

Analisis Waktu dan Lokasi Klasifikasi Sentimen *Twitter* Terhadap Kinerja Layanan *Provider* Telekomunikasi Menggunakan Naïve Bayes

Aisah Rini Susanti¹, Ananda Alfiah², Muhammad Isa Firdaus³, M Riziq Sirfatullah Alfarizi⁴

Ilmu Komputer, Universitas Djuanda, Indonesia¹²³⁴
aisahrini@unida.ac.id

ABSTRACT

Telecommunications users in Indonesia continue to grow rapidly from year to year. Along with the public's increasing need for communication, whether via SMS, telephone or data services, there is competition among telecommunications providers to attract or retain customers. Customer Opinion shows the level of service quality provided by the provider. Various opinions expressed by customers about telecommunications providers can be known through the social media Twitter. Twitter as a type of microblogging that produces raw data that can overwhelm its users, one solution to this problem is to classify raw data. The Naïve Bayes method can handle text or documents. The documents used in this research are comments from Twitter users. The Naïve Bayes method was chosen because of its ability to handle large text data with sufficient accuracy and an efficient computational process (Aggarwal & Zhai, 2012). It is hoped that the results of this analysis will provide insight for telecommunications providers in improving the quality of their services in accordance with user needs and expectations (Smith et al., 2023). This research uses techniques to categorize customer sentiment opinions towards telecommunications providers in terms of time and location in Indonesia. Sentiment analysis only includes positive, negative and neutral classes. The expected benefit in this research is that telecommunications providers can evaluate performance and services based on time and location to achieve customer satisfaction from various complaints faced, as well as build more effective communication strategies.

Keywords: *Service Performance, Sentimen Classification, Naïve Bayes, Telecom Operators, Twitter*

ABSTRAK

Pengguna telekomunikasi di Indonesia dari tahun ke tahun terus bertumbuh pesat. Seiring dengan kebutuhan publik yang terus meningkat akan komunikasi baik melalui layanan sms, telepon maupun data mengakibatkan terjadi persaingan para *provider* telekomunikasi untuk menarik atau mempertahankan pelanggannya. Opini Pelanggan menunjukkan tingkat kualitas pelayanan yang dilakukan oleh *provider*. Berbagai opini yang dikemukakan oleh pelanggan tentang *provider* telekomunikasi dapat diketahui melalui media sosial Twitter. Twitter sebagai salah satu *microblogging* yang menghasilkan data mentah yang dapat membanjiri penggunaannya, salah satu solusi untuk masalah ini adalah melakukan pengklasifikasi data mentah. Metode Naïve Bayes dapat menangani teks atau dokumen. Dokumen yang digunakan dalam penelitian ini adalah komentar dari pengguna Twitter. Metode Naïve Bayes dipilih karena kemampuannya dalam menangani data teks besar dengan akurasi yang memadai serta proses komputasi yang efisien (Aggarwal & Zhai, 2012). Hasil

analisis ini diharapkan dapat memberikan wawasan bagi *provider* telekomunikasi dalam meningkatkan kualitas layanan mereka sesuai dengan kebutuhan dan harapan pengguna (Smith et al., 2023). Penelitian ini menggunakan teknik untuk mengkategorikan opini sentimen pelanggan terhadap penyedia telekomunikasi dari segi waktu dan lokasi di Indonesia. Analisis sentimen hanya mencakup kelas positif, negatif dan netral. Manfaat yang diharapkan dalam penelitian ini bahwa penyedia telekomunikasi dapat mengevaluasi kinerja dan layanan berdasarkan waktu dan lokasi untuk mencapai kepuasan pelanggan dari berbagai keluhan yang dihadapi, serta membangun strategi komunikasi yang lebih efektif.

