Sentiment Analysis of GoRide Services on Twitter Social Media Using Naive Bayes Algorithm

Puti Utari Maharani, Nonong Amalita*, Atus Amadi Putra, Fadhilah Fitri

Departemen Statistika, Universitas Negeri Padang, Padang, Indonesia *Corresponding author: nongaditya@gmail.com

Revised: 10 Maret 2023 **Revised**: 08 Mei 2023 **Accepted**: 17 Mei 2023

ISSN(*Online*): 2985-475X

ABSTRACT

Online motorcycle taxi is an application-based transportation technology innovation. Online motorcycles offer relatively low prices and offer discount features. However, the existence of online motorcycles creates congestion problems and conflicts between conventional transports. One such online motorcycle taxi service is GoRide. This GoRide feature is derived from the Gojek application. The emergence of GoRide raises public opinion and wants to judge an object openly through social media, one of which is Twitter. The assessment given by society is an analytical textual opinion. Sentiment analysis is used to detect opinions in the form of a person's judgment, evaluation, attitude, and emotion. The textual classification algorithm used in this study was Naive Bayes. This research aims to find out the public sentiment towards GoRide's service as an online motorcycle taxi in positive and negative categories and to find out the accuracy results of the Naive Bayes algorithm against GoRide's service. Research data was obtained using the API provided by Twitter developers. Analysis techniques are performed by text preprodeing, data labelling, word weighting, classification, then performance evaluation of classification. The results of the positive category sentiment classification are 698 data, while the negative category sentiment is 517 data. The Naive Bayes algorithm's performance evaluation results obtained an accuracy rate of 77.78%. So as a whole, GoRide can be categorized as a good service.

Keywords: GoRide, Naive Bayes, Sentiment Analysis, Twitter



This is an open access article under the Creative Commons 4.0 Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited. ©2022 by author and Universitas Negeri Padang.

I. PENDAHULUAN

Gojek merupakan alat transportasi berbasis aplikasi *online* yang paling banyak digunakan oleh masyarakat. Keunggulan yang dimiliki Gojek adalah mengutamakan keamanan dan kenyamanan bagi penggunanya (Djamhari, 2017). Gojek menyediakan jasa transportasi ojek *online* yang dinamai GoRide. GoRide memberikan kemudahan dalam pelayanan yaitu harga yang relatif murah, mudah dalam menemukan *driver*, pembayaran secara tunai, dan menyediakan fitur diskon bagi pengguna (Ferdila dan Anwar, 2021). Pendapat masyarakat terhadap pelayanan GoRide mendapatkan kesan yang positif, karena membantu dan memudahkan aktivitas masyarakat (Anggraeni, 2021). Pada penelitian Amalia *et al.*, (2021) keberadaan GoRide diterima secara baik oleh masyarakat karena cepat dalam merespon orderan sehingga lebih nyaman dan aman saat digunakan. Selain kesan positif yang terima, GoRide juga mendapatkan kesan yang kurang menyenangkan dari masyarakat yaitu GoRide mengakibatkan kemacetan lalu lintas dan menimbulkan konflik antar ojek *onlie* dan ojek pangkalan (Dalimunthe & Nofryanti, 2020).

Berbagai macam spekulasi yang datang kepada GoRide. Membuat masyarakat beropini dan ingin memberi penilaian terhadap suatu objek secara terbuka melalui media sosial Twitter. Twitter menyediakan wadah kepada pengguna untuk memberikan opini terhadap suatu objek, mengungkapkan kepuasan atau kekecewaan (Rezeki, 2020). Menurut Sultan & Silviana Purwanti (2022), Twitter juga dijadikan sarana untuk mengeksepsikan opini karena pengguna Twitter dikenal kritis dalam menyikapi suatu topik pembicaraan melalui *tweet*. Sehingga *tweet* yang telah diberikan publik didapatkan informasi sehingga dapat menjadi sumber data tekstual (*tweet*) (Thoriq *et al.*, 2021).

