

ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENGGUNA GOJEK MENGUNAKAN METODE *SUPPORT VECTOR MACHINE*

Dewi Masitoh¹⁾, Ahmad Alif Candra Selamat²⁾, Sinta Devi Rahmawati³⁾, Adinda Bintang Oktavia⁴⁾, Arif Setiawan⁵⁾
Program Studi Sistem Informasi, Universitas Muria Kudus^{1,2,3,4,5)}

dewimsthhh@gmail.com¹⁾, alifcandra097@gmail.com²⁾, devintarahmawati867@gmail.com³⁾,
adindabintang1023@gmail.com⁴⁾, arif.setiawan@umk.ac.id⁵⁾

Abstrak

Kemajuan teknologi digital telah mendukung pertumbuhan layanan transportasi daring seperti Gojek. Penelitian ini menggunakan pendekatan klasifikasi dengan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) untuk menganalisis sentimen dari review pengguna Gojek. Sebanyak 2001 ulasan dari tahun 2017–2024 diambil dari Kaggle. Proses meliputi *preprocessing* (*case folding*, tokenisasi, *filtering*, dan *stemming*), lalu transformasi data menggunakan TF-IDF. Sentimen diklasifikasi menjadi positif, negatif, dan netral berdasarkan rating. Model SVM dilatih dengan data 80:20 untuk pelatihan dan pengujian. Hasil menunjukkan akurasi 84,75%, dengan *f1-score* prediksi paling akurat dalam kelas positif (0,89) dan terendah pada kelas netral (0,00). Rata-rata berbobot *precision*, *recall*, dan *f1-score* masing-masing 0,83, 0,85, dan 0,83. SVM terbukti efektif untuk klasifikasi sentimen, meskipun akurasi pada kelas netral masih perlu ditingkatkan

Kata kunci: *Analisis Sentimen, Support Vector Machine (SVM), Ulasan Pengguna, Gojek, TF-IDF*

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi di Indonesia telah memberikan kontribusi secara signifikan terhadap peningkatan berbagai aktivitas manusia, termasuk dalam sektor transportasi yang kini semakin bergantung pada platform digital. Fenomena ini terlihat dari maraknya layanan transportasi berbasis daring yang menjangkau berbagai kota besar di Indonesia. Salah satu penyedia layanan transportasi digital yang menonjol di Indonesia adalah Gojek. Perusahaan ini, didirikan oleh Nadiem Makarim, PT Aplikasi Karya Anak Bangsa Resmi beroperasi sejak tahun 2010 di Jakarta, dan kini dikenal sebagai salah satu perusahaan *decacorn* asal Indonesia. Dalam pelaksanaannya, Gojek menghadirkan aplikasi yang tersedia di berbagai platform dan mengintegrasikan teknologi smartphone untuk mendukung operasionalnya secara efisien[1].

Peningkatan jumlah pengguna internet di Indonesia merupakan salah satu faktor pendorong perubahan ini, dimana laporan oleh *We Are Social* pada tahun 2023 mencatat bahwa akses internet telah menjangkau 77% dari seluruh penduduk. Dengan basis pengguna yang tersebar secara luas di berbagai daerah, Gojek menerima jutaan ulasan dari konsumen yang merefleksikan pandangan mereka terhadap kualitas layanan yang diberikan. Ulasan tersebut baik dalam bentuk apresiasi maupun kritik menjadi sumber data yang bernilai strategis bagi

perusahaan dalam meningkatkan kepuasan pelanggan serta melakukan perbaikan berkelanjutan terhadap kinerja layanan yang ditawarkan[2].

Pemanfaatan data ulasan pengguna dapat dilakukan melalui pendekatan analisis sentimen. Analisis sentimen sendiri merupakan bagian dari *text mining* yang bertujuan untuk mengidentifikasi serta mengelompokkan opini pengguna berdasarkan kecenderungan sentimen yang terkandung dalam teks, baik positif maupun negatif[3]. Proses analisis ini diawali pemberian nilai bobot terhadap kata-kata dilakukan menggunakan pendekatan TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*), lalu dilanjutkan dengan proses klasifikasi melalui algoritma *machine learning*.

Fokus studi ini adalah pemanfaatan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) untuk mengkaji sentimen dalam review pengguna aplikasi Gojek. Pemilihan SVM didasarkan pada kemampuannya yang tinggi dalam mengolah dan mengklasifikasikan data teks dengan akurasi yang baik. Melalui pendekatan ini, diharapkan dapat diperoleh gambaran mengenai persepsi pengguna terhadap berbagai aspek layanan Gojek serta menghasilkan masukan yang konstruktif untuk mendukung peningkatan kualitas layanan ke depannya.

