ISSN: 2477-5126
e-ISSN:2548-9356

Implementasi Multinomial Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Sentimen Terhadap Pelayanan Perusahaan Otobus Menggunakan Data Facebook
(Studi Kasus: Grup Facebook Murni Jaya Lovers)

Dony Jacarria Pangestu[1*)], Achmad Kodar[2]
[1,2]Jurusan Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercubuana, Jakarta
[1,2]Jl.Meruya Selatan No.1 Kembangan, Kota Jakarta Barat, DKI Jakarta, 11650, Indonesia
email: [1]donyjacarriapangestu@gmail.com, [2]achmad.kodar@mercubuana.ac.id

Abstract* – *Customer satisfaction can be seen from the good and bad quality of service. many people use the social network facebook to expressive opinions. Sentiment analysis is a blend of data mining and text mining. Therefore, a collection of Facebook posts in the form of text is collected for processing so that it can be used for sentiment analysis. Use of multinomial Naïve Bayes algorithm to optimize sentiment data classification results. There are three classes used, namely negative, neutral, and positive. Before being classified, raw data goes through preprocessing stage first to normalize words in data. use of TF-IDF method helps for data weighting. it is necessary to share data in the classification stage, namely test data and training data. Which is where the test data is 20%, and the training data is 80%. Testing this data using a confusion matrix. percentage of sentiment data on otobus company services obtained from facebook. with a percentage of 23% negative sentiment, 53% neutral sentiment, and 25% positive sentiment. Can the key word that service bus company is still considered neutral by custommers. From the results of the data test, value accuracy is 95%, precision is 95%, and recall is 95%. This shows that the method used has a fairly good level.

***Abstrak* – Kepuasan pelanggan dapat dilihat dari baik buruknya kualitas pelayanan. banyak masyarakat yang menggunakan jejaring sosial *facebook* untuk mengekspresikan opini. Analisis sentimen adalah paduan dari data mining dan teks mining. Oleh karena itu kumpulan postingan *facebook* yang berupa teks dikumpulkan untuk selanjutnya di olah agar bisa digunakan untuk analisis sentimen. Penggunaan algoritma *multinomial Naïve Bayes* agar hasil klasifikasi data sentimen lebih optimal. Ada tiga kelas yang digunakan, yaitu negative, netral, dan positif. Sebelum di klasifikasi, data mentah melewati tahap *preprocessing* terlebih dahulu untuk menormalisasi kata yang ada pada data. penggunaan metode TF-IDF membantu untuk pembobotan data. diperlukan pembagian data dalam tahap klasifikasi, Yang dimana data uji sebesar 20%, dan data latih sebesar 80%. Pengujian data ini menggunakan *confusion matrix*. jumlah persentase data sentiment terhadap pelayanan perusahaan otobus yang didapatkan dari facebook. dengan persentase 23% sentiment negatif, 53% sentiment netral, dan 25% sentiment Positif. Bisa disimpulkan bahwa pelayanan perusahaan otobus tersebut masih di anggap netral oleh penggunanya. Dari hasil uji data diperoleh nilai akurasinya 95%, *precision* 95%, dan *recall* 95%. Penelitian ini menunjukan bahwa metode yang digunakan memiliki tingkatan cukup baik.**

*) **penulis korespondensi**: Dony Jacarria Pangestu
Email: donyjacarriapangestu@gmail.com

***Kata Kunci* – sentimen, opini, multinomial naïve bayes, facebook, universitas mercubuana.**

I. PENDAHULUAN

Jasa angkutan bis antar kota antar provinsi (AKAP) merupkan angkutan umum yang memiliki mobilitas tinggi. Sehingga persaingan antar pelaku bisnis tersebut menjadi sangat banyak dan ketat dalam menjalankan bisnisnya. Kenyamanan dan keamanan penumpang menjadi tolak ukur untuk pertimbangan suatu perusahaan otobus [1]. Peningkatan pelayanan merupakah salah satu upaya agar pencapaian kepuasan dapat bisa selesai segera [2].

