



# Analisis Sentimen Layanan J&T Express pada Sosial Media X Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Clasifier dan K-Nearest Neighbor

Muhamad Ilham Priady\*, M Afdal, Inggih Permana, Zarnelly

Prodi Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, Pekanbaru  
Jl. H.R. Soebrantas KM. 15 No. 155, Kec. Tuah Madani, 28298, Pekanbaru, Riau, Indonesia

Email: <sup>1,\*</sup>11950313358@students.uin-suska.ac.id, <sup>2</sup>m.afdal@uin-suska.ac.id, <sup>3</sup>inggihpermana@uin-suska.ac.id, <sup>4</sup>zarnelly@uin-suska.ac.id

Email Penulis Korespondensi: 11950313358@students.uin-suska.ac.id

Submitted: 22/06/2025; Accepted: 11/07/2025; Published: 12/07/2025

**Abstrak**—Permintaan terhadap jasa layanan pengiriman barang semakin meningkat seiring dengan meluasnya penggunaan platform e-commerce sebagai aktifitas jual beli. Salah satu penyedia jasa pengiriman yang populer dan sering digunakan adalah J&T Express. Hingga saat ini, J&T telah memiliki jangkauan layanan yang luas. Namun, berbagai pelanggan juga memiliki keluhan yang kerap disampaikan melalui media sosial X. Untuk itu, penelitian ini melakukan analisis sentimen pengguna J&T Express di media sosial X dengan algoritma Naïve Bayes Classifier (NBC) dan K-Nearest Neighbor (KNN). Pengumpulan data dilakukan melalui scraping dengan rentang waktu 1 Januari 2023 hingga 1 Desember 2024, dengan total 1.000 data. Hasil pemodelan menunjukkan bahwa algoritma NBC memiliki performa yang lebih baik dibandingkan KNN, dengan akurasi sebesar 72,30%, presisi 74,76%, dan recall 72,30%. Sedangkan pada algoritma KNN dengan parameter terbaik (K=9) hanya memiliki akurasi sebesar 67,29%, presisi 69,46%, dan recall 67,29%. Kemudian hasil analisis menunjukkan opini pengguna J&T didominasi oleh sentimen negatif (42,20%), diikuti oleh sentimen positif (38,70%) dan netral (19,10%). Analisis lebih lanjut berdasarkan lima variabel juga dilakukan dan memperoleh pemahaman tentang kelemahan dari J&T yaitu pada aspek layanan dengan sentimen negatif tertinggi (21,0%). Sebaliknya, aspek pengalaman pengguna menjadi keunggulan dengan sentimen positif terbanyak (16,8%). Hasil visualisasi data juga mengindikasikan adanya keluhan pelanggan yang dominan pada terhambatnya proses pengiriman. Meski demikian, pelanggan juga mengapresiasi kecepatan dan keamanan pengiriman barang. Temuan ini memberikan wawasan berharga bagi J&T Express untuk melakukan evaluasi dan perbaikan, khususnya pada aspek layanan, guna meningkatkan kepuasan dan pengalaman pelanggan secara keseluruhan.

**Kata Kunci:** Analisis Sentimen; J&T Express; K-Nearest Neighbor; Naïve Bayes Classifier; Sosial Media X

**Abstract**—The demand for goods delivery services is increasing along with the widespread use of e-commerce platforms for buying and selling. One of the popular and frequently used delivery service providers is J&T Express. Until now, J&T has had a wide service coverage. However, various customers also have complaints that are often conveyed through social media X. For this reason, this study conducted a sentiment analysis of J&T Express user opinions on social media X using the Naïve Bayes Classifier (NBC) and K-Nearest Neighbor (KNN) algorithms. Data collection was carried out through scraping over a time span from January 1, 2023 to December 1, 2024, resulting in a total of 1,000 data points. The modeling results show that the NBC algorithm outperforms KNN, achieving an accuracy of 72.30%, a precision of 74.76%, and a recall of 72.30%. Meanwhile, the KNN algorithm with the best parameters (K = 9) only has an accuracy of 67.29%, precision of 69.46%, and recall of 67.29%. Then the results of the analysis show that J&T user opinions are dominated by negative sentiment (42.20%), followed by positive sentiment (38.70%) and neutral sentiment (19.10%). Further analysis based on five variables was also conducted and an understanding of J&T's weaknesses, namely in the service aspect, with the highest negative sentiment (21.0%). On the other hand, the user experience aspect is an advantage with the most positive sentiment (16.8%). The data visualization results also indicate that there are dominant customer complaints about the delay in the delivery process. However, customers also appreciate the speed and security of the delivery of goods. These findings provide valuable insights for J&T Express to conduct evaluations and improvements, especially in the service aspect, to improve overall customer satisfaction and experience.

**Keywords:** Sentiment Analysis; J&T Express; K-Nearest Neighbor; Naïve Bayes Classifier; X Media Social

## 1. PENDAHULUAN

Pada era digital yang terus berkembang, aktivitas bisnis dan perilaku konsumen mengalami transformasi yang signifikan, ditandai dengan semakin meluasnya penggunaan platform e-commerce sebagai sarana utama dalam transaksi jual beli secara daring [1], [2]. Fenomena ini tidak hanya mempengaruhi pola konsumsi masyarakat, tetapi juga mendorong pertumbuhan ekosistem pendukung, termasuk sektor logistik dan jasa pengiriman barang [3].

Peningkatan jumlah pengguna e-commerce secara langsung berdampak pada meningkatnya permintaan terhadap layanan pengiriman, baik untuk distribusi domestik maupun internasional [1], [4]. Menanggapi dinamika tersebut, berbagai perusahaan ekspedisi bermunculan di Indonesia untuk memenuhi kebutuhan distribusi barang dengan tepat waktu. Salah satu perusahaan jasa pengiriman yang telah populer di pasar nasional adalah PT Global Jet Express atau J&T Express [5].

