can be used for various social media analytics needs.*

Keywords: Twitter, emotion classification, FastText, PCA, SMOTE, and Support Vector Machine (SVM).

I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi kini semakin berkembang pesat, sehingga membawa perubahan signifikan dalam cara manusia berinteraksi satu sama lain. Media sosial telah menjadi alat penting bagi individu untuk berkomunikasi, menyampaikan pendapat, perasaan dan respons terhadap berbagai peristiwa. Salah satu media sosial yang paling sering digunakan untuk mengekspresikan diri secara verbal adalah Twitter, yang merupakan salah satu aplikasi dengan pengguna aktif harian terbanyak. Menurut survei *Global Web Index* (GWI) pada

kuartal III tahun 2022, Twitter menempati peringkat ketujuh dalam jumlah pengguna aktif harian di Indonesia dengan rentang usia 16–64 tahun [1].

Selain digunakan untuk saling beropini dan interaksi, menurut [2] juga dapat dimanfaatkan sebagai sumber data yang mendukung penelitian dalam bidang psikologi serta ilmu perilaku. Hal ini karena tweet atau cuitan dapat merepresentasikan emosi dan perasaan yang dialami seseorang. Berdasarkan kutipan pada [3] emosi memiliki peranan penting dalam proses komunikasi, karena dapat memengaruhi cara seseorang menilai lawan bicara. Beberapa jenis emosi yang umum diekspresikan seperti senang, sedih, marah, takut, jijik, dan terkejut [4]. Identifikasi emosi dapat dilakukan dengan dua cara, yaitu secara verbal (melalui ucapan atau tulisan) dan nonverbal (melalui bahasa tubuh, seperti ekspresi wajah, gerakan, dan tindakan tangan atau kaki) [5]. Namun, karena komunikasi teks digital seperti Twitter hanya dapat menganalisis teks verbal, maka diperlukan metode yang dapat mengidentifikasi emosi secara akurat. Salah satu metode yang banyak digunakan dalam pemrosesan bahasa alami atau biasa disebut *Natural Language Processing* (NLP) adalah metode SVM untuk klasifikasi teks.

Pada penelitian sebelumnya oleh Ardiada et al, klasifikasi emosi teks dilakukan menggunakan pendekatan *Text Mining* dengan metode *Support Vector Machine* (SVM) dan *K-Nearest Neighbour* (K-NN). Penelitian ini menggunakan 294 tweet sebagai data uji dan data latih dari dataset ISEAR. Hasil yang didapat mencapai rata-rata nilai *precision* sebesar 45.64%, *recall* sebesar 50.20%, dan *accuracy* sebesar 81.04%, sedangkan metode K-NN hanya memperoleh *precision* 34.21%, *recall* 45.95%, dan *accuracy* 70.97% [6]. Sedangkan penelitian lain yang dilakukan oleh Abi Nizar S tentang klasifikasi emosi pada cuitan di twitter menggunakan kombinasi metode *Principal Component Analysis* (PCA) dan SVM dengan data yang dikumpulkan sendiri melalui twitter API sebanyak 4.401 tweet mendapat hasil *accuracy* 70,52%, *precision* 74,60%, *recall* 69,80%, dan F1-score 71,20% [2].