Pada era saat ini, untuk mengetahui tingkat kepuasan pelanggan bisa dilakukan dengan komputer. tingkat perhitungan kepuasan pelanggan semakin mendekati akurat dengan adanya dukungan proses pembelajaran yang dilakukan oleh komputer. Salah satunya menggunakan proses data mining dan *text* mining. [4]. Salah satunya menggunakan media sosial. Opini tersebut diberikan untuk sebuah produk jasa, layanan, maupun intansi. Dalam analisis sentimen terdapat 3 jenis opini, yaitu opini *negative, neutral,* dan *positive* [5].

Dalam mengekspresikan opini, masyarakat menggunnakan media sosial, salah satunya adalah *facebook*. Awalnya *facebook* hanya dipergunakan untuk media pertemanan virtual saja, seiring perkembangan zaman dan waktu berjalan, *facebook* mengaalami sedikit perubahan sebagai sarana interaaksi untuk mempengaruhi seseorang . Pada umumnya postingan seseorang yang ada pada *facebook* hanya digunakan untuk sebuah perihal dari para penggunanya, dan berbagai banyak informasi, serta penyampaian berupa berita dan dapat juga mengungkap perasaan dan isi hati dari para penggunnanya [6]. Oleh sebab itu membutuhkan sebuah proses analisis yang tepat dan akurat agar bisa menyuguhkan isi dari informasi yang sangat berharga mengenai semua opini seseorang, yang selanjutnya akan dikumpulkan untuk proses analisis sentimen [7].

Dari pemaparan tren dan masalah yang ada, peneliti ingin melakukan penelitian mengenai Prediksi sentimen pelayanan perusahaan otobus menggunakan algoritma *Multinomial Naïve Bayes* dengan teks mining data *facebook.* Multinomial Naive Bayes adalah model yang dikembangkan dari algoritma Naive Bayes dan umumnya digunakan untuk klasifikasi teks dan

dokumen. [8]. Tujuan peneliti dalam penelitian ini adalah sebagai informasi khusus untuk perusahaan otobus agar menjadi tolak ukur kualitas pelayanan di kemudian hari.

II. PENELITIAN YANG TERKAIT

Beberapa penelitian terkait yang peneliti temukan yaitu yang pertama dari Wiyanto yang melakukan penelitian terkait analisis kepuasan pelanggan perusahaan otobus XYZ menggunakan metode "algoritma *Naïve Bayes*." Hasil dari penelitian tersebut menghasilkan akurasi algoritma *Naïve Bayes* sebesar 94%, dan 88% puas terhadap pelayanan servisnya [9].

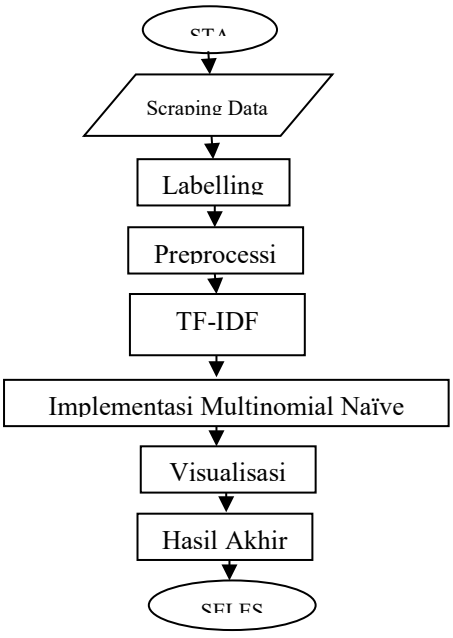
Selanjutnya penelitian dari Anggita Safitri Febrianti dan Erna Zuni Astuti melakukan penelitian mengenai prediksi kepuasan penumpang *Bus Rapid Trannsit* menggunakan algoritma C4.5. dari hasil tiga kali percobaan bahwa nilai tertinggi adalah akurasi 95%, *precision* 96,67%, dan *recall* 97,87% [10].

Selanjutnya jurnal dari Intl. *Journal on ICT Vol.2,* yang melakukan penelitian mengenai analisis sentiment twitter pada public transportasi menggunakan *Support vector machine,* Hasil Analisa menggunakan SVM menampilkan hasil dengan akurasi 78,12% pada dataset yang di klasifikasi menggunakan SVM [11] .