Sejak didirikan pada tahun 2015, J&T Express kini telah memiliki jangkauan layanan yang luas hampir ke seluruh wilayah Indonesia [6]. Perusahaan ini bahkan mampu menangani volume pengiriman dalam skala besar hingga mencapai 25 juta paket [7]. Angka ini menunjukkan tingginya kepercayaan konsumen terhadap layanan



pengiriman yang ditawarkan. Namun demikian, capaian tersebut tidak sepenuhnya mencerminkan kualitas layanan yang bebas dari permasalahan.

Beberapa konsumen menemukan permasalahan seperti gangguan saat akses situs web/aplikasi, sulit melacak nomor resi, keterlambatan dalam proses pengiriman, barang rusak, serta pengiriman barang yang tidak akurat [6]–[8]. Masalah tersebut menjadi tantangan yang perlu diperhatikan secara serius, mengingat kualitas layanan merupakan faktor kunci dalam menjaga kepuasan dan loyalitas pelanggan [3].

Seiring dengan meningkatnya penggunaan sosial media, pelanggan juga semakin aktif membagikan pengalaman mereka di berbagai platform seperti X (sebelumnya dikenal sebagai Twitter) [6]. Di platform X, pelanggan menyampaikan opini, keluhan, maupun apresiasi mereka terhadap layanan J&T Express. Informasi yang bersumber dari media sosial tersebut bersifat real-time, organik, dan merepresentasikan persepsi langsung dari pengguna. Oleh karena itu, analisis terhadap unggahan pelanggan di platform X menjadi relevan dan bermanfaat untuk memahami persepsi publik secara lebih mendalam terhadap kualitas layanan J&T Express.

Analisis sentimen merupakan suatu pendekatan untuk mengidentifikasi, mengekstraksi, dan mengkategorikan opini atau emosi dalam bentuk teks, serta menentukan polaritasnya ke dalam kategori sentimen positif, negatif, atau netral [9], [10]. Pendekatan ini dinilai mampu memberikan wawasan yang berharga mengenai aspek-aspek layanan yang mendapat apresiasi maupun kritik dari pelanggan, sehingga dapat menjadi dasar evaluasi dan perbaikan strategis yang berbasis data. Namun demikian, mengolah dan menganalisis teks dalam jumlah besar secara manual tidaklah efisien, karena memerlukan waktu, tenaga, dan konsistensi tinggi [3]. Untuk mengatasi tantangan ini, penerapan text mining yaitu proses penambangan informasi dari sumber teks dalam skala besar menggunakan metode komputasional menjadi sangat penting.

Text mining memungkinkan ekstraksi informasi dan pola tersembunyi dari kumpulan data teks tak terstruktur secara lebih efektif dan efisien. Teknik ini sangat relevan dalam konteks analisis sentimen karena mendukung proses otomatisasi klasifikasi opini berdasarkan fitur-fitur linguistik dan statistik. Beberapa algoritma machine learning yang umum digunakan pada text mining yaitu Naïve Bayes Classifier (NBC) dan K-Nearest Neighbor (KNN). NBC merupakan algoritma berdasarkan Teorema Bayes yang sederhana dan berbasis probabilistik dengan asumsi independen yang mengklasifikasikan data [11]. Algoritma ini populer karena mampu menangani kasus klasifikasi spam, teks, analisis sentimen, dan lainnya [12]. Sedangkan KNN merupakan algoritma sederhana dengan konsep mengklasifikasikan suatu data melalui kumpulan data latih yang terdekat (tetangga) dengan objek data tersebut [12]. Meski begitu, algoritma ini terbukti efektif dalam mengklasifikasi data berbasis teks [13].

Terdapat beberapa penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan kasus analisis sentimen jasa pengiriman maupun penerapan dari algoritma KNN dan NBC. Penelitian pertama menyelesaikan kasus analisis sentimen pada beberapa jasa ekspedisi yaitu J&T, JNE dan Pos Indonesia menghasilkan akurasi tertinggi pada NBC sebesar 82% dan KNN sebesar 71% [8]. Kemudian penelitian berikutnya melakukan analisis sentimen pada beberapa jasa ekspedisi yaitu JNE, J&T, Pos Indonesia, TIKI, dan DHL Indonesia dengan algoritma KNN menghasilkan DHL Indonesia berada di posisi pertama dengan 55,6% pengguna memberikan sentimen positif untuk aspek layanan berdasarkan ketepatan waktu dan 15% untuk aspek layanan berdasarkan kualitas dengan akurasi sebesar 94,56%, [4]. Penelitian lainnya melakukan analisis sentimen J&T menggunakan algoritma Decision Tree dengan pembagian data 90:10% menghasilkan akurasi 94,12% [6].

Dengan kelebihan yang dijelaskan dan hasil dari penelitian terdahulu sebagai rujukan, maka penelitian ini mengadopsi algoritma NBC dan KNN untuk menyelesaikan kasus analisis sentimen Layanan J&T Express pada Sosial Media X. Adapun perbedaan penelitian ini dengan penelitian sebelumnya yaitu pada penelitian ini teks akan dinormalisasi terlebih dahulu untuk mengubah kata slang ke kata formal serta kata singkatan ke bentuk yang lebih umum dengan menggunakan kamus agar format dari teks seragam sehingga hasil analisis akan lebih maksimal. Tujuan penelitian ini yaitu mengidentifikasi persepsi publik secara sistematis terhadap kualitas layanan yang diberikan oleh J&T Express.