Apabila diobservasi lebih lanjut terhadap *tweet* yang diberikan, didapatkan sebuah sentimen dan dapat dianalisis melalui analisis sentimen. Analisis sentimen bertujuan untuk mendeteksi opini seseorang terhadap sebuah objek atau layanan (Liu, 2012). Algoritma klasifikasi teks yang digunakan untuk mengelompokkan data opini ke dalam dua kelas yaitu kelompok positif dan negatif, salah satunya adalah *Naive Bayes*. Kelebihan dari *Naive Bayes* adalah algoritma yang sederhana namun menghasilkan akurasi yang tinggi (Han & Kamber, 2006). Hasil penelitian Muttaqin &

Kharisudin (2021) mengenai sentimen masyarakat terhadap ojek *online* dengan menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) dan *K-Nearest Neighbor* (KNN) diperoleh hasil bahwa SVM memperoleh ketepatan klasifikasi sangat baik dengan nilai akurasi sebesar 87,98%. Selanjutnya Permadi (2020) juga meneliti tentang *review* restoran di Singapura menggunakan *Naive Bayes*. Hasil evaluasi kinerja klasifikasi diperoleh nilai akurasi sebesar 73%. Kemudian hasil penelitian (Agustian, 2022) mengenai sentimen terhadap pengguna kendaraan listrik menggunakan *Naive Bayes*. Hasil evaluasi kinerja klasifikasi diperoleh akurasi sebesar 80%.

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui sentimen masyarakat terhadap pelayanan Gojek pada salah satu fitur ojek *online* yang disebut GoRide ke dalam kategori positif dan kategori negatif dan untuk mengetahui hasil akurasi algoritma *Naive Bayes* terhadap pelayanan GoRide sebagai ojek *online*. Sehingga hasil penelitian ini dapat bermanfaat bagi pihak Gojek dalam meningatkan kualitas layanan dalam mempertahankan kepercayaan masyarakat dan dapat digunakan sebagai rujukan bagi peneliti selanjutnya.

II. METODE PENELITIAN

A. Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan mekanisme untuk mencermati, mengekstraksi, dan mengolah data tekstual untuk memperoleh ulasan sentimen yang terdapat dalam satu kalimat. Analisis sentimen dapat mengklasifikasikan keseluruhan isi dokumen baik secara sentimen positif dan sentimen negatif (Liu, 2012). Adapun langkah-langkah yang dilakukan pada analisis sentimen (Muhammadi et al., 2022) yaitu sebagai berikut. Pertama melakukan proses crawling. Teknik crawling data merupakan proses pengumpulan data. Perolehan data dari Twitter dilakukan dengan memanfaatkan Application Programming Interface (API) yang telah disediakan oleh pihak Twitter. API Twitter digunakan untuk mempermudah developer dalam mengakses informasi yang ada di website Twitter (Eka Sembodo et al., 2016). Selanjutnya proses text preprocessing, proses ini dengan menyiapkan teks dokumen mentah yang tidak terstruktur dengan baik, maka diperlukan proses text prepocessing agar data menjadi terstruktur (Kulkarni & Shivananda, 2019). Adapun tahapan yang harus dilalui pada proses text preprocessing (Nugroho et al., 2016) yaitu pertama melakukan proses case folding, perubahan teks dari huruf besar menjadi huruf kecil. Selanjutnya melakukan Cleaning, membuang semua karakter tanda baca yang tidak diperlukan dari teks. Tokenizing, memisahkan kalimat menjadi sub-sub kata. Filtering, menghapus kata-kata yang tidak penting dari hasil token. Normalisasi kata, menggantikan kata-kata atau singkatan yang kurang tepat menjadi bentuk yang benar sesuai dengan Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI). Stemming, mengubah kata yang berimbuhan menjadi kata dasar. Kemudian melakukan proses pelabelan data, pelabelan pada penelitian ini menggunakan metode lexicon based. Penerapan fitur yang disediakan oleh lexicon based ini bekerja secara otomatis serta mempunyai bobot nilai berdasarkan kamus yang dimiliki. Penggunaan lexicon based berfungsi untuk menentukan orientasi sentimen suatu kata. Kata akan dikelompokkan menjadi kelas sentimen positif dan kelas sentimen negatif (Muhammadi et al., 2022). Setelah dilakukan proses pelabelan data, selanjutnya melakukan proses pembobotan kata. Pembobotan kata digunakan untuk pemberian bobot nilai pada setiap kata dalam dokumen teks yang akan diproses (Muhammadi et al., 2022). Tahapan pada pembobotan kata dapat dituliskan sebagai berikut. Pertama, menghitung nilai term frequency (tf) dengan menghitung frekuensi kemunculan kata pada suatu dokumen teks. Kedua, menghitung nilai invers document frequency (idf) bertujuan untuk mengukur seberapa sukar kata kemunculan kata dalam seluruh dokumen teks. Kesukaran kata dalam teks ini berfungsi sebagai membedakan satu dokumen dengan dokumen yang lainnya. Dan yang ketiga adalah menghitung nilai term frequency- invers document frequency (tif-idf) dengan mengalikan dari nilai tf dan idf yang didapatkan.