III. METODE PENELITIAN

3.1 Alur Sistem

Agar klasifikasi teks lebih terarah, peneliti mebagi dalam lima tahapan, yaitu yang pertama peneliti melakukan pengumpulan data menggunakan bahasa pemrograman *python* dengan library *facebook scraper*. Yang kedua yaitu tahapan *preprocessing,* merupakan proses mempersiapkan Mengubah teks tidak terstruktur menjadi teks terstruktur yang selanjutnya siap untuk di proses. Pada tahapan *preprocessing* terdapat tahapan-tahapan lain seperti *case folding, cleansing, tokenizing, filtering,* dan *stemming* [12]. Tahap ketiga yaitu menerapkan metode TF-IDF untuk proses pembobotan masing-masing kata dalam kalimat . Tahapan keempat yaitu tahapan klasifikasi Multinomial Naïve Bayes untuk melihat sentiment negative, netral, dan positif. Tahapan kelima atau tahapan terakhir adalah melakukan proses pengujian dan Latihan kalsifikasi menggunakan *confusion matrix* [13].



Gambar 1. Flowchart Sistem

3.2 Sumber Data

Penggunaan data dalam penelitian ini merupakan data yang diambil dari kumpulan postingan grup *facebook* Murni Jaya Lov[illegible] postingan dipe[illegible] dengan [illegible] *scraping* yang menggunakan bahasa pemrograman *python*. Dataset mentah yang didapatkan peneliti berjumlah 25 dataset berformat *.csv* yang masing masing dataset berisi 25 record data. data-data itu selanjutnya melalui proses penggabungan data. hasil penggabungan data berhasil menciptakan satu dataset yang berisi 504 record data.

3.3 Multinomial Naïve Bayes

Multinomial Naive Bayes adalah model yang dikembangkan dari algoritma Naive Bayes dan cocok untuk klasifikasi teks dan dokumen. Multinomial Naïve bayes merupakan pembelajaran probabilistic yang berdasarkan teorema Bayes dan digunakan dalam "pemrosesan bahasa alami atau *Natural Language Processing* (NLP)" [14]. Multinomial Naïve Bayes bekerja dengan konsep *term frequency* untuk menghitung seberapa banyak sebuah kata tersebut muncul dalam kalimat atau dokumen. dan menjelaskan apa kata tersebut muncul dalam kalimat atau tidak serta jumlah frekuensi kemunculanya. *Multinomial Naïve Bayes* dapat di formulakan sebagai berikut [15].

$$P(p|n) \propto P(p)\prod_{1<\mathrm{k}<\mathrm{nd}} P(t_k|p)$$

"P(tk|p) merupakan probabilitas yang ada pada dokumen teks (tk), n merupakan jumlah dokumen dan p merupakan polaritas." Untuk penghitungan polaritas yang memiliki kesamaan yang mirip di formulakan sebagai berikut,

$$P(t_k|p) = \frac{count\ (tk|p)+1}{count\ (t_p)+|V|}$$

"*(tk | p)* merupakan jumlah teks yang ada pada dokumen teks yeng memiliki polaritas p dan (tp) berarti jumlah token yang ada pada teks postingan dengan polaritas p."

3.4 Validasi Model

Untuk menjalankan pengujian data, perlu mengevaluasi hasil prediksi. Peneliti menggunakan "*confusion matriks*" untuk menguji hasil dengan mencari akurasi, recall, dan presisi. Untuk hitung presisi terhadap "*confusion matriks*" dengan persamaan 5. "Presisi = TP/(TP+FP)" Sehingga *weighted average precission* = jumlah total aktual.
Aktual dibagi Jumlah data**precision.* Untuk menghitung recall, bagilah jumlah klasifikasi yang benar dengan jumlah sebenarnya. Selanjutnya untuk menghitung akurasi dari ketiga kelas dari seluruh data uji peneliti gunakan persamaan 3 [16].
"*Accuracy* = TP + TN / TP +TN + FP + FN
TP adalah *true positive,* FN adalah *false negative,* FP adalah *false positive,* dan TN adalah *true negative.*"

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Preprocessing

ISSN: 2477-5126
e-ISSN:2548-9356

Peneliti memperoleh data hasil dari *scraping* berupa data mentah. Melalui proses *preprocessing,* data-data mentah tersebut perlu di transformasi ke format yang dapat di pahami [17]. Tahapan-tahapan *preprocessing* data yaitu, yang pertama *case folding*, merupakan proses mengubah semua huruf kapital (*uppercase*) di dalam data menjadi huruf kecil (*lowercase*). Dalam penelitian ini, peneliti mengambil sample berikut, tabel 1.