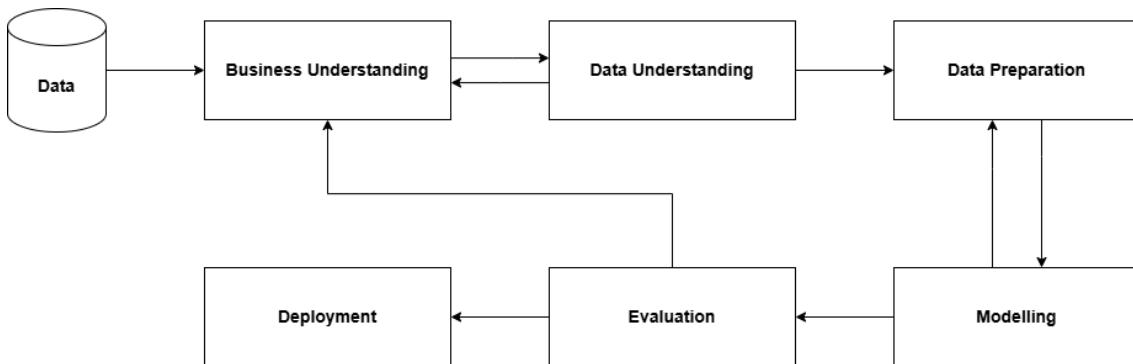
Dalam penelitian ini, algoritma utama yang dipilih untuk pemrosesan bahasa alami (NLP) adalah metode *Support Vector Machine* (SVM). NLP adalah salah satu cabang kecerdasan buatan (AI) yang berfokus pada pengolahan bahasa alami [7]. Klasifikasi emosi adalah proses menempatkan emosi dalam kategori – kategori tertentu dengan tujuan membedakan satu jenis emosi dari yang lain [8].

Sebelum menetapkan SVM sebagai metode utama, eksperimen awal dilakukan menggunakan algoritma lain seperti *Naive Bayes*, *Random Forest*, dan *Long Short-Term Memory* (LSTM), yang merupakan bagian dari teknik *deep learning*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa SVM memiliki tingkat akurasi tertinggi dibandingkan dengan metode lain. Hasil penelitian sebelumnya juga mendukung pemilihan SVM, yang menunjukkan bahwa algoritma ini memiliki kemampuan untuk menghasilkan akurasi yang cukup tinggi.

Tujuan dari penelitian ini yaitu untuk mengembangkan sistem klasifikasi emosi teks pengguna Twitter dengan memanfaatkan algoritma SVM yang dikombinasikan dengan fastText untuk merepresentasikan kata, PCA untuk mereduksi dimensi, dan SMOTE sebagai penyeimbang data. Pendekatan tersebut didikombinasikan bertujuan agar dapat mengevaluasi efektivitas kombinasi metode dalam meningkatkan akurasi, dan mengidentifikasi jenis kernel SVM yang memberikan terforma terbaik.

II. METODE

Pada Penelitian ini menggunakan pendekatan *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRIPS-DM). seperti yang dinyatakan dalam kutipan yang diambil oleh [15], model CRIPS-DM merupakan model yang beroperasi secara iteratif dan interaktif yang terdiri dari enam tahapan, yang bertujuan untuk menemukan pengetahuan dari data. Penelitian ini mencakup beberapa tahapan, berikut adalah alur tahapan metode yang digunakan:



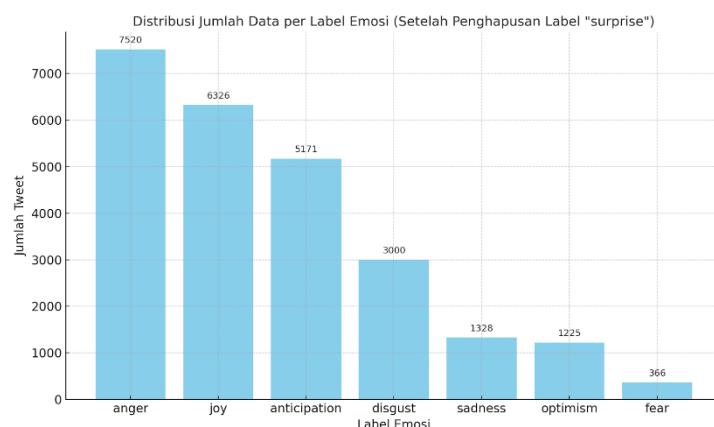
Gambar 1. Flowchart Langkah Penelitian

1. *Bussines Understanding*

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membuat model kualifikasi emosi teks pada Twitter. Masalah utama yang dihadapi adalah dalam hal membangun model klasifikasi yang dapat menangani data tidak terstruktur, dan menemukan kernel SVM dengan kinerja terbaik. Diharapkan tujuan bisnis dapat tercapai dengan melalui kombinasi antara FastText guna representasi kata, PCA untuk pengurangan dimensi, dan SMOTE untuk penyeimbang data.