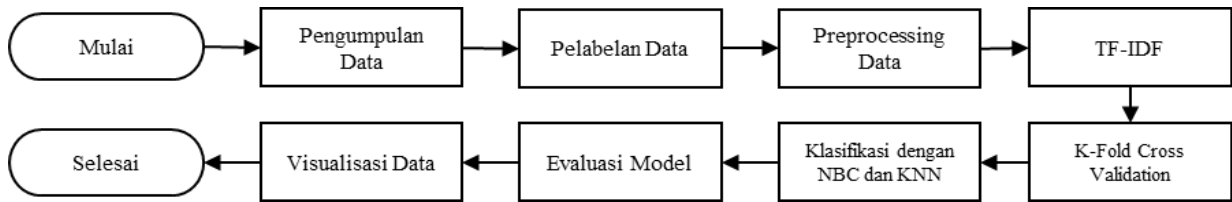
Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi yang berarti bagi pihak perusahaan, khususnya dalam proses evaluasi dan perbaikan layanan. Dengan memahami opini dan pengalaman pelanggan secara lebih mendalam, perusahaan dapat merumuskan strategi peningkatan layanan yang lebih tepat sasaran. Dengan begitu perusahaan dapat memperkuat posisinya di tengah persaingan industri logistik yang semakin kompetitif.

## **2. METODOLOGI PENELITIAN**

### **2.1 Tahapan Penelitian**

Penelitian ini melakukan analisis sentimen pada layanan J&T Express berdasarkan opini dari pengguna sosial media X (sebelumnya dikenal sebagai Twitter). Tahapan penelitian ini melibatkan teknik dari text mining dimulai dari pengumpulan data, pelabelan, preprocessing, TF-IDF, K-Fold Cross Validation, implementasi dan perbandingan algoritma klasifikasi, evaluasi model, dan visualisasi data. Seluruh tahapan dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python versi 3.11 dan Google Colaboratory sebagai tools utama yang mendukung komputasi

berbasis cloud. Adapun setiap proses dan tahapan dari penelitian ini telah digambarkan dengan diagram alir yang dapat dilihat pada Gambar 1.



**Gambar 1.** Tahapan Penelitian

Gambar 1 menyajikan alur lengkap dari tahapan penelitian yang dilakukan. Proses dimulai dengan pengumpulan data dari media sosial X menggunakan teknik scraping. Kemudian data tersebut diberi label sentimen yang dilakukan secara manual oleh pakar bahasa, untuk mengklasifikasikan setiap teks ke dalam kategori sentimen positif, negatif, atau netral. Selanjutnya preprocessing dilakukan untuk membersihkan informasi yang tidak relevan dan menyiapkan data dalam format yang lebih terstruktur dan dilakukan pembobotan fitur menggunakan metode Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) untuk merepresentasikan data dalam bentuk numerik yang dapat diolah oleh algoritma. Proses klasifikasi dilakukan dengan menggunakan algoritma NBC dan KNN dengan teknik K-Fold Cross Validation sebagai metode validasi model. Setelah model dilatih, performanya dievaluasi menggunakan metrik evaluasi. Tahap akhir, analisis visualisasi teks menggunakan teknik word cloud untuk menggambarkan frekuensi kemunculan kata-kata dominan dalam setiap kategori sentimen, sehingga dapat memberikan wawasan tambahan secara visual terhadap opini pengguna.

## 2.2 Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan memanfaatkan teknik web scraping yang diterapkan pada platform media sosial X (sebelumnya dikenal sebagai Twitter). Proses ini menggunakan kata kunci “J&T” dan “JNT” untuk mengekstraksi opini yang relevan dengan topik penelitian. Data dikumpulkan dalam rentang waktu satu tahun, yaitu mulai dari 1 Januari 2023 hingga 31 Desember 2024 dan menghasilkan total 1.000 data.

## 2.3 Preprocessing Data

Preprocessing bertujuan untuk meningkatkan kualitas analisis dengan cara mengurangi informasi yang tidak relevan, sehingga data yang digunakan menjadi lebih bersih, terstruktur, dan siap untuk dianalisis lebih lanjut [14]. Proses ini sangat krusial dalam analisis teks karena data yang diperoleh dari media sosial umumnya memiliki format yang tidak seragam dan cenderung mengandung karakter non-informatif. Beberapa tahapan dari preprocessing yaitu [15]:

1. Cleaning, yaitu membersihkan teks dari elemen yang tidak dibutuhkan, seperti simbol-simbol khusus, angka, dan tanda baca. Selain itu, seluruh teks dikonversi ke dalam format huruf kecil (lowercase) guna menyamakan bentuk kata dan mengurangi redundansi.
2. Normalization, yaitu mengubah data teks yang tidak baku menjadi lebih formal. Proses ini menggunakan kamus colloquial indonesian lexicon sebagai rujukan [16].
3. Tokenizing, yaitu memisahkan teks menjadi unit-unit kecil yang disebut token yang dapat berupa kata, frasa, atau kalimat tertentu.
4. Filtering, yaitu menghilangkan kata yang tidak memiliki kontribusi signifikan terhadap makna teks, seperti stopwords, termasuk kata sambung, kata ganti, dan kata bantu. Penghapusan elemen-elemen ini bertujuan untuk memfokuskan analisis pada kata-kata yang mengandung informasi utama.
5. Stemming, yaitu proses mengubah kata ke bentuk dasarnya dengan cara menghapus imbuhan awalan, sisipan, maupun akhiran. Tahapan ini penting agar variasi morfologis dari suatu kata tidak mengganggu konsistensi dalam analisis teks.

## 2.4 Pelabelan

Dataset hasil scraping tentunya masih bertipe unsupervised atau tidak memiliki label. Oleh karena itu sebelum melakukan pemodelan, data tersebut perlu diberi label terlebih dahulu. Pada penelitian ini, sentimen yang digunakan terdiri dari tiga kategori yaitu positif, netral, dan negatif. Selain itu, pelabelan pada penelitian ini dilakukan oleh seseorang yang memiliki kepakaran di bidang Bahasa Indonesia secara manual untuk memastikan proses label pada setiap data tepat dan akurat.

## 2.5 Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)

TF-IDF merupakan salah satu metode untuk menilai tingkat signifikansi suatu kata dalam sebuah korpus dibandingkan dengan seluruh korpus. Komponen pertama TF, menilai seberapa sering kata muncul dalam suatu dokumen sehingga kata yang sering muncul akan memiliki nilai TF yang akan semakin besar. Sebaliknya, IDF



menilai tingkat kekhasan atau kelangkaan kata tersebut dalam keseluruhan korpus sehingga kata yang jarang ditemukan di berbagai korpus akan memiliki nilai IDF yang lebih tinggi, sehingga dianggap lebih informatif. [17].