Kata Kunci: Kinerja Layanan, Klasifikasi Sentimen, Naïve Bayes, Operator Telekomunikasi, Twitter

PENDAHULUAN

Kinerja layanan Perusahaan adalah salah satu indikator penting dalam menerapkan layanan berkualitas tinggi, jika pelanggan puas terhadap kinerja layanan sejak pertama kali digunakan maka akan berdampak signifikan pada loyalitas pelanggan. Analisis Perusahaan operator telekomunikasi di Indonesia pada struktur, perilaku dan kinerja industri telekomunikasi Indonesia secara terstruktur dan komprehensif menunjukkan bahwa struktur pasar *provider* telepon selular di Indonesia dipengaruhi oleh inovasi. Salah satu cara untuk mendapatkan perspektif pelanggan terhadap aspek kepuasan pelanggan adalah melalui analisis opini *sentimen*. Memahami opini sentimen pelanggan dapat dilihat dari platform media sosial, baik positif maupun negatif. Klasifikasi sentimen sebagai salah satu cabang Text mining menjadi sesuatu yang penting untuk mencari tahu polaritas dari opini sentimen positif, negatif dan netral. Twitter adalah salah satu media sosial yang dapat dijadikan wadah untuk menampung opini. Analisis sentimen media sosial terhadap opini pelanggan menggunakan naïve bayes menghasilkan akurasi sebesar 87,34%. Penelitian sentimen analisis pelanggan *provider* telekomunikasi menggunakan varian naïve bayes yaitu multinomial naïve bayes menunjukkan akurasi sebesar 73,15% pada 1665 fitur kata sedangkan multinomial naïve bayes tree menunjukkan akurasi sebesar 16.26% pada 145 fitur kata.

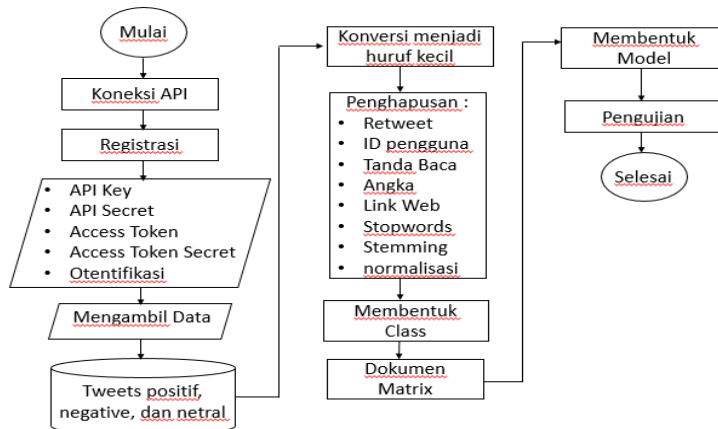
Penelitian data twitter lainnya untuk *sentimen* analisis terhadap *provider* telekomunikasi khususnya internet *provider* menggunakan metode support vector machine dan naïve bayes menunjukkan akurasi sebesar 84% untuk Support vector machine dan 82% untuk naïve bayes dengan data sebanyak 1000 data yang di klasifikasi ke dalam 692 data sentimen positif dan 308 data *sentimen* negatif [9]. Hasil klasifikasi *sentimen* twitter khususnya operator indosat menggunakan naïve bayes menghasilkan akurasi sebesar 85,41% [10]. Analisis *sentimen* emotikon komentar twitter khususnya operator telkomsel menunjukkan *sentimen negative* sebesar 53,8% di twitter dan Instagram serta 66,2% di facebook [11]. Penelitian pada aplikasi MyIndiHome di GooglePlay menghasilkan 1.160 review untuk negatif dan 1.374 untuk positif dengan akurasi pada metode naïve bayes sebesar 84,69% [12].

Penelitian naïve bayes lain pada sektor *provider* operator digital kartu prabayar menunjukkan hasil sentimen positif sebanyak 247 data dan *sentimen* negative sebanyak 753 data dengan akurasi sebesar 87% [13]. Dari berbagai penelitian diatas menunjukkan bahwa metode naïve bayes menghasilkan akurasi yang tinggi sebagai salah satu metode klasifikasi pembelajaran Mesin. Analisis sentimen adalah salah satu metode yang banyak digunakan untuk mengevaluasi opini publik terhadap suatu layanan atau produk, dan sering kali menggunakan teknik machine learning seperti Naïve Bayes untuk klasifikasi data teks (Pang & Lee, 2008). Naïve Bayes adalah metode probabilistik yang memiliki kinerja yang baik dalam tugas klasifikasi teks meskipun menggunakan asumsi independensi antarfitur, sehingga metode ini cocok untuk data dengan jumlah variabel yang besar namun tidak saling bergantung (McCallum & Nigam, 1998). Di berbagai penelitian, metode Naïve Bayes telah terbukti efektif dalam mengklasifikasikan sentimen positif, negatif, dan netral, sehingga dapat menjadi pendekatan yang efisien untuk menganalisis sentimen pengguna media sosial (Pak & Paroubek, 2010). Namun masih belum ada penelitian yang khususnya membahas perbandingan waktu dan Lokasi agar *provider* telekomunikasi dapat meningkatkan kinerja layanan pada kedua aspek tersebut.