2. *Data Understanding*

Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari dataset “*Sentimen & Emotion Labelled Tweets*” yang didapatkan dari platform Kaggle, dengan terdiri dari 24.970 tweet berbahasa inggris yang diberi label emosi dan sentimen. Dataset ini memiliki 9 kolom, yang digunakan peneliti hanya kolom teks dan emotion. Label yang memiliki jumlah emosi rendah seperti label emotion dihapus karena dapat menghambat dan menyebabkan ketidak keseimbangan label.



Gambar 2. Diagram Dataset

Pada gambar diatas memperlihatkan perbedaan dalam distribusi label, dimana label *anger*, *joy*, dan *anticipation* memiliki jumlah data yang jauh lebih banyak dibandingkan label *fear*, *optimism*, *disgust*, dan *sadness*.

3. *Data Preprocessing*

Preprocessing Data merupakan tahapan yang dilakukan untuk mempersiapkan data agar siap digunakan saat melakukan proses analisis [10].

3.1 *Text Cleaning*

Sebelum dilakukan pemrosesan, penelitian dimulai dengan pembersihan data teks, seperti menghapus URL, *mention*, hashtag, karakter alfanumerik, dan normalisasi spasi yang berlebihan. Untuk menyeragamkan format kata, teks secara keseluruhan diubah menjadi huruf kecil.

3.2 Tokenisasi

Tokenisasi diterapkan menggunakan pustaka *Natural Language Toolkit* (NLTK), dengan tujuan mengubah setiap kata dalam teks menjadi representasi numerik yang dapat dipahami dan diproses oleh algoritma machine learning [11].

3.3 *Word Embedding* dengan FastText

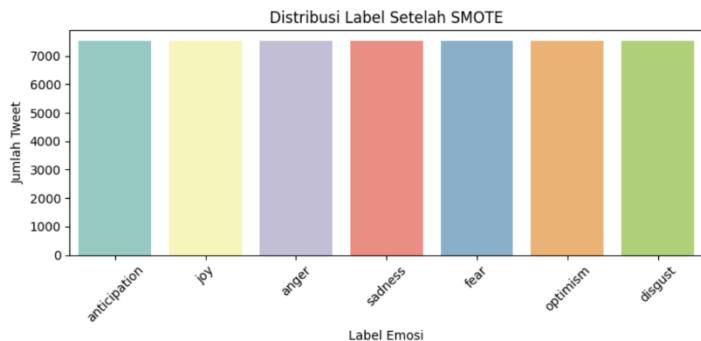
FastText digunakan sebagai model representasi kata dalam kalimat tweet, berfungsi untuk mengubah teks menjadi vektor numerik [11]. Pada penelitian ini, FastText digunakan untuk mengubah kata-kata dalam tweet menjadi vektor berdimensi 300, dengan memanfaatkan model *cc.en.300.bin* melalui pustaka Gensim. Pemilihan FastText didasarkan pada kemampuannya dalam menangani struktur sub-kata dan efisiensinya dalam memproses teks pendek seperti tweet. [11].

3.4 Reduksi Dimensi dengan *Principal Component Analysis* (PCA)

PCA merupakan salah satu metode populer dalam proses reduksi dimensi, yang bertujuan menyederhanakan struktur data dengan menghapus atribut yang tidak terlalu berkontribusi terhadap variasi data [12]. Pada penelitian ini, data X direduksi dimensinya menjadi 80 komponen utama. Reduksi tersebut tetap mampu menyimpan 84,86% dari keseluruhan informasi, sehingga representasi data tetap valid dengan kompleksitas yang berkurang.