Tabel 1. *case folding*

Sebelum *case folding*	Sesudah *case folding*
Mas Mbak mohon info ada gak Murni jaya dari ciputat - ke gombong kebumen ?	mas mbak mohon info ada gak murni jaya dari ciputat - ke gombong kebumen ?

Kedua yaitu *Text cleaning*, proses penghapusan karakter text yang tidak terpakai berupa emoticon, whitespace (\n atau \t), dan beberapa symbol baca , seperti tanda (.) titik, (?) tanda tanya, dan lainya [18]. Contoh sampel *text cleaning* ada pada tabel 2.

Tabel 2. *Text cleaning*

Sebelum *text cleaning*	Sesudah *text cleaning*
mas mbak mohon info ada gak murni jaya dari ciputat - ke gombong kebumen ?	mas mbak mohon info ada gak murni jaya dari ciputat ke gombong kebumen

Tahap ketiga adalah *Normalization,* merupakan tahapan untuk menyeragamkan term yang memiliki makna sama namun penelitianya berbeda, bisa diakibatkan oleh kesalahan dalam penelitian (*typo*), penyingkiran kata, ataupun bahasa gaul. Tahapan selanjutnya yaitu *tokenizing*, yaitu proses membagi teks kalimat atau paragraph untuk menjadi bagian bagian tertentu [19]. Contohnya ada pada tabel 3.

Tabel 3. Tokenizing

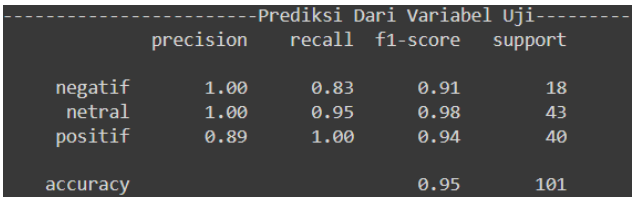
Sebelum *tokenizing*	Sesudah *tokenizing*
mas mbak mohon info ada gak murni jaya dari ciputat - ke gombong kebumen ?	"[["mas"", 'mbak', 'mohon', 'info', 'ada', 'gak', 'murni', 'jaya', 'dari', 'ciputat', 'ke', 'gombong', 'kebumen']]

Tahap terakhir yaitu *stemming*, merupakan sebuah proses pengubah kalimat dan kata menjadi sebuah kata dasar. Kata-kata tersebut diambil bentuk dasarnya dengan menghilangkan awalan atau akhiran dari kata-kata tersebut. Setiap kata dalam postingan akan diperiksa secara otomatis dari awal sampe akhir kata pada kalimat tersebut [20].

4.2 Hasil Pengujian Multinomial Naïve Bayes

Sebelum prosses pengujian data, data-data diolah terlebih dahulu menggunakan TF-IDF, merupakan sebuah frekuensi (*Term Frequency*) dari kemunculan term dalam kalimat yang bersangkutan. Semakin besar kemunculan term, maka semakin besar juga bobotnya. Untuk IDF (*inverse Document Frequency*) merupakan perhitungan dari bagaimana term didistribusikan luas koleksi dokumen yang bersangkutan. Semakin dikit jumlah dokumen yang mengandung term, maka nilai IDF semakin besar [21]. Selanjutnya peneliti menerapkan library SMOTE untuk mengatasi label data yang tidak seimbang / *imbalance*.

Dalam pengujian ini peneliti menggunakan total 504 data yang dimana akan di bagi menjadi data uji dan data latih. mengolah data uji sebanyak 101 postingan *facebook* yang terdapat pada Grup *Facebook* Murni Jaya Lovers. Kemudian peneliti mengklasifikasikan dalam tiga kelas, yaitu kelas negatif ,netral, dan positif. diperlukan pembagian data dalam tahap klasifikasi, yaitu data uji dan data latih. Yang dimana data uji 20%, dan data latih 80%. Pengujian data ini menggunakan confusion matrix. peneliti menggunakan pengukuran terhadap *precission*, *recall,* dan *accuracy*.