METODE PENELITIAN

Pendekatan pemecahan masalah yang dilakukan pada penelitian ini menggunakan analisis *sentimen* data twitter yang berfokus pada data *provider* telekomunikasi untuk analisis opini pelanggan pada fitur waktu dan lokasi menggunakan metode naïve bayes dengan melalui tahapan penelitian pendekatan kuantitatif dengan metode klasifikasi Naïve Bayes untuk menganalisis sentimen Twitter terhadap layanan *provider* telekomunikasi (Zhang, 2004). Data diambil dari unggahan Twitter yang relevan dengan topik layanan *provider* telekomunikasi di Indonesia dalam rentang waktu tertentu, yang kemudian difilter berdasarkan kata kunci tertentu seperti nama *provider* dan kata kunci sentimen (Pak & Paroubek, 2010). Naïve bayes yang ditempuh dalam beberapa tahap yaitu: persiapan data, preprocessing, pemodelan seperti yang ditampilkan oleh gambar 1 berikut:

Gambar 1. Tahap Penelitian



Pada tahap pertama, koneksi dengan API (Application Programming Interface) kemudian *preprocessing* data sebagai tahapan yang dilakukan sebelum data utama diproses. Data yang telah di *preprocessing* kemudian dibuat menjadi dokumen matrix yaitu representasi kata dan frekuensi kata dalam dokumen. Terakhir, pembentukan model menggunakan Naïve Bayes dan dilakukan pengujian terhadap model naive bayes.

Kebaruan penelitian ini adalah membahas perbandingan waktu dan Lokasi pada data twitter khususnya *provider* telekomunikasi mengenai opini *sentimen* positif, negatif atau netral. Adapun beberapa penelitian serupa dengan menggunakan metode naive bayes adalah:

1. Hashfi, F., Sugiarto, D. and Mardianto, I., 2022. *Sentimen Analysis of An Internet Provider Company Based on Twitter Using Support Vector Machine and Naïve Bayes Method. Ultimatics: Jurnal Teknik Informatika, 14(1), pp.1-6.*
2. Butsianto, S., Fauziah, S., Naya, C. and Maulana, F., 2024. *Sentimen Analysis Of Indosat's Mobile Operator Services On Twitter Using The Naïve Bayes Algorithm. Brilliance: Research of Artificial Intelligence, 4(1), pp.245-254.*
3. Hakim, S.N., Putra, A.J. and Khasanah, A.U., 2021. *Sentimen analysis on myindihome user reviews using support vector machine and naïve bayes classifier method. International Journal of Industrial Optimization, 2(2).*

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Persiapan data

Menggunakan data twitter Application Programming Interface (API), Berikut data yang telah kami ambil dari twitter

	full_text	created_at
0	Tolong dong @Telkomsel daripada kebaikan ngasi...	Sun Oct 27 11:06:58 +0000 2024
1	plis ya telkomsel @Telkomsel bisa gak sih lo n...	Fri Nov 01 08:22:21 +0000 2024
3	Blokir aja nih nomer ngaku @Telkomsel https://...	Fri Nov 01 03:46:22 +0000 2024
4	@Telkomsel INI KENAPA JADI GINI WEHHH?? GABISA...	Thu Oct 31 16:19:50 +0000 2024
...
1987	Rungkad pisan sinyal telkomsel dibawa naik kereta	Tue Oct 29 12:39:47 +0000 2024
1988	Perluas peluang global bagi para startup Telko...	Tue Oct 29 07:40:23 +0000 2024
1989	Sinyal telkomsel emg lg jleg kah	Tue Oct 29 13:23:53 +0000 2024
1990	Handling komplain pelanggan @Telkomsel kok lam...	Tue Oct 29 11:07:22 +0000 2024
1991	Telkomsel kembali hadir dengan program NextDev...	Tue Oct 29 15:33:24 +0000 2024