3.5 Penyeimbangan Data dengan *Synthetic Minority Oversampling Technique* (SMOTE)

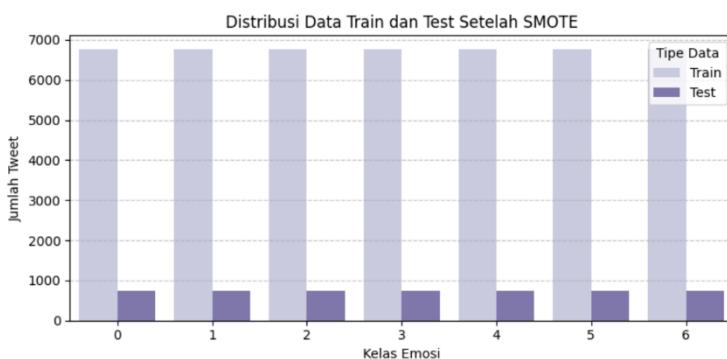
Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE) adalah metode yang digunakan untuk menambah jumlah data pada kelas minoritas sehingga jumlahnya seimbang dengan kelas mayoritas [13]. Dalam studi ini, teknik SMOTE diterapkan setelah data direduksi dimensinya melalui PCA agar proses penyeimbangan kelas dapat berlangsung lebih optimal dan efisien.



Gambar 3. Diagram data seimbang

3.6 Train – Test Split

Train-test split merupakan teknik pembagian data ke dalam dua subset, yakni data latih dan data uji, yang bertujuan menilai performa model terhadap data baru yang belum digunakan saat pelatihan [14]. Pada penelitian ini, data dibagi menjadi dua subset dengan proporsi 90% sebagai data latih dan 10% sebagai data uji. Teknik *stratifikasi* diterapkan untuk menjaga keseimbangan distribusi label di kedua bagian data tersebut.



Gambar 4. Diagram Split Data

4. Modeling

Pengembangan model dilakukan dengan memanfaatkan algoritma *Support Vector Machine* (SVM), yang dirancang untuk mencari garis atau bidang pemisah terbaik guna membedakan antara satu kelas dengan kelas lainnya [14]. Penelitian ini melakukan optimasi hyperparameter pada algoritma SVM melalui metode GridSearchCV guna memperoleh performa klasifikasi yang maksimal.

GridSearchCV adalah komponen dari pustaka scikit-learn yang digunakan untuk melakukan pencarian kombinasi hyperparameter secara sistematis, sekaligus memvalidasi performa beberapa model secara menyeluruh [15]. Dalam penelitian ini, penyesuaian parameter dilakukan terhadap C, gamma, dan jenis kernel. Fokus utama diberikan pada kernel *Radial Basis Function* (RBF) karena kemampuannya yang efektif dalam menangani data yang bersifat non-linear.

5. Evaluasi

Evaluasi performa model dilakukan dengan menggunakan metrik dari *Classification Report*, yang mencakup precision, recall, dan F1-score untuk setiap kategori emosi. Seperti yang dijelaskan dalam kutipan [9] Penilaian yang menyeluruh sangat penting untuk

memastikan bahwa model yang dikembangkan benar-benar memenuhi tujuan klasifikasinya. Seluruh proses pengolahan data dalam penelitian ini dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengelompokkan emosi yang terkandung dalam tweet berbahasa Inggris ke dalam tujuh kategori, yaitu *anger*, *joy*, *anticipation*, *disgust*, *sadness*, *optimism*, dan *fear*. Algoritma *Support Vector Machine* (SVM) digunakan untuk klasifikasi dengan tiga jenis kernel, yaitu linear, radial basis function (RBF), dan polynomial. Sebelum proses pelatihan model, data teks telah direpresentasikan menggunakan FastText dan direduksi dimensinya menggunakan PCA. Untuk distribusi label yang lebih proporsional, teknik SMOTE digunakan untuk menyeimbangkan kelas.