## 2.6 K-Fold Cross Validation

K-Fold Cross Validation merupakan teknik validasi pada proses evaluasi model pembelajaran mesin yang membagi dataset menjadi K subset, di mana proses pelatihan dan pengujian dilakukan sebanyak K iterasi [11]. Pada setiap iterasi, satu bagian subset digunakan sebagai data uji sedangkan pada subset lainnya digunakan untuk melatih model. Sebagai contoh, pada 10-Fold Cross Validation, data dibagi menjadi sepuluh bagian yang akan bergantian digunakan sebagai data uji. Pendekatan ini dianggap efektif karena mampu menghasilkan evaluasi model yang lebih stabil dan akurat [18]. Lebih lanjut, teknik ini juga dapat mengurangi bias yang mungkin dapat terjadi dari distribusi data yang tidak merata serta memberikan gambaran yang lebih menyeluruh mengenai performa model pada berbagai variasi data.

## 2.7 Naïve Bayes Classifier

NBC merupakan algoritma berdasarkan Teorema Bayes yang sederhana dan berbasis probabilitas yang memiliki asumsi independensi untuk mengklasifikasikan data [11]. Meski sederhanya, algoritma NBC mampu mengatasi dataset berdimensi besar. Algoritma ini sering diimplementasikan pada kasus seperti analisis sentimen, klasifikasi spam, klasifikasi teks, dan sebagainya [12]. Kelebihan dari algoritma NBC yaitu dapat digunakan pada data berjenis kategorikal maupun numerik [19], dan bahkan dapat menangani noise [20]. Proses implementasi algoritma NBC dapat dilakukan menggunakan persamaan 1.

$$P(X|H) = \frac{P(H|X) P(H)}{P(X)} \tag{1}$$

## 2.8 K-Nearest Neighbor

KNN merupakan algoritma yang sederhana dengan konsep melakukan klasifikasi suatu titik data berdasarkan sekumpulan data pelatihan yang paling dekat (tetangga) dengan titik data tersebut [12]. Umumnya nilai tetangga (K) yang digunakan berupa bilangan ganjil. Kelebihan algoritma ini adalah efektif dalam mengklasifikasi data teks [13]. Namun KNN juga memiliki batasan karena terlalu bergantung pada nilai K sehingga memerlukan sumberdaya komputasi yang cukup tinggi [21]. Proses implementasi algoritma KNN dapat dilakukan menggunakan persamaan 2.

$$d(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{r=1}^n ((a_r(x_i) - a_r(x_j)))^2} \tag{2}$$

## 2.9 Evaluasi Model

Model yang telah dilatih perlu dievaluasi performanya menggunakan nilai accuracy, precision, dan recall yang melibatkan penggunaan confusion matrix [22]. Tujuannya adalah memberikan gambaran mengenai ketepatan dan keandalan model dalam mengklasifikasikan sentimen. Berikut adalah persamaan dari metrik evaluasi yang digunakan ditunjukkan pada persamaan 3, 4, dan 5.

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \tag{3}$$

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP+FP} \tag{4}$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \tag{5}$$

## 2.10 Analisis dan Visualisasi

Tahapan terakhir adalah analisis dan visualisasi data. Analisis dilakukan dengan mengelompokkan opini berdasarkan aspek atau variabel utama yang relevan, yaitu sentimen umum, harga/biaya, kurir, layanan, dan pengalaman pengguna. Pendekatan ini memungkinkan identifikasi isu-isu spesifik yang paling sering dibahas oleh pelanggan dan bagaimana sentimennya. Sedangkan visualisasi data dilakukan dengan membuat word cloud yang menampilkan suatu kata dengan frekuensi kemunculan tertinggi dari setiap kategori sentimen. Hal ini mempermudah proses interpretasi data karena dapat menggambarkan pola kata kunci yang dominan tanpa harus membaca seluruh unggahan secara manual. Dengan demikian, proses analisis opini publik menjadi lebih efisien dan informatif.

# 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bahasa pemrograman Python dan Google Colaboratory digunakan hampir pada setiap proses pengolahan di penelitian ini. Tahapan pertama, proses scrapping dilakukan pada sosial media X dengan rentang waktu selama dua tahun terakhir, mulai dari 1 Januari 2023 hingga 31 Desember 2024. Dalam rentang waktu tersebut, jumlah data yang dihasilkan sebanyak 1000 baris data. Hasil dari pengumpulan data dapat dilihat pada Tabel 1.



**Tabel 1.** Hasil Pengumpulan Data

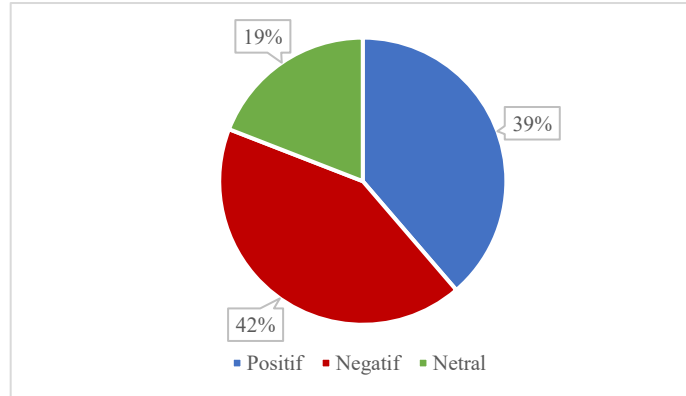
No	Tanggal	Teks	Username (Sensor)
1	Fri Apr 12 03:04:42 2024	@tanyarlfees keknya tergantung wilayah si nder di tempatku jnt cepet banget kok	s**ety*i*aa
248	Sat Dec 23 07:25:06 2023	@erlanishere Untuk Hamas : ngga apa apa sumpah rumah sakit bisa bangun lagi justru kalo mereka lama lama dibiarkan disitu ngga bisa dibangun itu RSnya jadi sok gaass lah langsung jnt express	Y**at**uch
625	Thu Apr 11 10:48:17 2024	@tanyarlfees Hmmm turut sedih der. Alhamdulillah di daerah ku ekspedisi pengiriman paket bagus dan lancar semua. Jnt , Kecuali emang lagi penuh kaya lebaran ini paket jadi agak lama tapi wajar sihhhh	k**e*a*pa
872	Tue Apr 23 02:22:02 2024	@geummng @jntexpressid Dua kali gagal kirim mana dioper dari jnt cargo ke express terus katanya bakal dioper lagi ke kurir lain ????	su**erbl**mi*g
1000	Wed Nov 01 14:41:48 2023	kurir nya sok ngartis banget gua telp bener-bener no respon kapok deh pake JNT EXPRESS untuk sekarang PELAYANANNYA NOL BANGET	i**ra**yt*ings