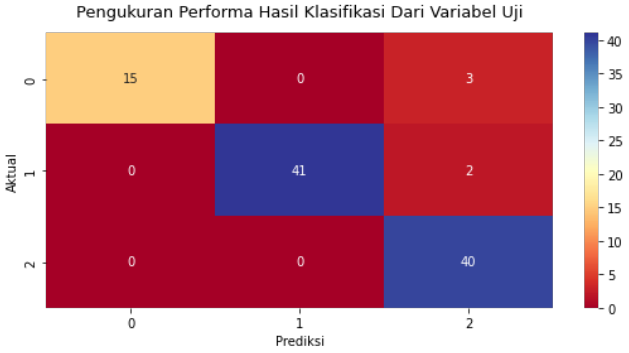


---------Prediksi Dari Variabel Uji---------

	precision	recall	f1-score	support
negatif	1.00	0.83	0.91	18
netral	1.00	0.95	0.98	43
positif	0.89	1.00	0.94	40
accuracy			0.95	101

Gambar 2. *Pengujian terhadap akurasi, precision, dan recall*

Dari hasil uji algoritma *Multinomial Naïve Bayes,* bahwa peformanya memiliki akurasi sebesar 95%. Terdapat tiga kelas yang menjadi output dalam penelitian ini, sehingga pengujian ini menggunakan "*confusion matrix* skala 3x3." Berikut merupakan gambar grafik *confusion matrix system* menggunakan Heatmap.



Gambar 3. *Pengukuran Data Uji*

Pada gambar 2, "kelas negative dilambangkan angka 0, kelas netral dilambangkan dengan angka 1, kelas positif dilambangkan dengan angka 2. Peneliti melakukan penghitungan *akurasi, precision,*dan *recall* secara manual." Bisa dilihat pada tabel 4.

Tabel 4. *Menghitung Confusion Matrix*

Aktual	Prediksi Negatif	Prediksi Netral	Prediksi Positif	Total Aktual
Negatif	15	0	3	18
Netral	0	41	2	43
Positif	0	0	40	40

Total Prediksi	15	41	45	101

Pengujian menggunakan *confusion matrix* berskala 3x3 memperoleh nilai TP 15 untuk negatif, TP 41 untuk netral, dan TP 40 untuk positif. Proses selanjutnya menghitung nilai *precision* dengan menguji seberapa persen nilai dari ketiga kelas itu yang sudah benar-benar negatif, netral, dan positif. Penghitungan presisi menggunakan persamaan 5.

Tabel 5. *Perhitungan Precision*

Kelas	Perhitungan	Hasil
Negatif	15/15	1.00
Netral	41/41	1.00
Positif	40/45	0,889

Weighted average precision = Jumlah total aktual
Aktual / Jumlah data**precision*
(18/101*1) + (43/101*1) + (40/101*0,889) = 0,9560
Untuk bisa menghitung *precision* yaitu membagi antara jumlah akurasi yang benar (aktual) dengan total keseluruhan prediksi. Setelah perhitungan dilakukan, maka mendapatkan hasil 0,9560 atau dalam persentase 95%.

Setelah berhasil menghitung *precision*, peneliti melanjutkan dengan menghitung *recal*. Pengujian ini untuk mengetahui seberapa persen ketiga sentiment yang benar-benar negatif, netral, dan positif dari seluruh kelas sebenarnya.

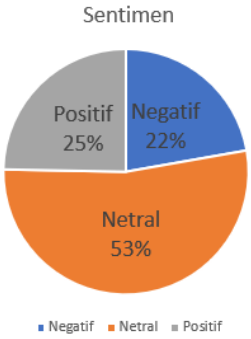
Tabel 6. *Perhitungan Recall*

Kelas	Perhitungan	Hasil
Negatif	15/18	0,8333
Netral	41/43	0,9534
Positif	40/40	1.00

Untuk bisa menghitung sebuah *recall* bisa dengan cara membagi seluruh jumlah klasifikasi yang benar dengan sluruh total aktual. Sehingga diperoleh.
(18/101*0,8333) + (43/101*0,9534) + (40/101*1)
= 0,9504
Maka hasil yang didapatkan sebesar 0,9504 atau dalam persentase adalah 95%. Selanjutnya peneliti menghitung akurasi dari ketiga kelas sentiment tersebut yang benar benar negatif, netral, dan positif dari seluruh data.
Akurasi = Total keseluruhan klasifikasi benar
15 + 41 + 40 = 96
Kemudian, Hasil dibagi dengan Total data
96/101 = 0,9504 atau dalam persentase sebesar 95%.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan analisis diatas, peneliti menyimpulkan bahwa system bekerja sangat baik untuk melakukan proses kategorisasi sentiment teks didalam kelas negatif, netral, dan positif terhadap kondisi pelayanan Perusahan Otobus. Berdasarkan analisis diatas, Berikut hasil presentasi kelas sentimen terhadap pelayanan perusahaan otobus menggunakan data facebook.