Eksperimen awal dilakukan untuk membandingkan kinerja ketiga kernel. Kernel RBF memiliki akurasi tertinggi sebesar 62%, diikuti oleh kernel linear dan polynomial, seperti yang ditunjukkan dalam Tabel 1.

Tabel 1. Akurasi model berdasarkan kernel

Kernel	Akurasi
Linear	57%
RBF	62%
Polynomial	53%

Temuan awal mengindikasikan bahwa kernel RBF memberikan performa paling optimal, sehingga dipertimbangkan untuk eksperimen lanjutan. Proses evaluasi menggunakan indikator *precision*, *recall*, serta *F1-score* untuk masing-masing label kelas. Nilai evaluasi sebelum proses tuning disajikan dalam Tabel 2.

Tabel 2. Evaluasi model SVM sebelum tunnning.

Label Emosi	Precision	Recall	F1-Score	Support
Anger	0.64	0.87	0.74	1504
Joy	0.55	0.63	0.59	1034
Anticipation	0.41	0.17	0.24	600
Disgust	1.00	0.12	0.22	73
Sadness	0.68	0.75	0.72	1266
Optimism	0.73	0.24	0.36	245
Fear	0.70	0.05	0.10	266

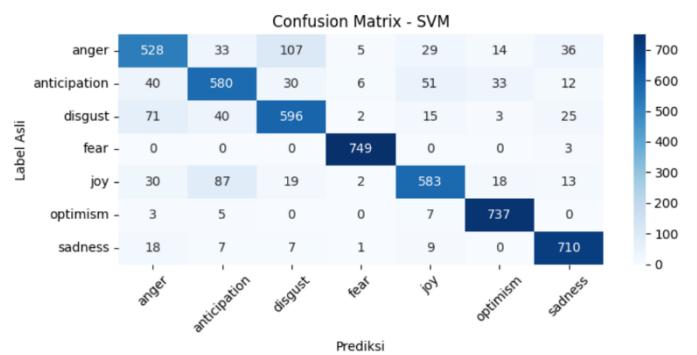
Hasil model memperlihatkan akurasi tinggi pada label mayoritas seperti *anger* dan *sadness*. Namun, akurasi menurun secara signifikan pada label *fear*, *disgust*, dan *optimism*, yang kemungkinan besar disebabkan oleh keterbatasan jumlah sampel serta kemiripan pola bahasa yang menyulitkan proses klasifikasi antar label emosi.

Untuk mengoptimalkan performa model, dilakukan hyperparameter tuning pada model RBF menggunakan metode GridSearchCV dengan skema validasi silang sebanyak tiga kali. Kombinasi parameter terbaik diperoleh pada nilai C sebesar 10, $gamma$ diset ke 'scale', dan penggunaan *kernel* bertipe 'rbf'. Evaluasi performa model setelah proses *tuning* disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Evaluasi model SVM setelah *tunning*.

Label Emosi	Precision	Recall	F1-Score
Anger	0.77	0.70	0.73
Joy	0.77	0.77	0.77
Anticipation	0.79	0.79	0.79
Disgust	0.98	1.00	0.99
Sadness	0.84	0.78	0.81
Optimism	0.92	0.98	0.95
Fear	0.89	0.94	0.92

Proses *tuning* menghasilkan peningkatan performa model yang cukup signifikan. Label-label seperti *disgust*, *fear*, dan *optimism* yang sebelumnya menunjukkan hasil kurang memuaskan kini mengalami lonjakan kinerja yang mencolok. Sebagai ilustrasi, nilai F1-score untuk kelas *disgust* meningkat tajam dari 0,22 menjadi 0,99. Visualisasi evaluasi performa model disajikan melalui confusion matrix pada gambar di bawah.