1992 rows × 2 columns

Gambar 2. Data Twitter

2. Preprocessing data

a. Pembersihan data untuk menghasilkan kata kunci

Langkah-langkah Pembersihan Data untuk Ekstraksi Kata Kunci:

- 1) Menghapus Noise dan Karakter yang Tidak Diperlukan:
 - Menghapus karakter atau simbol yang tidak relevan seperti tanda baca, angka, atau karakter khusus yang tidak berkontribusi terhadap pemahaman teks.
- 2) Menghapus Kata Stopwords:
 - Menghilangkan kata-kata umum yang tidak memberikan informasi tambahan, seperti "dan," "atau," "yang," "di," "ke," dan sebagainya.
- 3) Konversi ke Format Konsisten (Case Normalization):
 - Mengubah seluruh teks ke huruf kecil agar kata yang sama dapat dikenali meskipun ditulis dengan huruf kapital yang berbeda.
- 4) Stemming atau Lemmatization:
 - Melakukan stemming atau lemmatization untuk mengubah kata-kata menjadi bentuk dasar atau akar kata (misalnya, "berlari" menjadi "lari").
- 5) Tokenization:
 - Memisahkan teks menjadi unit-unit kata atau token agar dapat dianalisis lebih lanjut.
- 6) Menghapus Duplikasi:
 - Menyaring data untuk menghapus entri atau kata yang duplikat yang mungkin muncul selama proses pengumpulan data.

b. Pelabelan

- 1) Menentukan Kategori atau Label: menentukan kategori atau label yang relevan berupa *positif*, *negatif*, atau *netral*.
- 2) Menetapkan Kriteria Pelabelan: menentukan kriteria yang jelas untuk setiap kategori. Kriteria ini bisa berupa sentimen, yang terkandung dalam data.
- 3) Pelabelan Manual : Melibatkan peninjauan data oleh manusia untuk memberi label secara langsung. Metode ini lebih akurat, tetapi memakan waktu.
- 4) Verifikasi dan Validasi: Setelah data diberi label, dilakukan verifikasi kebenaran pelabelan tersebut yaitu pengecekan ulang untuk memastikan konsistensi dan akurasi.

Contoh data hasil labelling:

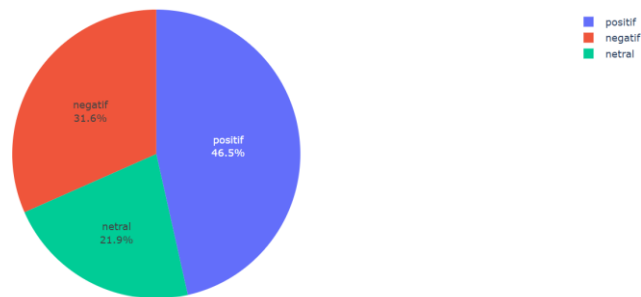
Teks	Label
"Produk ini sangat bagus dan berguna."	Positif
"Saya kecewa dengan kualitas produk."	Negatif
"Pengiriman cepat, namun kualitas biasa."	Netral

3. Pembentukan klasifikasi *sentimen naïve bayes*

Gambaran distribusi sentimen yang ada dalam data melalui tahapan berikut:

- 1) Klasifikasikan Ulasan Berdasarkan Sentimen: Setelah data dilabeli dengan sentimen *positif*, *negatif*, atau *netral*, langkah selanjutnya adalah menghitung jumlah masing-masing kategori sentimen.
- 2) Hitung Proporsi Setiap Sentimen: Hitung total jumlah ulasan dengan setiap label sentimen, kemudian tentukan proporsinya. Misal telkomsel Positif 46,5% negatif 31,6% dan netral 21,9%. Hal ini menunjukkan bahwa sebagian besar pelanggan merasa puas dengan layanan Telkomsel, meskipun masih ada sejumlah keluhan yang perlu diperhatikan oleh perusahaan.
- 3) Visualisasikan dengan Grafik: proporsi sentimen divisualisasikan dalam bentuk grafik pie (lingkaran) untuk memberikan gambaran yang lebih jelas dan mudah dipahami menjadi sebagai berikut:

Proporsi Sentimen Telkomsel



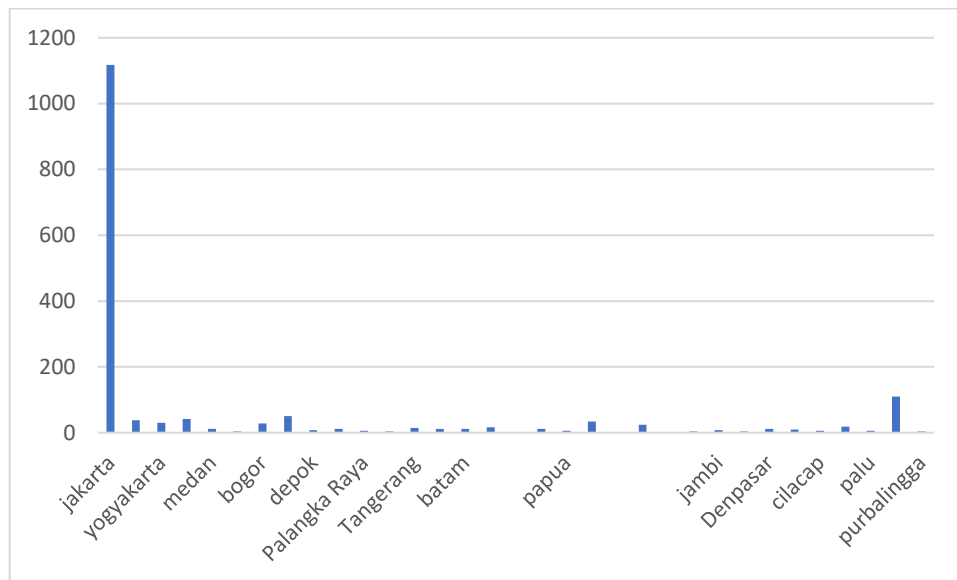
Gambar 3. Proporsi Sentimen Telkomsel

4. Sebaran data ulasan pengguna berdasarkan tempat

Jumlah entri ulasan pengguna berdasarkan kota atau wilayah di Indonesia ditampilkan oleh gambar 4, **Jakarta** menonjol dengan jumlah entri tertinggi, yaitu **1118**, yang menunjukkan bahwa Jakarta memiliki volume data yang jauh lebih besar dibandingkan kota-kota lainnya. Ini mungkin mencerminkan tingginya jumlah pengguna atau pelanggan yang berinteraksi, memberikan ulasan, atau berpartisipasi dalam postingan twitter. **Bali** juga menunjukkan jumlah entri yang cukup signifikan, yaitu **110**, yang menandakan bahwa Bali memiliki kontribusi besar dalam data yang terkumpul, meskipun masih jauh lebih kecil dibandingkan Jakarta. **Kota-kota besar lainnya**, seperti **Bandung (38)**, **Surabaya (42)**, dan **Yogyakarta (30)**, memiliki jumlah entri yang lebih rendah dibandingkan Jakarta, namun tetap menunjukkan tingkat partisipasi yang cukup baik.

Beberapa kota dengan jumlah entri yang lebih rendah, seperti **Medan (12)**, **Aceh (4)**, **Probolinggo (4)**, **Palangka Raya (6)**, **Bengkulu (4)**, dan **Cilacap (6)**,

menunjukkan bahwa ada wilayah yang lebih sedikit berkontribusi pada dataset, mungkin karena keterbatasan akses atau partisipasi yang lebih rendah. **Kota-kota di luar pulau Jawa**, seperti **Makassar (16)**, **Ambon (10)**, **Papua (6)**, dan **Padang (24)**, menunjukkan kontribusi yang relatif kecil dalam data ini, namun tetap memberikan perspektif tentang distribusi geografis dari entri atau sentimen yang dikumpulkan.