Gambar 4 Persentase Sentimen

Berdasarkan gambar 4, terlihat jumlah persentase data sentiment terhadap pelayanan perusahaan otobus yang didapatkan dari facebook. dengan persentase 23% sentiment negatif, 53% sentimen netral, dan 25% sentimen Positif. Bisa disimpulkan bahwa pelayanan perusahaan otobus tersebut masih di anggap netral oleh penggunanya.

Peneliti melakukan analisis dengan Algoritma Multinomial Naïve Bayes menghasilkan akurasi sebesar 95%, untuk *precision* sebesar 95%, dan *recall* sebesar 95%. Menandakan bahwa algoritma Multinomial Naïve Bayes memiliki tingkat *fair classification* dan nilai diagnostic cukup baik. Untuk penelitian selanjutnya, peneliti akan mempertimbangkan penggunaan sosial media lain. Dan perlu menambahkan algoritma yang lain untuk bisa membantu kinerja sebuah algoritma Multinomial Naïve Bayes didalam sebuah proses pengklasifikasian sentimen.

UCAPAN TERIMA KASIH

Peneliti mengucapkan terima kasih kepada pihak-pihak yang telah memberikan dukungan dan dukungan sehubungan dengan penelitian yang dilakukan, seperti bantuan fasilitas penelitian, bantuan ilmu, maupun bantuan lainya yang tidak bisa peneliti sebutkan satu per satu.

DAFTAR PUSTAKA

[1] C. A. Saptomo and Y. P. Krisnadi, "Pengaruh Kepuasan Konsumen dan Insentif terhadap Perilaku WOM (Word of Mouth) Konsumen Jasa Angkutan Penumpang Bus Antar Kota Propinsi Kelas Eksekutif di Yogyakarta * Yehizkia Putra Krisnadi , Chrisentianus Abdi Saptomo," *J. Bisnis dan Akunt.*, vol. 12, no. 2, pp. 63–78, 2018, [Online]. Available: http://www.e-jurnal.ukrimuniversity.ac.id/file/5. Yehizkia & Chrisentianus.pdf

[2] D. Saidah, "Kualitas Pelayanan Commuter Line," *J. Manaj. Transp. Dan Logistik*, vol. 4, no. 1, p. 51, 2017, doi: 10.25292/j.mtl.v4i1.47.

[3] I. B. N. Sanditya Hardaya, A. Dhini, and I. Surjandari, "Application of text mining for classification of community complaints and proposals," *Proceeding - 2017 3rd Int. Conf. Sci. Inf. Technol. Theory Appl. IT Educ. Ind. Soc. Big Data Era, ICSITech 2017*, vol. 2018-January, pp. 144–149, 2017, doi:

10.1109/ICSITech.2017.8257100.

[4] S. Ernawati and R. Wati, "Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbors Pada Analisis Sentimen Review Agen Travel," *J. Khatulistiwa Inform.*, vol. 6, no. 1, pp. 64–69, 2018.

[5] A. Salam, J. Zeniarja, and R. S. U. Khasanah, "Analisis Sentimen Data Komentar Sosial Media Facebook Dengan K-Nearest Neighbor (Studi Kasus Pada Akun Jasa Ekspedisi Barang J&T Ekpress Indonesia)," *Pros. SINTAK*, pp. 480–486, 2018.

[6] M. Rifauddin and A. N. Halida, "Waspada Cybercrime dan Informasi Hoax pada Media Sosial Facebook," *Khizanah al-Hikmah J. Ilmu Perpustakaan, Informasi, dan Kearsipan*, vol. 6, no. 2, p. 98, 2018, doi: 10.24252/kah.v6i2a2.

[7] E. B. Santoso and A. Nugroho, "Analisis Sentimen Calon Presiden Indonesia 2019 Berdasarkan Komentar Publik Di Facebook," *Eksplora Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 60–69, 2019, doi: 10.30864/eksplora.v9i1.254.