Gambar 5. Confusion matrix model SVM RBF

Berdasarkan *confusion matrix*, model mampu mengidentifikasi emosi *disgust*, *optimism*, dan *fear* secara akurat masing-masing sebanyak 749, 737, dan 710 tweet. Namun demikian, terdapat beberapa tumpang tindih klasifikasi antar label. Emosi *anger* kerap diklasifikasikan sebagai

anticipation atau *fear*, mengindikasikan adanya kemiripan secara linguistik. Hal serupa juga terjadi pada label *joy*, yang sering tertukar dengan *sadness* dan *optimism*, serta *anticipation* yang kerap salah diklasifikasikan sebagai *anger* maupun *joy*.

Temuan ini sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh [7], yang menjelaskan bahwa perbedaan linguistik antara emosi di media sosial seringkali tidak jelas, sehingga menyulitkan proses klasifikasi otomatis oleh mesin. Sebagai perbandingan, penelitian ini juga mengacu pada studi sebelumnya yang dilakukan oleh [2], di mana metode yang serupa diterapkan pada dataset berbahasa Indonesia dengan lima kategori emosi. Studi tersebut berhasil mencapai akurasi sebesar 70,52%. Meskipun terdapat perbedaan dalam jumlah data berlabel dan perbedaan bahasa pada dataset yang digunakan, model dalam penelitian ini berhasil mencapai akurasi akhir sebesar 85% setelah dilakukan proses *tuning*. Hasil ini menunjukkan bahwa penerapan kombinasi teknik praproses, reduksi dimensi, penyeimbangan kelas, serta optimasi hyperparameter dapat memberikan peningkatan yang signifikan terhadap kinerja model klasifikasi.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, memperoleh hasil sistem klasifikasi emosi pada teks pengguna media sosial Twitter dengan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) yang dikombinasikan dengan FastText, PCA, dan SMOTE. Hasil membuktikan bahwa pendekatan ini mampu meningkatkan akurasi klasifikasi emosi hingga 85% dengan macro F1-score yang tinggi, terutama ketika menggunakan kernel RBF. Temuan ini menunjukkan bahwa metode yang digunakan dapat menangani masalah data tidak seimbang dan dimensi tinggi dalam menganalisis teks emosional.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] K. Arifin and S. I. Al Idrus, ‘Klasifikasi Emosi Pengguna Twitter Terhadap Bakal Calon Presiden Pada Pemilu 2024 Menggunakan Algoritma Naïve Bayes’, *Februari*, vol. 23, no. 1, pp. 37–45, Feb. 2024, doi: 10.53513/jis.v23i1.9558.
- [2] A. N. Sutranggono, ‘KLASIFIKASI EMOSI PADA CUITAN DI TWITTER DENGAN PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS DAN SUPPORT VECTOR MACHINE’, *Jurnal Ilmiah Matematika*, vol. 10, no. 1, pp. 13–20, 2022.
- [3] F. Abdullah, S. F. Pane, and R. Habibi, ‘DETEKSI EMOSI PADA TEKS BERBAHASA INDONESIA MENGGUNAKAN PENDEKATAN ENSEMBLE’, *JTT (Jurnal Teknologi Terapan)*, vol. 10, no. 2, pp. 80–90, Sep. 2024, doi: 10.31884/jtt.v10i2.551.
- [4] J. Ranganathan and A. Tzacheva, ‘Emotion Mining in Social Media Data’, *Procedia Comput Sci*, vol. 159, pp. 58–66, 2019, doi: 10.1016/j.procs.2019.09.160.
- [5] E. Junianto, M. Puspitasari, S. I. Zakaria, T. Arifin, and I. W. P. Agung, ‘Klasifikasi Emosi pada Teks Berbahasa Inggris Menggunakan Pendekatan Ensemble Bagging’, *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi*, vol. 13, no. 4, pp. 272–281, Nov. 2024, doi: 10.22146/jnteti.v13i4.14440.
- [6] D. Ardiada, M. Sudarma, and D. Giriantari, ‘Text Mining pada Sosial Media untuk Mendeteksi Emosi Pengguna Menggunakan Metode Support Vector Machine dan K-