Data yang diperoleh selanjutnya dilakukan preprocessing yang diawali dengan tahap cleaning. Tahapan ini akan mengonversi seluruh teks menjadi lowercase atau huruf kecil serta menghilangkan karakter yang non-alfabet, seperti tanda baca, tautan, simbol, maupun angka dan melakukan normalization agar format teks sesuai standar. Kemudian melakukan tokenizing untuk memecah teks menjadi unit perkata. Setelah itu, melakukan filtering untuk menghapus kata yang tidak bermakna untuk meningkatkan relevansi fitur. Selanjutnya melakukan stemming dengan bantuan pustaka Sastrawi untuk yang mengubah kata menjadi bentuk dasarnya. Hasil akhir dari keseluruhan rangkaian preprocessing ini disajikan pada Tabel 2.

**Tabel 2.** Hasil Preprocessing Data

Tahapan	Hasil
Data Awal	@discountfess Jnt bagus tp ak gamau pake jnt lg trauma grgr 4.4 kemarin sebulan paketnya baru sampe. Smpt dinyatakan hilang trus bbrp hari kemudian paket sampe. Alhasil ya bayar lg ke penjualnya wkwkkw. Mending shopee express nder
Cleaning	jnt bagus tp ak gamau pake jnt lg trauma grgr kemarin sebulan paketnya baru sampe smpt dinyatakan hilang trus bbrp hari kemudian paket sampe alhasil ya bayar lg ke penjualnya wkwkkw mending shopee express nder
Normalisasi	jnt bagus tapi aku enggak mau pakai jnt lagi trauma gara-gara kemarin sebulan paketnya baru sampai sempat dinyatakan hilang terus beberapa hari kemudian paket sampai alhasil bayar lagi ke penjualnya mending shopee express
Tokenizing	['jnt', 'bagus', 'tapi', 'enggak', 'mau', 'pakai', 'jnt', 'lagi', 'trauma', 'gara-gara', 'kemarin', 'sebulan', 'paketnya', 'baru', 'sampai', 'sempat', 'dinyatakan', 'hilang', 'terus', 'beberapa', 'hari', 'kemudian', 'paket', 'sampai', 'alhasil', 'bayar', 'lagi', 'ke', 'penjualnya', 'mending', 'shopee', 'express']
Filtering	['jnt', 'bagus', 'pakai', 'jnt', 'trauma', 'gara-gara', 'kemarin', 'sebulan', 'paketnya', 'dinyatakan', 'hilang', 'paket', 'alhasil', 'bayar', 'penjualnya', 'mending', 'shopee', 'express']
Stemming	['jnt', 'bagus', 'pakai', 'jnt', 'trauma', 'gara-gara', 'kemarin', 'bulan', 'paket', 'nyata', 'hilang', 'paket', 'alhasil', 'bayar', 'jual', 'mending', 'shopee', 'express']

Setelah preprocessing selesai dilakukan, tahap selanjutnya adalah pemberian label pada data secara manual. Proses pelabelan ini dilakukan oleh seorang ahli yang memiliki kepakaran di bidang Bahasa Indonesia. Pendekatan manual tentunya akan meningkatkan ketepatan dan relevansi hasil analisis sentimen, mengingat konteks bahasa yang kompleks sering kali sulit ditangkap secara optimal oleh sistem otomatis (seperti penggunaan kamus) tanpa pemahaman linguistik yang mendalam. Adapaun label pada penelitian ini menggunakan tiga kategori sentimen yaitu positif, netral, dan negatif. Pemilihan tiga jenis sentimen ini bertujuan untuk mengetahui ragam ekspresi emosional dalam teks secara lebih representatif. Dengan adanya kategori netral, sistem dapat membedakan antara pernyataan yang jelas mengandung opini dan yang bersifat informatif atau tanpa kecenderungan emosional. Hasil pelabelan data dapat dilihat pada Gambar 2.