2. Kajian Pustaka dan pengembangan hipotesis

2.1. Analisis Sentimen

Analisis sentimen tergolong bagian dari bidang data mining yang berfokus pada kajian identifikasi dan pengelompokan dokumen berdasarkan ekspresi opini maupun emosi yang terkandung dalam text. Tujuan utama dari analisis ini adalah untuk mengekstraksi makna subjektif dari suatu teks, seperti pendapat, perasaan, atau evaluasi terhadap suatu topik, produk, atau layanan. Pendekatan ini menggunakan *Natural Language Processing* (NLP) untuk mendeteksi kecenderungan sentimen dalam teks, apakah bersifat positif, negatif, atau netral. Melalui penerapan analisis sentimen, sistem mampu secara otomatis dan efisien menginterpretasikan tanggapan pengguna terhadap suatu entitas[4].

2.2. Preprocessing Data

Praproses teks adalah tahapan awal dalam transformasi data yang belum sesuai atau tidak terstruktur menjadi format yang lebih terorganisir dan siap untuk dianalisis[5].

Dalam penelitian ini, tahap *preprocessing* data mencakup beberapa proses utama antara lain:

- a. *Case Folding* – Pada tahap ini, seluruh huruf dalam teks dikonversi dalam bentuk *lowercase* guna menjaga konsistensi format penulisan dan memudahkan pemrosesan selanjutnya.
- b. *Tokenizing* – Tahapan menguraikan kalimat menjadi unit linguistik yang lebih kecil, misalnya dalam bentuk kata, kelompok kata, ataupun kalimat. Pemisahan ini biasanya dilakukan dengan memanfaatkan tanda pemisah seperti jarak antar huruf, jeda baris, maupun karakter kosong lainnya.
- c. *Filtering* – Merupakan tahap penyaringan yang menargetkan penghapusan istilah umum yang sering muncul tetapi tidak membawa nilai informasi yang berarti dalam proses analisis, seperti kata-kata *stopword*.
- d. *Stemming* – Proses mengembalikan kata turunan atau kata berimbuhan ke bentuk dasarnya (*root word*) menggunakan algoritma tertentu, agar diperoleh representasi kata yang lebih seragam.

2.3. Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)

Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) digunakan sebagai teknik pembobotan kata diterapkan dalam pemrosesan teks guna menilai tingkat signifikansi sebuah kata dalam satu dokumen relatif terhadap seluruh korpus teks. Nilai bobot akan meningkat jika frekuensi kemunculan kata dalam satu dokumen tertentu, namun bobotnya akan menurun apabila kata yang sama juga muncul di dokumen lainnya. Pendekatan ini menggabungkan

frekuensi kata pada tingkat dokumen individu dan keseluruhan korpus, sehingga mampu menyoroti kata-kata yang paling representatif dan relevan dalam proses analisis teks[2].

2.4 Support Vector Machine (SVM)

Salah satu algoritma yang diterapkan *machine learning* yang berperan dalam pengklasifikasian data berdasarkan fitur tertentu adalah *Support Vector Machine* (SVM). Algoritma ini bekerja dengan menentukan sebuah batas pemisah (*hyperplane*) yang paling efektif dalam memisahkan kategori data. *Hyperplane* yang digunakan oleh SVM dapat berbentuk garis pada ruang dua dimensi atau berupa bidang dalam ruang berdimensi lebih besar, seiring dengan kompleksitas serta karakteristik data yang dianalisis. Algoritma SVM diperkenalkan pada tahun 1963 oleh tim peneliti yakni Vladimir N. Vapnik dan Alexey Ya. Chervonenkis. Pada 1992, Vapnik bersama Bernhard Boser dan Isabelle Guyon menyempurnakan algoritma ini, menjadikannya lebih efisien dan luas penerapannya di berbagai bidang aplikasi[6].

3. Metode Penelitian

3.1. Sumber Data

Studi ini memanfaatkan data berformat CSV yang diunduh melalui situs Kaggle[7]. Dataset ini berjumlah 2001 data ulasan pengguna aplikasi Gojek yang dikumpulkan dari tahun 2017 hingga 2024. Data yang dikumpulkan berupa teks ulasan pengguna, yang selanjutnya digunakan dalam proses analisis sentimen. Setelah tahap pengumpulan, data kemudian diproses dan disiapkan untuk kebutuhan pelatihan dan pengujian model klasifikasi[8].