B. Naive Bayes

Naive Bayes merupakan algoritma machine learning yang mengklasifikasikan probabilitas berdasarkan Teorema Bayes. Naive Bayes ini termasuk dalam pembelajaran supervised sehingga butuh data training untuk membuat model. Dari penelitian sebelumnya, Naive Bayes ini sering digunakan karena memiliki tingkat akurasi yang lebih baik daripada algoritma klasifikasi lainnya (Han & Kamber, 2006). Pengklasifikasian teks dari Naive Bayes adalah algoritma Multinomial Naive Bayes. Karena cocok untuk mengklasifikasikan teks dokumen dan algoritma ini bekerja dengan menghitung nilai frekuensi kemunculan suatu kata dari dokumen (Atimi & Enda Esyudha Pratama, 2022). Adapun tahapan dari algoritma Multinomial Naive Bayes sebagai berikut. Pertama, menentukan nilai probabilitas kategori data training. Kategori data berupa sentimen negatif dan sentimen positif. Kedua menghitung probabilitas kata pertama pada setiap kategori. Selanjutnya menghitung probabilitas tertinggi dari kategori sentimen pada data training.

C. Evaluasi kinerja klasifikasi

Proses evaluasi kinerja pada klasifikasi menggunakan *confusion matrix*. *Confusion matrix* memberikan informasi antara hasil klasifikasi kelas aktual dan kelas prediksi (Han dan Kamber, 2012). Secara umum, *confusion matrix* memiliki struktur 2 x 2 untuk klasifikasi biner, yang ditujukan pada Tabel 1.

Tabel 1. Confusion Matrix

Valas Alstral	Kelas Prediksi		
Kelas Aktual	Positif	Negatif	
Positif	True Positif (TP)	False Negative (FN)	
Negatif	False Positif (FP)	True Negative (TN)	

Penggunaan nilai akurasi pada *confusion matrix* untuk data kelas yang seimbang (Cikania, 2021). Untuk perhitungan nilai akurasi menggunakan Persamaan (1). Adapun kriteria keakuratan klasifikasi dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Kriteria Keakuratan Klasifikasi

Akurasi (%)	Kategori
90 - 100	excellent classification
80 - 90	good classification
70 - 80	fair classification
60 - 70	poor classification
50 - 60	failure

Persamaan yang digunakan untuk menentukan nilai akurasi adalah sebagai berikut:

• Akurasi =
$$\frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \times 100\%$$
 (1)

dimana TP (*True Positive*) adalah jumlah data kelas aktual positif dan kelas prediksi juga positif. FN (*False Negatif*) adalah jumlah data kelas aktual positif dan kelas prediksi juga negatif. FP (*False Positif*) adalah jumlah data kelas aktual negatif dan kelas prediksi juga positif. TN (*True Negatif*) adalah jumlah data kelas aktual negatif dan kelas prediksi juga negatif.

D. Jenis dan Sumber Data

Data yang diterapkan dalam penelitian ini adalah data sekunder. Diperoleh dengan *crawling* data menggunakan API yang disediakan dari pihak Twitter *developer*. *Crawling* data dimulai pada 10 September 2022 sampai dengan 10 Oktober 2022 sebanyak 2882 data. Namun setelah dilakukan proses penghapusan duplikat data *tweet* diperoleh sebanyak 1215 data. Tingginya pengurangan jumlah data *tweet* karena banyaknya pengguna Twitter yang melakukan spam *tweet*. Variabel penelitian yang digunakan dapat ditunjukkan pada Tabel 3 sebagai berikut.