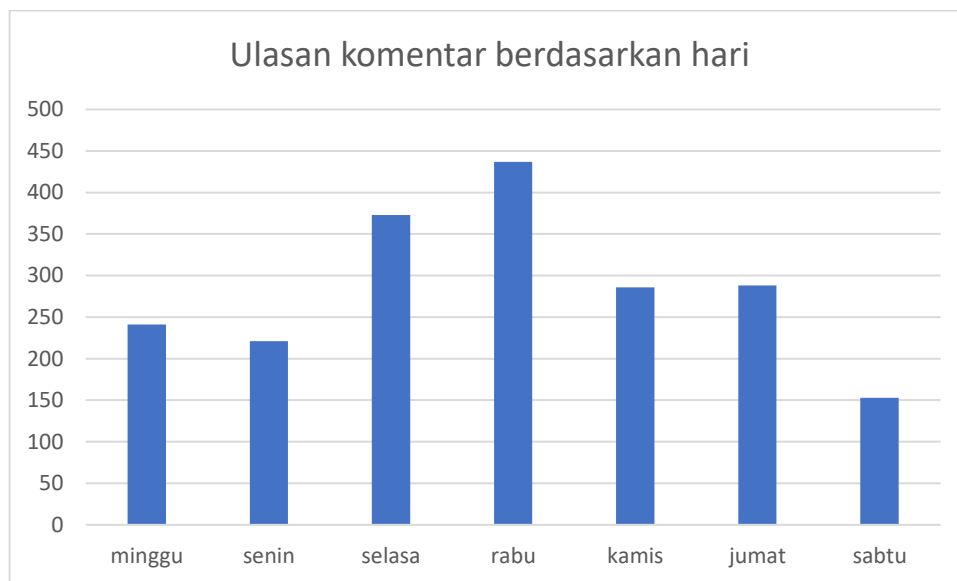
Gambar 4. Ulasan Pengguna berdasarkan tempat atau wilayah

5. Sebaran data ulasan pengguna berdasarkan waktu

Sebaran data ulasan pengguna berdasarkan waktu dalam hal ini yaitu hari dengan Jumlah entri yang terjadi pada setiap hari dalam seminggu. sebaran jumlah entri ulasan komentar pengguna twitter ditunjukkan oleh gambar 5 yaitu:

- Rabu** memiliki jumlah entri tertinggi, yaitu **437**, yang menunjukkan bahwa hari Rabu adalah puncak aktivitas atau interaksi dalam seminggu. Ini bisa berarti bahwa pengguna cenderung lebih aktif pada hari tersebut, mungkin karena faktor kebiasaan atau jenis kegiatan yang lebih banyak dilakukan pada hari Rabu.
- Selasa** juga menunjukkan angka yang signifikan dengan **373 entri**, menandakan bahwa aktivitas masih cukup tinggi di awal minggu. Mungkin ini berkaitan dengan aktivitas atau interaksi yang dimulai pada awal pekan.
- Kamis (286)** dan **Jumat (288)** menunjukkan jumlah entri yang relatif tinggi, yang mungkin mencerminkan tingkat aktivitas yang stabil menjelang akhir pekan, ketika orang cenderung lebih banyak berinteraksi atau memberikan feedback setelah menjalani sebagian minggu kerja.

- d) **Senin (221)** dan **Minggu (241)** menunjukkan angka yang lebih rendah, yang menunjukkan bahwa aktivitas di awal minggu (Senin) dan akhir minggu (Minggu) tidak sebanyak di tengah minggu. Hal ini mungkin dikarenakan orang cenderung lebih sibuk di awal minggu (Senin) dan cenderung lebih santai atau lebih sedikit berinteraksi pada akhir minggu (Minggu).
- e) **Sabtu (153)** adalah hari dengan jumlah entri terendah, yang mungkin menunjukkan bahwa pada hari Sabtu, orang lebih banyak beristirahat atau fokus pada kegiatan lain dibandingkan berinteraksi atau memberikan feedback.