3.2. Model Penelitian

Penelitian ini dibangun dalam bentuk alur sistematis yang mencakup lima tahapan utama, yaitu:

- a. Pemrosesan awal tahap data (*preprocessing*),
- b. Transformasi data menjadi fitur numerik dengan pendekatan TF-IDF,
- c. Penentuan kelas sentimen berdasarkan skor rating,
- d. Pembangunan model klasifikasi menggunakan algoritma SVM, dan
- e. Pengujian performa model dengan metrik evaluasi.

3.3. Definisi Operasional Variabel

Penelitian ini melibatkan beberapa variabel yang didefinisikan sebagai berikut:

- a. Input: Teks ulasan pengguna aplikasi Gojek yang menjadi objek analisis
- b. Label Sentimen : Kategori yang ditentukan dari skor rating, yaitu positif, negatif dan netral.
- c. Fitur : Representasi numerik dari kata-kata dalam ulasan, yang diperoleh melalui metode pembobotan TF-IDF

3.4. Metode Analisis Data

Analisis dilakukan melalui beberapa tahapan terstruktur, yaitu:

- a. *Preprocessing* Data
Data teks dibersihkan melalui proses *case folding* (mengonversi *lowercase*), *tokenizing* (memisahkan teks ke dalam unit kata), *filtering* (menghapus istilah non-esensial/*stopwords*), serta *stemming* (mengembalikan kata ke bentuk dasarnya)
- b. Ekstraksi Fitur
Teks hasil *preprocessing* diubah menjadi vektor numerik menggunakan metode TF-IDF untuk mewakili tingkat kepentingan setiap kata dalam dokumen.
- c. Pembagian Data
Dataset dibagi menggunakan metode *hold-out*, dengan proporsi 80% dialokasikan untuk melatih model dan 20% untuk pengujian model

- d. Klasifikasi dengan SVM
Algoritma *Support Vector Machine* guna membangun model pengelompokan yang mampu memisahkan ulasan ke dalam tiga kategori sentimen.
- e. Evaluasi Model
Untuk menilai efektivitas model dalam melakukan klasifikasi terhadap data teks, digunakan metrik evaluasi berupa akurasi, presisi, recall, dan f1-score[9].

4. Hasil dan Pembahasan

4.1. *Scrapping Data*

Proses pengambilan informasi diterapkan melalui pendekatan *web scraping* dengan bantuan bahasa pemrograman Python. Dataset tersebut melalui tahapan praproses sebelum digunakan dalam analisis lebih lanjut. Tahapan praproses tersebut mencakup pembersihan teks, tokenisasi, filtering, serta stemming. Data yang dijadikan sampel dalam studi ini difokuskan pada ulasan pengguna yang merepresentasikan sentimen terhadap layanan Gojek. Tabel 1 menyajikan hasil dari tahap *preprocessing* data.

Tabel 1. Tahap *Preprocessing*.