- Nearest Neighbour', *Majalah Ilmiah Teknologi Elektro*, vol. 18, no. 1, pp. 55–60, Mar. 2019, doi: 10.24843/MITC.2019.v18i01.P08.
- [7] A. N. Rohman, E. Utami, and S. Raharjo, 'Deteksi Kondisi Emosi pada Media Sosial Menggunakan Pendekatan Leksikon dan Natural Language Processing', *Eksplora Informatika*, vol. 9, no. 1, pp. 70–76, Sep. 2019, doi: 10.30864/eksplora.v9i1.277.
 - [8] N. I. Raharko and Y. Yamasari, 'Klasifikasi Emosi Ulasan Produk E-Commerce Menggunakan Support Vector Machine', *Journal of Informatics and Computer Science*, vol. 6, no. 2, pp. 606–616, 2024, doi: 10.26740/jinacs.v6n03.p606-616.
 - [9] A. Ristyawan, A. Nugroho, and T. K. Amarya, 'Optimasi Preprocessing Model Random Forest Untuk Prediksi Stroke', *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 12, no. 1, pp. 29–44, Mar. 2025, doi: 10.35957/jatisi.v12i1.9587.
 - [10] A. Putri *et al.*, 'Komparasi Algoritma K-NN, Naive Bayes dan SVM untuk Prediksi Kelulusan Mahasiswa Tingkat Akhir', *Institut Riset dan Publikasi Indonesia (IRPI) MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science Journal Homepage*, vol. 3, no. 1, pp. 20–26, Apr. 2023, doi: 10.57152/malcom.v3i1.610.
 - [11] M. M. Kusairi and S. Agustian, 'SVM Method with FastText Representation Feature for Classification of Twitter Sentiments Regarding the Covid-19 Vaccination Program', *Jurnal Teknologi Informasi & Komunikasi Digital Zone*, vol. 13, no. 2, pp. 140–150, May 2022, doi: 10.31849/digitalzone.v13i2.
 - [12] A. S. Ritonga and I. Muhandhis, 'TEKNIK DATA MINING UNTUK MENKLASIFIKASIKAN DATA ULASAN DESTINASI WISATA MENGGUNAKAN REDUKSI DATA PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS (PCA)', *Jurnal Ilmiah Edutic*, vol. 7, no. 2, pp. 124–133, 2021, doi: 10.21107/edutic.v7i2.9247.
 - [13] M. Sulistiyono, Y. Pristyanto, S. Adi, and G. Gumelar, 'Implementasi Algoritma Synthetic Minority Over-Sampling Technique untuk Menangani Ketidakseimbangan Kelas pada Dataset Klasifikasi', *SISTEMASI: Jurnal Sistem Informasi*, vol. 10, no. 2, pp. 445–459, Jun. 2021, doi: 10.32520/stmsi.v10i2.1303.
 - [14] Derisma and F. Febrian, 'Perbandingan Teknik Klasifikasi Neural Network, Support Vector Machine, dan Naive Bayes dalam Mendeteksi Kanker Payudara', *BINA INSANI ICT JOURNAL*, vol. 7, no. 1, pp. 53–62, Jun. 2020, doi: 10.51211/biict.v7i1.1343.
 - [15] Z. M. E. Darmawan and A. F. Dianta, 'Implementasi Optimasi Hyperparameter GridSearchCV Pada Sistem Prediksi Serangan Jantung Menggunakan SVM', *Teknologi: Jurnal Ilmiah Sistem Informasi*, vol. 13, no. 1, pp. 8–15, Jan. 2023, doi: 10.26594/teknologi.v13i1.3098.