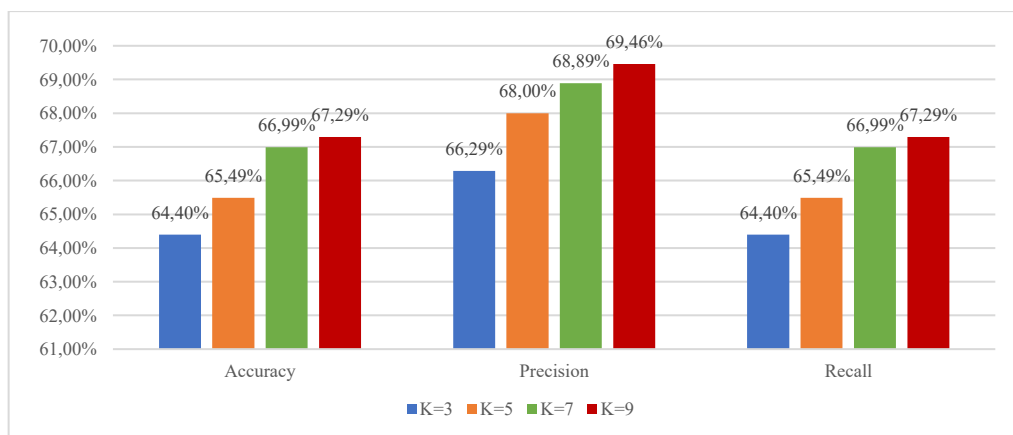
**Gambar 2.** Hasil Pelabelan Sentimen

Berdasarkan hasil pelabelan data, didapatkan bahwa J&T Express memiliki sentimen positif berjumlah 387 data (38.70%), sentimen netral sebanyak 191 data (19.10%) dan sentimen negatif sebanyak 422 data (42.20%). Distribusi ini mengindikasikan bahwa persepsi publik terhadap layanan J&T Express masih cukup beragam, namun cenderung menyoroti pengalaman negatif yang lebih dominan. Data yang berlabel ini kemudian dihitung bobot setiap katanya dengan teknik TF-IDF. Agar proses pembobotan memberikan hasil yang maksimal, parameter min df diatur menjadi 0.005, sehingga seluruh kata yang hampir tidak pernah terlihat akan dihilangkan dari daftar korpus. Manfaat lainnya yaitu untuk mengurangi noise sehingga relevansi informasi akan meningkat. Adapun hasil dari tahapan TF-IDF ditunjukkan pada Tabel 3.

**Tabel 3.** Hasil Implementasi TF-IDF

aman	banget	barang	cepat	coba	...	lambat	mending	pakai	sampai	tunggu
0,6459	0,0000	0,0000	0,2305	0,0000	...	0,0000	0,0000	0,1765	0,4447	0,0000
0,0000	0,6978	0,0000	0,6757	0,0000	...	0,0000	0,6535	0,0000	0,0000	0,0000
0,0000	0,0000	0,4773	0,0000	0,0000	...	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,4731	...	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	...	0,9787	0,0000	0,2007	0,0000	0,0000

Proses pemodelan dilakukan menggunakan algoritma NBC dan KNN dengan library Scikit-Learn. Untuk algoritma NBC, varian yang digunakan adalah Multinomial Naive Bayes yang secara khusus cocok diimplementasikan pada data teks yang direpresentasikan dalam bentuk frekuensi atau bobot fitur seperti TF-IDF. Selain itu, penerapan algoritma KNN perlu menentukan parameter jumlah tetangga terdekat (K) yang akan digunakan untuk mengklasifikasikan suatu data berdasarkan mayoritas label dari K titik data terdekatnya. Penetapan nilai K dilakukan melalui serangkaian eksperimen dengan mencoba beberapa nilai, yakni K = 3, 5, 7, dan 9. Tujuan dari variasi nilai ini adalah untuk mengevaluasi performa model pada berbagai konfigurasi dan menemukan nilai K yang optimal. Hasil serangkaian uji nilai K pada algoritma KNN ditampilkan pada Gambar 3.

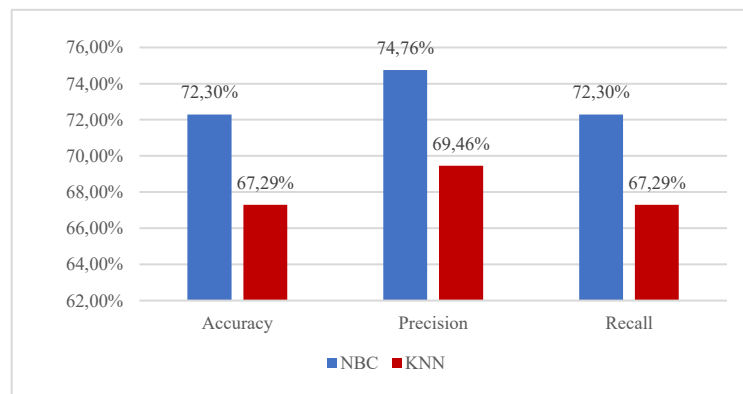


**Gambar 3.** Hasil Evaluasi Model KNN dengan Uji Nilai K

Berdasarkan hasil pengujian tersebut, diperoleh bahwa nilai K=9 menunjukkan performa paling optimal dibandingkan nilai K lainnya berdasarkan akurasi, presisi dan recall. Selanjutnya, performa model KNN dengan K=9 ini dibandingkan dengan model NBC untuk menentukan model yang paling baik untuk kasus analisis sentimen ini. Hasil perbandingan menunjukkan bahwasannya algoritma NBC memiliki performa klasifikasi yang

lebih baik, dengan akurasi sebesar 72,30%, presisi sebesar 74,76%, dan recall sebesar 72,30%. Sementara itu, model KNN dengan parameter terbaik (K=9) hanya memiliki akurasi sebesar 67,29%, presisi 69,46%, dan recall 67,29%. Hasil ini menunjukkan bahwa NBC lebih unggul dan direkomendasikan dalam menangani kasus analisis sentimen terhadap opini pengguna layanan J&T Express di media sosial X.

Keunggulan NBC (multinomial) terletak pada kemampuannya dalam menangani data dengan fitur diskret seperti frekuensi kata, yang umum digunakan dalam representasi teks seperti TF-IDF. Model ini mengasumsikan independensi antar fitur dan menghitung probabilitas kemunculan kata dalam setiap kelas, sehingga tetap efektif meskipun data memiliki dimensi tinggi dan bersifat sparse (data yang sebagian besar elemennya bernilai nol). Sebaliknya, KNN bekerja dengan menghitung jarak antar dokumen dalam ruang vektor sehingga kurang optimal untuk data teks karena representasi yang sparse membuat perhitungan jarak menjadi kurang akurat dalam mencerminkan kemiripan semantik antar dokumen. Selain itu, KNN sangat sensitif terhadap noise dan kompleks terutama pada data berdimensi tinggi. Oleh karena itu, dalam konteks analisis sentimen pada penelitian ini menghasilkan algoritma NBC sebagai model yang lebih akurat dan stabil dibandingkan KNN.