Tabel 3. Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan		
	Sentimen (Positif/Negatif)		
Y	Skor < 0 kategori sentiment negatif		
	Skor ≥ kategori sentiment positif		
X	Frekuensi kata ke- I yang muncul pada objek		
Λ	(tweet)		

Adapun langkah- langkah yang digunakan untuk menganalisis data pada penelitian ini adalah (1) melakukan *text* preprocessing; (2) melakukan proses pelabelan data secara otomatis; (3) melakukan pembobotan kata; (4) menentukan data training dan data testing; (5) menghitung nilai keakuratan algoritma Naïve Bayes menggunakan nilai akurasi.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Text Preprocessing

Text preprocessing dilakukan untuk mendapatkan data teks yang terstruktur dengan baik. Adapun langkah-langkah yang dilakukan pada text preprocessing adalah case folding, cleaning, tokenizing, filtering, normalisasi kata, dan stemming. Berikut ini hasil proses dari text preprocessing data pada dataset GoRide. Dapat ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Proses Text Preprocessing

Tweet	Keterangan
AH KESEL BGT LUPA APPLY VOUCHER GORIDE pantesan gak dapet	Tanpa Text
cahsback (ii) (ii) (iii)	Preprocessing
ah kesel bgt lupa apply voucher goride pantesan gak dapet cahsback (i) (ii)	Case Folding
ah kesel bgt lupa apply voucher goride pantesan gak dapet cahsback	Cleaning
ah, kesel, bgt, lupa, apply, voucher, goride, pantesan, gak, dapet, cahsback	Tokenizing
kesel, bgt, lupa, apply, voucher, goride, pantesan, gak, dapet, cahsback	Filtering
kesel, sekali, lupa, menerapkan, voucer, goride, pantas, tidak, dapat, potongan,	Normalisasi
harga	Kata
kesel, sekali, lupa, terap, voucer, goride, pantas, tidak, dapat, potong, harga	Stemming

Berdasarkan Tabel 4, *tweet* yang diperoleh dari hasil *crawling* belum terstuktur secara baik maka perlu dilakukan proses *text preprocessing*. Diawali dengan mengubah semua teks dari huruf besar menjadi huruf kecil yang disebut sebagai proses *case folding*. Kedua, proses *cleaning* dimana menghapus semua karakter tanda baca yang tidak dibutuhkan serta emoji yang terkandung dalam teks. Selanjutnya proses *tokenizing*, pada proses ini memisahkan kalimat menjadi bagian sub- sub kata agar proses *text preprocessing* bisa dilanjutkan ke proses *filtering*, *filtering* dilakukan untuk membuang kata- kata yang tidak diperlukan seperti kata ah yang terkandung pada teks. Kemudian proses normalisasi kata, proses ini membantu kita agar *tweet* yang kita peroleh menjadi kata yang baku dan sesuai dengan kaidah KBBI. Setelah melakukan proses normalisasi kata tahapan selanjutnya yaitu proses *stemming*, *stemming* ini mengubah kata yang berimbuhan menjadi kata dasar seperti kata menerapakan menjadi terap, potongan menjadi kata potong.

B. Pelabelan data

Proses pelabelan data dilakukan secara otomatis, dengan cara mengekstrak kalimat *tweet*. Metode yang digunakan untuk mengekstrak yaitu *lexicon based*. Berikut ini hasil proses pelabelan data *tweet*. Dapat ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Pelabelan data

Pelabelan Data			
Positif	Negatif	Jumlah	
698	517	1215	

C. Klasifikasi Naive Bayes

Pengklasifikasian algoritma Multinomial *Naive Bayes* akan memperoleh probabilitas bertujuan untuk menentukan kategori sentimen positif ataupun negatif. Pada data *training* dilakukan proses menghitung frekuensi kemunculan kata dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Frekuensi kemuncukan kata (n=3)

NI.	Kata	Frekuensi		
No		Positif	Negatif	
1	Voucer	407	460	
2	Goride	539	435	
3	Harga	15	19	