Gambar 5. Ulasan komentar berdasarkan hari

6. Pengujian model naïve bayes

Pengujian Model Naive Bayes untuk analisis sentimen menggunakan algoritma Naive Bayes menghasilkan akurasi sebesar 61% (Gambar 6). Ini menunjukkan bahwa model cukup berhasil dalam mengklasifikasikan sentimen dari data ulasan yang telah dilabeli. Model ini dapat mengenali pola kata-kata dalam ulasan yang berkaitan dengan sentimen positif, negatif, atau netral dengan tingkat keberhasilan yang cukup baik. Meskipun demikian, hasil ini mengindikasikan adanya potensi untuk meningkatkan performa melalui metode lain atau optimasi lebih lanjut.

Akurasi: 0.6134663341645885

Laporan Klasifikasi:	precision	recall	f1-score	support
netral	0.68	0.49	0.57	150
positif	0.56	0.72	0.63	148
negatif	0.65	0.65	0.65	103
accuracy			0.61	401
macro avg	0.63	0.62	0.61	401
weighted avg	0.63	0.61	0.61	401

Gambar 6. Hasil Akurasi Model Naive Bayes

KESIMPULAN DAN SARAN

Pengujian Model Naive Bayes untuk analisis sentimen menggunakan algoritma Naive Bayes menghasilkan akurasi sebesar 61%. Ini menunjukkan bahwa model cukup berhasil dalam mengklasifikasikan sentimen dari data ulasan pengguna twitter terhadap *provider* telekomunikasi. Kebaruan penelitian ini adalah membahas perbandingan waktu dan Lokasi pada data twitter khususnya *provider* telekomunikasi mengenai opini *sentimen* positif, negatif atau netral. Pola distribusi menunjukkan bahwa hari-hari tengah minggu, terutama Rabu dan Selasa, merupakan periode dengan tingkat aktivitas atau interaksi tertinggi. Hal ini mungkin disebabkan oleh rutinitas atau kebiasaan pengguna yang lebih cenderung aktif pada hari-hari tersebut. Sebaliknya, Sabtu dan Minggu cenderung memiliki aktivitas yang lebih rendah, mungkin karena orang lebih fokus pada waktu luang mereka. Analisis waktu dalam konteks penggunaan produk dan layanan memberikan pemahaman terhadap pola yang dapat membantu merencanakan waktu yang tepat untuk kampanye pemasaran atau mengoptimalkan waktu untuk interaksi dengan pelanggan. Sedangkan untuk Hasil analisis tempat atau wilayah menunjukkan Jakarta menonjol dengan jumlah entri tertinggi, yaitu 1118, yang menunjukkan bahwa Jakarta memiliki volume data yang jauh lebih besar dibandingkan kota-kota lainnya. Ini mungkin mencerminkan tingginya jumlah pengguna atau pelanggan yang berinteraksi, memberikan ulasan, atau berpartisipasi dalam postingan twitter. Data ini memberi gambaran jelas mengenai bagaimana sebaran data atau sentimen tersebar di berbagai wilayah Indonesia. Jakarta mendominasi sebagai wilayah dengan interaksi atau kontribusi terbesar, sementara kota-kota lain dengan kontribusi lebih kecil tetap memberikan nilai penting dalam konteks analisis sentimen atau ulasan. Analisis sentimen atau evaluasi terhadap produk atau layanan serta pemahaman terhadap distribusi geografis ini dapat membantu *provider* telekomunikasi dalam strategi pemasaran, pengembangan produk, atau peningkatan layanan di area-area tertentu.