<i>No</i>	<i>Proses</i>	<i>Hasil</i>
1	Data Awal	Kenapa tidak ada opsi login with email??? Tolong ditambahkan opsi ini jika nomer hp hilang dan memerlukan login cepat untuk menggunakan aplikasi. Saya hilang handphone dan harus register new account karena akun lama harus login with phone number sedangkan saat itu malam hari dan belum bisa ke gerai provider. Padahal gopay masih di akun yang hilang bersama handphone saya. Trims.
2	Cleaning	kenapa tidak ada opsi login with email??? tolong ditambahkan opsi ini jika nomer hp hilang dan memerlukan login cepat untuk menggunakan aplikasi. saya hilang handphone dan harus register new account karena akun lama harus login with phone number sedangkan saat itu malam hari dan belum bisa ke gerai provider. padahal gopay masih di akun yang hilang bersama handphone saya. trims.
3	Tokenizing	['kenapa', 'tidak', 'ada', 'opsi', 'login', 'with', 'email', '?', '?', '?', 'tolong', 'ditambahkan', 'opsi', 'ini', 'jika', 'nomer', 'hp', 'hilang', 'dan', 'memerlukan', 'login', 'cepat', 'untuk', 'menggunakan', 'aplikasi', '.', 'saya', 'hilang', 'handphone', 'dan', 'harus', 'register', 'new', 'account', 'karena', 'akun', 'lama', 'harus', 'login', 'with', 'phone', 'number', 'sedangkan', 'saat', 'itu', 'malam', 'hari', 'dan', 'belum', 'bisa', 'ke', 'gerai', 'provider', '.', 'padahal', 'gopay', 'masih', 'di', 'akun', 'yang', 'hilang', 'bersama', 'handphone', 'saya', '.', 'trims', '.']
4	Filtering	['opsi', 'login', 'with', 'email', 'ditambahkan', 'opsi', 'nomer', 'hp', 'hilang', 'memerlukan', 'login', 'cepat', 'menggunakan', 'aplikasi', 'hilang', 'handphone', 'register', 'new', 'account', 'akun', 'lama', 'login', 'with', 'phone', 'number', 'malam', 'hari', 'gerai', 'provider', 'padahal', 'gopay', 'akun', 'hilang', 'bersama', 'handphone', 'trims']
5	Stemming	['opsi', 'login', 'with', 'email', 'tambah', 'opsi', 'nomer', 'hp', 'hilang', 'perlu', 'login', 'cepat', 'guna', 'aplikasi', 'hilang', 'handphone', 'register', 'new', 'account', 'akun', 'lama', 'login', 'with', 'phone', 'number', 'malam', 'hari', 'gerai', 'provider', 'padahal', 'gopay', 'akun', 'hilang', 'sama', 'handphone', 'trims']

4.2. Hasil Implementasi TF-IDF

Setelah melalui tahapan *preprocessing*, data dikonversi menjadi vektor numerik menggunakan metode TF-IDF. Pembobotan dilakukan dengan bantuan pustaka *Scikit-Learn* pada bahasa pemrograman Python, untuk merepresentasikan pentingnya setiap *term* dalam korpus. Hasil implementasi TF-IDF disajikan dalam Gambar 1.

No	good	gojek	driver	mantap	sangat	bantu	baik
0	1	1.0	0.000000	0.000000	0.000000	0.0	0.0
1	2	0.0	0.000000	0.000000	0.000000	0.0	0.0
2	3	0.0	0.000000	0.000000	0.000000	0.0	0.0
3	4	0.0	0.077026	0.000000	0.042458	0.0	0.0
4	5	0.0	0.000000	0.000000	0.000000	0.0	0.0
5	6	0.0	0.000000	0.000000	0.000000	0.0	0.0
6	7	0.0	0.000000	0.000000	0.000000	0.0	0.0
7	8	0.0	0.000000	0.000000	0.000000	0.0	0.0
8	9	0.0	0.000000	0.000000	0.000000	0.0	0.0
9	10	0.0	0.069724	0.074006	0.000000	0.0	0.0

Gambar 1. Hasil Implementasi TF-IDF

4.3. Pelabelan

Berdasarkan hasil pelabelan sentimen yang dilakukan terhadap data ulasan pengguna Gojek, diperoleh distribusi sentimen sebagai berikut: sebanyak 57,25% ulasan termasuk dalam kategori positif, 38,60% termasuk dalam kategori negatif, dan hanya 4,15% termasuk netral. Pelabelan ini didasarkan pada nilai *rating*, di mana *rating* di bawah 3 dikategorikan sebagai negatif, *rating* sama dengan 3 sebagai netral, dan *rating* di atas 3 sebagai positif.

Proses pelabelan ini memungkinkan konversi data numerik menjadi data kategorik yang lebih mudah dianalisis secara sentimen. Hasil distribusi ini menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna memberikan ulasan yang positif terhadap layanan Gojek, meskipun masih terdapat proporsi yang cukup besar dari ulasan negatif. Sementara itu, ulasan netral jumlahnya relatif kecil, menunjukkan bahwa mayoritas pengguna cenderung memiliki pendapat yang jelas, baik puas maupun tidak puas. Distribusi ini menjadi landasan penting dalam analisis sentimen selanjutnya, terutama dalam membangun dan mengevaluasi model klasifikasi seperti *Support Vector Machine* (SVM). Hasil dari pelabelan data disajikan dalam Tabel 2.