Berdasarkan Tabel 6, perhitungan frekuensi kata perlu dilakukan disertai juga dengan melakukan perhitungan jumlah semua kata dalam dokumen positif dan dokumen negatif. Pada dokumen positif diperoleh sebanyak 9259 kata

dan dokumen negatif sebanyak 5866 kata. Tahapan selanjutnya menghitung nilai probabilitas dari setiap kategori kelas positif dan negatif. Berikut ini hasil dari proses tersebut dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil Perhitungan Peluang Kemunculan Kata

No	Term	Frekuensi Kategori		Frekuensi Dokumen	Kemu	iang nculan rm
	<u>-</u>	Positif	Negatif	·	Positif	Negatif
1	Voucer	407	460	1	0,052	0,092
2	Goride	539	435	1	0,069	0,087
3	Harga	15	19	1	0,002	0,004

Pada Tabel 7 diperoleh hasil kemunculan kata pada data *training*. Selanjutnya menentukan probabilitas tertinggi dari setiap kategori kelas. Dapat dilihat hasil perolehannya melalui Tabel 8.

Tabel 8. Hasil Perhitungan Nilai Probabiltas Tertinggi

Nilai			
Positif	Negatif		
$4,12 \times 10^{-6}$	$1,35 \times 10^{-5}$		

Berdasarkan Tabel 8, bahwa peluang kemunculan kata kategori negatif lebih besar dari pada peluang kemunculan kata kategori positif, maka disimpulkan contoh tersebut kategori sentimen negatif.

D. Evaluasi ketepatan Model

Mengukur ketepatan klasifikasi pada algoritma *Naive Bayes*, menggunakan nilai akurasi. Perhitungan akurasi diperoleh melalui table *confussion matrix* yang dapat dilihat pada Tabel 9 sebagai berikut.

Tabel 9. Confussion Matrix

Kelas	Kelas Prediksi		
Aktual	Positif	Negatif	
Positif	65	11	
Negatif	43	124	

Berdasarkan Tabel 9 dilakukan perhitungan akurasi terhadap klasifikasi data GoRide. Dari hasil perhitungan yang didapatkan nilai akurasi 77,78%. Dengan demikian ketepatan klasifikasi pada data GoRide secara keseluruhan adalah baik.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pembahasan, maka didapatkan sebuah sistem analisis sentimen untuk layanan GoRide sebagai transportasi ojek *online* menggunakan bahwa algoritma *Naive Bayes*. Pengklasifikasian data ke dalam kelas sentimen positif diperoleh sebanyak 698 data dan data sentimen negatif sebanyak 517 data. Dapat disimpulkan bahwa sentimen positif mendapat penilaian lebih tinggi dibandingkan sentimen negatif. Untuk hasil evaluasi kinerja model menggunakan nilai akurasi diperoleh nilai sebesar 77,78% menunjukkan bahwa algoritma Multinonial *Naive Bayes* berkinerja baik dalam mengklasifikasikan teks. Hasil penelitian ini membuktikan bahwa algoritma *Naive Bayes* terbukti memberikan hasil kualitas terbaik dan akurasi yang baik. Pada penelitian selanjutnya bisa menggunakan algoritma klasifikasi lainnya seperti SVM, *K-Nearst Neighbor*, *Decision Trees*, *Random Forest* dan lainnya, ataupun algoritma ini bisa diimplementasikan pada kasus- kasus lain.

DAFTAR PUSTAKA

Agustian, A. (2022). Penerapan Analisis Sentimen dan Naive Bayes Terhadap Opini Pengguna Kendaraan Listrik di Twitter. 7(3), 243–249.

Amalia, A., Gunawan, D., & Nasution, K. (2021). Sentiment analysis of GO-JEK services quality using Multi-Label