DAFTAR PUSTAKA

- B. Budiarno, I. B. N. Udayana, and A. Lukitaningsih, "Pengaruh Kualitas Layanan, Kualitas Produk Terhadap Kepuasan Pelanggan Dalam Membentuk Loyalitas Pelanggan," *Equilib. J. Penelit. Pendidik. dan Ekon.*, vol. 19, no. 02, pp. 226–233, 2022, doi: 10.25134/equi.v19i02.4531.
- A. R. P. Octasyilva and J. Rurianto, "Analisis Industri Telekomunikasi Seluler di Indonesia: Pendekatan SCP (Structure Conduct Performance)," *INOBIS J. Inov. Bisnis dan Manaj. Indones.*, vol. 3, no. 3, pp. 391–408, 2020, doi: 10.31842/jurnalinobis.v3i3.146.
- W. Parasati, F. Abdurrachman Bachtiar, and N. Y. Setiawan, "Analisis Sentimen Berbasis Aspek pada Ulasan Pelanggan Restoran Bakso President Malang dengan Metode Naïve Bayes Classifier," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 4, no. 4, pp. 1–10, 2020, [Online]. Available: <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/7134>
- E. N. I. Susanti, Aisah Rini, "View of *Sentimen* Analysis of User Reviews of E-commerce Applications_ Case Study on the Shoppe Platform.pdf," 2024.
- S. Suryono, E. Utami, and E. T. Luthfi, "Klasifikasi Sentimen Pada Twitter Dengan Naive Bayes Classifier," *Angkasa J. Ilm. Bid. Teknol.*, vol. 10, no. 1, p. 89, 2018, doi: 10.28989/angkasa.v10i1.218.
- D. Darwis, E. S. Pratiwi, and A. F. O. Pasaribu, "Penerapan Algoritma Svm Untuk Analisis Sentimen Pada Data Twitter Komisi Pemberantasan Korupsi Republik Indonesia," *EduTic - Sci. J. Informatics Educ.*, vol. 7, no. 1, pp. 1–11, 2020, doi: 10.21107/edutic.v7i1.8779.
- N. P. G. Naraswati, R. Nooraeni, D. C. Rosmilda, D. Desinta, F. Khairi, and R. Damaiyanti, "Analisis Sentimen Publik dari Twitter Tentang Kebijakan Penanganan Covid-19 di Indonesia dengan Naive Bayes Classification," *Sistemasi*, vol. 10, no. 1, p. 222, 2021, doi: 10.32520/stmsi.v10i1.1179.
- A. R. Susanti, T. Djatna, and W. A. Kusuma, "Twitter's *sentimen* analysis on GSM services using Multinomial Naïve Bayes," *Telkomnika (Telecommunication Comput. Electron. Control.*, vol. 15, no. 3, pp. 1354–1361, 2017, doi: 10.12928/TELKOMNIKA.v15i3.4284.
- F. Hashfi, D. Sugiarto, and I. Mardianto, "*Sentimen* Analysis of An Internet Provider Company Based on Twitter Using Support Vector Machine and Naïve Bayes Method," *Ultim. J. Tek. Inform.*, vol. 14, no. 1, pp. 1–6, 2022, doi: 10.31937/ti.v14i1.2384.
- S. Butsianto, S. Fauziah, C. Naya, and F. Maulana, "*Sentimen* Analysis Of Indosat's Mobile Operator Services On Twitter Using The Naïve Bayes Algorithm," *Brill. Res. Artif. Intell.*, vol. 4, no. 1, pp. 245–254, 2024, doi: 10.47709/brilliance.v4i1.4084.
- Azlia Tiara Putri and Nurvita Trianasari, "Analisis Persepsi Publik Terhadap *Provider* Telkomsel melalui Tweet dan Komentar di Media Sosial dengan Pemodelan

- Topik dan Analisis Sentimen Berbasis Emosi," *Al-Kharaj J. Ekon. Keuang. Bisnis Syariah*, vol. 6, no. 8, pp. 5885–5894, 2024, doi: 10.47467/alkharaj.v6i8.3759.
- S. N. Hakim, A. J. Putra, and A. U. Khasanah, "Sentimen analysis on myindihome user reviews using support vector machine and naïve bayes classifier method," *Int. J. Ind. Optim.*, vol. 2, no. 2, p. 151, 2021, doi: 10.12928/ijio.v2i2.4437.
- C. I. Mulia Asriguna, T. H. Pudjiantoro, P. N. Sabrina, and A. I. Hadiana, "Sentimen Analysis of Live.on Digital Provider Application Using Naive Bayes Classifier Method," pp. 2802–2810, 2023, doi: 10.46254/eu05.20220544.]