**Gambar 4.** Hasil Perbandingan Model NBC dan KNN

Selanjutnya, untuk mengevaluasi sentimen secara lebih mendalam, dilakukan analisis berbasis lima variabel utama yang merepresentasikan aspek-aspek penting dalam layanan pengiriman, yaitu: harga/biaya, kurir, layanan, pengalaman pengguna, dan umum. Pendekatan ini bertujuan untuk mengidentifikasi dimensi layanan spesifik yang menjadi sumber kepuasan maupun ketidakpuasan pelanggan. Hasilnya J&T Express memiliki kelemahan pada variabel layanan yang dibuktikan dengan jumlah sentimen negatif paling tinggi yaitu 210 (21,0%). Meski begitu, J&T Express memiliki keunggulan di variabel pengalaman pengguna dengan total 168 (16,8%). Temuan ini menunjukkan bahwa J&T Express perlu memperbaiki layanannya agar pelanggan selalu merasa nyaman saat menggunakan J&T.

**Tabel 4.** Analisis Sentimen Berdasarkan Variabel

Sentimen	Harga/Biaya	Kurir	Layanan	Pengalaman Pengguna	Umum
Positif	4 (0.4%)	30 (3.0%)	120 (12.0%)	168 (16.8%)	65 (6.5%)
Negatif	3 (0.3%)	24 (2.4%)	210 (21.0%)	109 (10.9%)	76 (7.60%)
Netral	2 (0.2%)	25 (2.5%)	9 (0.9%)	1550 (15.5%)	0 (0.0%)

Kemudian, untuk memahami opini yang disampaikan oleh pengguna J&T Express, dilakukan proses visualisasi data menggunakan teknik word cloud untuk identifikasi setiap kata dengan frekuensi kemunculan yang tinggi dalam setiap kategori sentimen. Visualisasi data dengan word cloud dapat dilihat pada gambar 4.



**Gambar 5.** Visualisasi dengan Word Cloud

Berdasarkan hasil visualisasi menggunakan teknik word cloud, diperoleh beberapa kata kunci yang paling sering muncul pada masing-masing kategori sentimen tanpa mempertimbangkan kata “jnt” dan “express”. Pada sentimen positif, lima kata yang dominan adalah “pakai”, “aman”, “cepat”, “iriman”, dan “paket”. Kata-kata ini mencerminkan pengalaman pengguna yang puas terhadap kecepatan dan keamanan layanan pengiriman yang



diberikan. Sementara itu, kata-kata yang sering muncul pada sentimen negatif antara lain “pakai”, “paket”, “kirim”, “banget”, dan “stuck”. Kemunculan kata “stuck” mengindikasikan adanya keluhan terkait terhambatnya proses pengiriman. Adapun kata “banget” yang bersifat intensifier yang digunakan dalam konteks negatif untuk menekankan keluhan (seperti “kebangetan”, “lama banget”, “parah banget”). Untuk sentimen netral, kata-kata yang sering muncul mencakup “kirim”, “pakai”, “ekspedisi”, “shopee”, dan “jne”. Kata-kata tersebut umumnya bersifat deskriptif dan informatif, yang menunjukkan bahwa pengguna sekadar menyampaikan informasi tanpa ekspresi emosi yang kuat, baik positif maupun negatif.

#### 4. KESIMPULAN

Hasil penelitian ini memberikan pengetahuan utama tentang bagaimana opini pengguna layanan J&T Express di sosial media X. Dari implementasi dan perbandingan algoritma NBC dan KNN dengan 10-Fold Cross Validation menunjukkan model NBC memberikan performa klasifikasi yang lebih baik, dengan nilai akurasi sebesar 72,30%, presisi sebesar 74,76%, dan recall sebesar 72,30%. Sementara itu, model KNN dengan parameter terbaik (K=9) hanya memiliki akurasi sebesar 67,29%, presisi 69,46%, dan recall 67,29%. Berdasarkan jumlah sentimennya menunjukkan bahwa opini pengguna cenderung didominasi oleh sentimen negatif sebesar 42,20%, kemudian sentimen positif sebesar 38,70%, dan sentimen netral sebesar 19,10%. Jika ditinjau lebih mendalam berdasarkan lima variabel utama menunjukkan kelemahan utama J&T Express terletak pada aspek layanan dengan sentimen negatif tertinggi (21,0%), sedangkan kelebihan utama berada pada aspek pengalaman pengguna, dengan jumlah sentimen positif terbanyak (16,8%). Ini menekankan bahwa J&T Perlu memperbaiki variabel layanannya untuk meningkatkan kepuasan pengguna sehingga memberikan kesan yang lebih baik. Kemudian berdasarkan hasil visualisasi dengan word cloud mengindikasikan bahwa adanya keluhan terkait terhambatnya proses pengiriman yang terjadi saat menggunakan layanan J&T. Meski begitu beberapa pengguna juga merasakan pengalaman pengguna yang puas terhadap kecepatan dan keamanan layanan pengiriman.