Tabel 2. Tabel Distribusi Sentimen

Sentimen	Distribusi Label Sentimen	
	Jumlah	Presentase (%)
Positif	1145	57.25
Negatif	772	38.60
Netral	83	4.15

4.4. Hasil Evaluasi Support Vector Machine

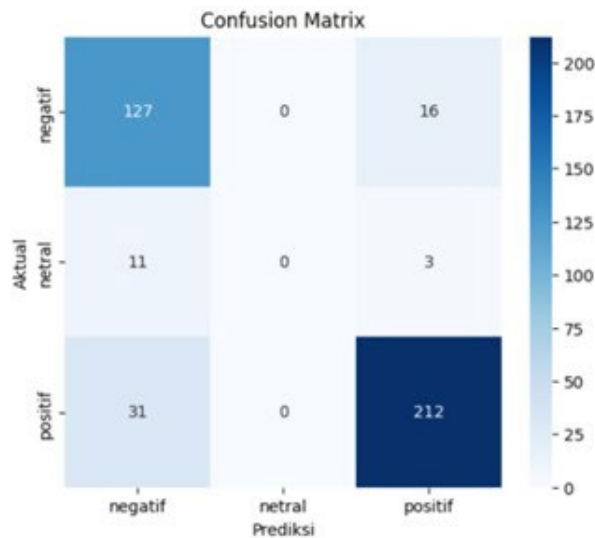
Proses pembagian data dilakukan dengan memisahkannya ke dalam dua kelompok, 80% dialokasikan untuk pelatihan model dan sisanya 20% digunakan untuk pengujian. Pemisahan data ini dilakukan secara acak dengan pengaturan yang memastikan konsistensi hasil pada setiap percobaan. Sebanyak 400 sampel data uji digunakan sebagai menilai performa model *Support Vector Machine* (SVM) yang telah dilatih. Tabel 3 menyajikan hasil evaluasi model secara menyeluruh.

Tabel 3. Model Support Vector Machine

<i>Sentimen</i>	<i>Evaluasi Model Support Vector Machine</i>			
	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-score</i>	<i>Support</i>
Negatif	0.75	0.89	0.81	143
Netral	0.00	0.00	0.00	14
Positif	0.92	0.87	0.89	234
<i>accuracy</i>			0.85	400
<i>Macro avg</i>	0.56	0.59	0.57	400
<i>Weighted avg</i>	0.83	0.85	0.83	400

Hasil evaluasi menunjukkan akurasi sebesar 84,75%, yang menandakan bahwa mayoritas prediksi model sesuai dengan label sebenarnya. Hal ini mengindikasikan bahwa model SVM memiliki kecakapan dalam mengenali pola dan memberikan prediksi tepat pada data yang sebelumnya tidak dikenali[10].

- a. Evaluasi Berdasarkan Setiap Kelas
 - Sentimen negatif: Model mencatat *precision* sebesar 0.75, *recall* 0.89, dan *f1-score* 0.81, model mampu mengenali data negatif dengan akurasi yang cukup baik.
 - Sentimen Netral: Seluruh nilai evaluasi (*precision*, *recall*, dan *f1-score*) adalah 0.00, menandakan bahwa model tidak mampu mengidentifikasi terhadap data netral.
 - Sentimen Positif: *Precision* mencapai 0.92, *recall* 0.87, dan *f1-score* 0.89, yang mencerminkan kinerja sangat baik dalam mengenali sentimen positif.
- b. Evaluasi Agregat
 - Akurasi keseluruhan model adalah 0.8475, yang berarti sekitar 85% data berhasil diklasifikasikan dengan benar.
 - Rata-rata makro (macro average) menunjukkan *precision* 0.56, *recall* 0.59, dan *f1-score* 0.57, mengindikasikan ketidakseimbangan performa antar kelas.
 - *Weighted average* mencapai *precision* 0.83, *recall* 0.85, dan *f1-score* 0.83, mencerminkan kemampuan lebih representatif karena mempertimbangkan proporsi data tiap kelas.



Gambar 2. Confusion Matrix

Gambar *confusion matrix* berikut menampilkan hasil evaluasi kinerja metode *Support Vector Machine* (SVM) untuk mengelompokkan sentimen review pengguna Gojek dalam tiga kelas, yakni negatif, netral, maupun positif. Berdasarkan hasil pengujian terhadap 400 data uji, model berhasil mengklasifikasikan 127 ulasan negatif secara benar, namun terdapat 16 ulasan negatif yang keliru diklasifikasikan sebagai positif. Untuk kategori netral, performa model tergolong rendah, di mana hanya 3 ulasan netral yang berhasil diklasifikasikan dengan tepat, sementara 11 lainnya justru diprediksi sebagai negatif. Tidak ada ulasan yang diprediksi sebagai netral, menunjukkan bahwa model tidak sensitif terhadap kelas ini. Pada kelas positif, performa model tergolong baik berhasil mengidentifikasi 212 ulasan secara tepat, walaupun masih terdapat 31 ulasan positif yang salah diprediksi sebagai negatif.

Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa penerapan metode SVM menunjukkan kinerja yang cukup optimal dalam membedakan antara sentimen positif dan negatif, tetapi memiliki keterbatasan dalam mengenali sentimen netral. Ketidakseimbangan distribusi data antar kelas atau kurangnya fitur representatif untuk kelas netral dapat menjadi penyebab rendahnya performa pada kelas tersebut. Oleh karena itu, meskipun akurasi model tergolong tinggi, hasil analisis melalui *confusion matrix* memperlihatkan bahwa masih ada aspek yang perlu ditingkatkan, khususnya dalam hal deteksi sentimen netral agar klasifikasi menjadi lebih seimbang dan representatif.

5.2.Saran

Untuk meningkatkan akurasi klasifikasi, khususnya pada ulasan bersentimen netral, disarankan agar penelitian lanjutan menerapkan teknik penyeimbangan data serta mempertimbangkan penggunaan algoritma lain yang mampu menangani distribusi data yang tidak merata secara lebih efektif.

Referensi

- [1] M. N. Muttaqin and I. Kharisudin, “Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Gojek Menggunakan Metode Support Vector Machine dan K Nearest Neighbor,” *UNNES J. Math.*, vol. 10, no. 2, pp. 22–27, 2021, [Online]. Available: <http://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/ujm>
- [2] M. Iqrom, M. Afdal, R. Novita, M. Rahmawita, and T. K. Ahsyar, “SENTIMENT ANALYSIS OF GOJEK , GRAB , AND MAXIM APPLICATIONS USING SUPPORT VECTOR MACHINE ALGORITHM,” vol. 10, no. 1, 2025.
- [3] S. H. Hasanah, M. R. Maulana, and D. Nurdiana, “Gojek Data Analysis Through Text Mining Using Support Vector Machine (Svm) and K-Nearest Neighbor (Knn),” *Barekeng*, vol. 19, no. 2, pp. 889–902, 2025, doi: 10.30598/barekengvol19iss2pp889-902.
- [4] I. S. K. Idris, Y. A. Mustofa, and I. A. Salihi, “Analisis Sentimen Terhadap Penggunaan Aplikasi Shopee Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM),” *Jambura J. Electr. Electron. Eng.*, vol. 5, no. 1, pp. 32–35, 2023, doi: 10.37905/jjee.v5i1.16830.
- [5] K. D. Indarwati and H. Februariyanti, “Analisis Sentimen Terhadap Kualitas Pelayanan Aplikasi Gojek Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier,” *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 10, no. 1, 2023, doi: 10.35957/jatisi.v10i1.2643.
- [6] H. S. W. Hovi, A. Id Hadiana, and F. Rakhmat Umbara, “Prediksi Penyakit Diabetes Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM),” *Informatics Digit. Expert*, vol. 4, no. 1, pp. 40–45, 2022, doi: 10.36423/index.v4i1.895.
- [7] I. Satrio, “App Store Gojek Reviews,” Kaggle. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/imamsatrio/app-store-gojek-reviews>
- [8] V. Dwi Antonio, S. Efendi, and H. Mawengkang, “Sentiment analysis for covid-19 in Indonesia on Twitter with TF-IDF featured extraction and stochastic gradient descent,” *Int. J. Nonlinear Anal. Appl.*, vol. 13, no. 1, pp. 2008–6822, 2022, [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.22075/ijnaa.2021.5735>
- [9] T. Tukino and F. Fifi, “Penerapan Support Vector Machine Untuk Analisis Sentimen Pada Layanan Ojek Online,” *J. Desain Dan Anal. Teknol.*, vol. 3, no. 2, pp. 104–113, 2024, doi: 10.58520/jddat.v3i2.59.
- [10] N. Fitriyah, B. Warsito, and D. A. I. Maruddani, “Analisis Sentimen Gojek Pada Media Sosial Twitter Dengan Klasifikasi Support Vector Machine (Svm),” *J. Gaussian*, vol. 9, no. 3, pp. 376–390, 2020, doi: 10.14710/j.gauss.v9i3.28932.