- Classification. *Journal of Physics: Conference Series*, 1830(1). https://doi.org/10.1088/1742-6596/1830/1/012003
- Anggraeni, F. N. (2021). Analysis Of User Satisfaction Of Public Transportation Ojek Online (Gojek) Through. 1(2), 77–86.
- Atimi, R. L., & Enda Esyudha Pratama. (2022). Implementasi Model Klasifikasi Sentimen Pada Review Produk Lazada Indonesia. *Jurnal Sains Dan Informatika*, 8(1), 88–96. https://doi.org/10.34128/jsi.v8i1.419
- Cikania, R. N. (2021). Implementasi Algoritma Naïve Bayes Classifier Dan Support Vector Machine Pada Klasifikasi Sentimen Review Layanan Telemedicine Halodoc. *Jambura Journal of Probability and Statistics*, 2(2), 96–104. https://doi.org/10.34312/jjps.v2i2.11364
- Dalimunthe, I. P., & Nofryanti, N. (2020). Perspektif Masyarakat Pengguna Jalan Atas Ojek Online: Sudut Pandang Kemacetan. *Media Ekonomi*, 20(1), 16. https://doi.org/10.30595/medek.v20i1.9513
- Djamhari, E. A. (2017). Go-Jek: Kemacetan, Informalitas dan Inovasi Transportasi Perkotaan di Indonesia.
- Eka Sembodo, J., Budi Setiawan, E., & Abdurahman Baizal, Z. (2016). *Data Crawling Otomatis pada Twitter*. *October 2018*, 11–16. https://doi.org/10.21108/indosc.2016.111
- Feldman, R., & Sanger, J. (2006). The Text Mining Handbook. In *The Text Mining Handbook*. https://doi.org/10.1017/cbo9780511546914
- Ferdila dan Anwar. (2021). Analisis Dampak Transportasi Ojek Online Terhadap Pendapatan Ojek Konvensional di Kota Jambi. *IJIEB: Indonesian Journal of Islamic Economics and Business*, 6(2), 134–142. http://e-journal.lp2m.uinjambi.ac.id/ojp/index.php/ijoieb
- Han, J., & Kamber, M. (2006). Data mining: Data mining concepts and techniques. In *Proceedings 2013 International Conference on Machine Intelligence Research and Advancement, ICMIRA 2013*. https://doi.org/10.1109/ICMIRA.2013.45
- Kulkarni, A., & Shivananda, A. (2019). Natural Language Processing Recipes. In *Natural Language Processing Recipes*. https://doi.org/10.1007/978-1-4842-4267-4
- Liu, B. (2012). Sentiment Analysis and Mining of Opinions. *Studies in Big Data*, 30(May), 503–523. https://doi.org/10.1007/978-3-319-60435-0 20
- Muhammadi, R. H., Laksana, T. G., & Arifa, A. B. (2022). Combination of Support Vector Machine and Lexicon-Based Algorithm in Twitter Sentiment Analysis. *Khazanah Informatika: Jurnal Ilmu Komputer Dan Informatika*, 8(1), 59–71. https://doi.org/10.23917/khif.v8i1.15213
- Muttaqin, M. N., & Kharisudin, I. (2021). Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Gojek Menggunakan Metode Support Vector Machine dan K Nearest Neighbor. *UNNES Journal of Mathematics*, 10(2), 22–27. http://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/ujm
- Nugroho, D. G., Chrisnanto, Y. H., & Wahana, A. (2016). Analisis Sentimen Pada Jasa Ojek Online ... (Nugroho dkk.). 156–161.
- Permadi, V. A. (2020). Analisis Sentimen Menggunakan Algoritma Naive Bayes Terhadap Review Restoran di Singapura. *Jurnal Buana Informatika*, 11(2), 140. https://doi.org/10.24002/jbi.v11i2.3769
- Rezeki, S. R. I. (2020). Penggunaan sosial media Twitter dalam komunikasi organisasi (studi kasus pemerintah provinsi dki jakarta dalam penanganan covid-19). *Journal of Islamic and Law Studies*, 04(02), 63–78.
- Sultan, F. F., & Silviana Purwanti. (2022). Pembentukan Opini Publik Pada Akun Twitter Pribadi Novel Baswedan. EJournal Lmu Komunikasi, 2022, 10 (4): 155-164 ISNN: 2502-597X (Online) ISNN: 2502-5961 (Cetak) Ejournal.Ip.Fisip-Unmul.Org © Copyright 2022, 10(4), 155-164.
- Thoriq, E. M., Rahayudi, B., & Ratnawati, D. E. (2021). Analisis Sentimen Opini Publik pada Media Sosial Twitter terhadap Vaksin Covid-19 menggunakan Algoritma Support Vector Machine dan Term Frequency-Inverse Document Frequency. 5(12), 5349–5355.