[8] D. Darwis, N. Siskawati, and Z. Abidin, "Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk Analisis Sentimen Review Data Twitter Bmkg Nasional," *J. Tekno Kompak*, vol. 15, no. 1, p. 131, 2021, doi: 10.33365/jtk.v15i1.744.

[9] WIyanto, "Analisa Tingkat Kepuasan Pelanggan Terhadap Pelayanan Perusahaan Otobus XYZMenggunakan Metode Naïve Bayes," *J. Pelita Teknol.*, vol. 15, no. 1, pp. 56–67, 2020.

[10] A. S. Febriarini and E. Z. Astuti, "Penerapan Algoritma C4.5 untuk Prediksi Kepuasan Penumpang Bus Rapid Transit (BRT) Trans Semarang," *Eksplora Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 95–103, 2019, doi: 10.30864/eksplora.v8i2.156.

[11] V. Effendy, "Sentiment Analysis on Twitter about the Use of City Public Transportation Using Support Vector Machine Method," *Int. J. Inf. Commun. Technol.*, vol. 2, no. 1, p. 57, 2016, doi: 10.21108/ijoict.2016.21.85.

[12] M. A. Rosid, A. S. Fitrani, I. R. I. Astutik, N. I. Mulloh, and H. A. Gozali, "Improving Text Preprocessing for Student Complaint Document Classification Using Sastrawi," *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 874, no. 1, 2020, doi: 10.1088/1757-899X/874/1/012017.

[13] Yuyun, Nurul Hidayah, and Supriadi Sahibu, "Algoritma Multinomial Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Sentimen Pemerintah Terhadap Penanganan Covid-19 Menggunakan Data Twitter," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 4, pp. 820–826, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i4.3146.

[14] M. P. Munthe, A. S. R. Ansori, and ..., "Analisis Sentimen Komentar Pada Saluran Youtube Food Vlogger Berbahasa Indonesia Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *eProceedings Eng.*, vol. 8, no. 6, pp. 11909–11916, 2021, [Online]. Available: https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/16897

[15] G. Singh, B. Kumar, L. Gaur, and A. Tyagi, "Comparison between Multinomial and Bernoulli Naïve Bayes for Text Classification," *2019 Int. Conf. Autom. Comput. Technol. Manag. ICACTM 2019*, pp. 593–596, 2019, doi: 10.1109/ICACTM.2019.8776800.

[16] M. Y. H. Setyawan, R. M. Awangga, and S. R. Efendi, "Comparison Of Multinomial Naive Bayes Algorithm And Logistic Regression For Intent Classification In Chatbot," *Proc. 2018 Int. Conf. Appl. Eng. ICAE 2018*, pp. 1–5, 2018, doi: 10.1109/INCAE.2018.8579372.

[17] M. Sholehhudin, M. Fauzi Ali, and S. Adinugroho, "Implementasi Metode Text Mining dan K-Means Clustering untuk Pengelompokan Dokumen Skripsi (Studi Kasus : Universitas Brawijaya)," vol. 2, no. 11, pp. 5518–5524, 2018.

[18] M. N. Randhika, J. C. Young, A. Suryadibrata, and H. Mandala, "Implementasi Algoritma Complement dan Multinomial Naïve Bayes Classifier Pada Klasifikasi Kategori Berita Media Online," *Ultim. J. Tek. Inform.*, vol. 13, no. 1, pp. 19–25, 2021, doi: 10.31937/ti.v13i1.1921.

[19] Ratino, N. Hafidz, S. Anggraeni, and W. Gata, "Sentimen Analisis Informasi Covid-19 menggunakan Support Vector Machine dan Naïve Bayes," *J. JUPITER*, vol. 12, no. 2, pp. 1–11, 2020.

[20] Rianto, A. B. Mutiara, E. P. Wibowo, and P. I. Santosa, "Improving the accuracy of text classification using stemming method, a case of non-formal Indonesian conversation," *J. Big Data*, vol. 8, no. 1, pp. 1–16, 2021, doi: 10.1186/s40537-021-00413-1.

[21] H. Zhou, "Research of Text Classification Based on TF-IDF and CNN-LSTM," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 2171, no. 1, pp. 218–222, 2022, doi: 10.1088/1742-6596/2171/1/012021.