#### REFERENCES

- [1] E. Nur, F. Dewi, A. Putra Aldya, A. N. Rachman, and A. Ramdani, “Comparative Sentiment Analysis of Delivery Service PT.POS Indonesia and J&T Express on Twitter Social Media Using The Support Vector Machine Algorithm,” *International Journal of Information System & Technology Akreditasi*, vol. 6, no. 158, pp. 664–676, 2023.
- [2] H. Aulia Rahman, R. Santoso, and T. Widiharih, “Analisis Sentimen Pada Perusahaan Penyedia Jasa Logistik J&T Menggunakan Algoritma Multinomial Naive Bayes dan Support Vector Machine,” *Jurnal Gaussian*, vol. 12, no. 2, pp. 242–253, 2023, doi: 10.14710/j.gauss.12.2.242-253.
- [3] N. Aula, M. Ula, and L. Rosnita, “Analisis Sentimen Review Customer Terhadap Perusahaan Ekspedisi Jne, J&T Express Dan Pos Indonesia Menggunakan Metode Support Vector Machine (Svm),” *Journal of Informatics and Computer Science*, vol. 9, no. 1, p. 81, 2023, doi: 10.33143/jics.v9i1.2947.
- [4] A. M. Pravina, “Sentiment Analysis of Delivery Service Opinions on Twitter Documents using K-Nearest Neighbor,” *JATISI (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi)*, vol. 9, no. 2, pp. 996–1012, 2022, doi: 10.35957/jatisi.v9i2.1899.
- [5] S. A. S. Mola, D. P. Mbatu, and D. M. Sihotang, “Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Pelayanan Jasa Ekspedisi JNE dan J&T Express Menggunakan Lexicon-Based,” *METHOMIKA: Jurnal Manajemen Informatika & Komputerisasi Akuntansi*, vol. 9, no. 1, pp. 56–65, 2025.
- [6] W. T. Handoko, E. Supriyanto, D. I. Purwadi, Z. Budiarmo, and H. Listiyono, “Klasifikasi Opini Pengguna Media Sosial Twitter Terhadap JNT Di Indonesia dengan Algoritma Decision Tree,” *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)*, vol. 6, no. 2, pp. 790–799, 2022.
- [7] S. Z. Pranida and A. Kurniawardhani, “Sentiment Analysis of Expedition Customer Satisfaction using BiGRU and BiLSTM,” *Indonesian Journal of Artificial Intelligence and Data Mining*, vol. 5, no. 1, p. 44, 2022, doi: 10.24014/ijaidm.v5i1.17361.
- [8] Z. P. Putra and A. Nugroho, “Pebandingan Performa Naive Bayes dan KNN pada Klasifikasi Teks Sentimen Jasa Ekspedisi,” *JOINTECS (Journal of Information Technology and Computer Science)*, vol. 6, no. 3, p. 145, 2021, doi: 10.31328/jointecs.v6i3.2635.
- [9] S. Samsir, A. Ambiyar, U. Verawardina, F. Edi, and R. Watrionthos, “Analisis Sentimen Pembelajaran Daring pada Twitter di Masa Pandemi COVID-19 Menggunakan Metode Naive Bayes,” *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 5, no. 1, pp. 157–163, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i1.2580.
- [10] R. D. A. Lestari, B. S. Rintyarna, and M. Dasuki, “Application Of N-Gram On K-Nearest Neighbor Algorithm To Sentiment Analysis Of TikTok Shop Shopping Features,” *Jurnal Mantik*, vol. 6, no. 3, pp. 2685–4236, 2022.
- [11] A. Rahmadeyan and Mustakim, “Seleksi Fitur pada Supervised Learning: Klasifikasi Prestasi Belajar Mahasiswa Saat dan Pasca Pandemi COVID-19,” *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 9, no. 1, pp. 21–32, 2023, doi: 10.25077/TEKNOSI.v9i1.2023.21-32.
- [12] H. Wisnu, M. Afif, and Y. Ruldevyani, “Sentiment Analysis on Customer Satisfaction of Digital Payment in Indonesia: A Comparative Study using KNN and Naive Bayes,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1444, no. 1, p. 12034, 2020, doi: 10.1088/1742-6596/1444/1/012034.
- [13] S. G. Setyorini and Mustakim, “Application of the nearest neighbor algorithm for classification of online taxibike sentiments in indonesia in the google playstore application,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 2049, no. 1, p. 12026, 2021, doi: 10.1088/1742-6596/2049/1/012026.
- [14] S. S. Hasibuan, Angraini, E. Saputra, and Megawati, “Sentimen Analisis terhadap Fitur Tiktok Shop Menggunakan Naive



- Bayes dan K-Nearest Neighbor,” *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 8, no. 1, pp. 303–311, 2024, doi: 10.30865/mib.v8i1.7238.
- [15] C. A. N. . Agustina, R. Novita, Mustakim, and N. E. Rozanda, “The Implementation of TF-IDF and Word2Vec on Booster Vaccine Sentiment Analysis Using Support Vector Machine Algorithm,” *Procedia Computer Science*, vol. 234, pp. 156–163, 2024, doi: 10.1016/j.procs.2024.02.162.
- [16] A. S. Nikmatun, Y. A. Winatmoko, A. A. Septiandri, and A. Jamal, “Colloquial Indonesian Lexicon,” in *Proceedings of the 2018 International Conference on Asian Language Processing, IALP 2018*, 2018, pp. 226–229, doi: 10.1109/IALP.2018.8629151.
- [17] C. Annisa, M. Afdal, and T. K. Ahsyar, “Perbandingan Algoritma Naïve Bayes Classifier Dan K-Nearest Neighbor Pada Sentimen Review Aplikasi Mobile Jkn,” *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 7, no. 3, pp. 1033–1040, 2023, doi: 10.30865/mib.v7i3.6242.
- [18] P. F. Pratama, D. Rahmadani, R. S. Nahampun, D. Harmutika, A. Rahmadeyan, and M. F. Evizal, “Random Forest Optimization Using Particle Swarm Optimization for Diabetes Classification,” *Public Research Journal of Engineering, Data Technology and Computer Science*, vol. 1, no. 1, pp. 41–46, 2023.
- [19] P. Kamal and S. Ahuja, “An Ensemble-Based Model for Prediction of Academic Performance of Students in Undergrad Professional Course,” *Journal of Engineering, Design and Technology*, vol. 17, no. 4, pp. 769–781, 2019, doi: 10.1108/JEDT-11-2018-0204.
- [20] A. W. Syaputri, E. Irwandi, and M. Mustakim, “Naïve Bayes Algorithm for Classification of Student Major’s Specialization,” *Journal of Intelligent Computing & Health Informatics*, vol. 1, no. 1, p. 17, 2020, doi: 10.26714/jichi.v1i1.5570.
- [21] A. Putri, C. S. Hardiana, E. Novfuja, F. T. P. Siregar, Y. Fatma, and R. Wahyuni, “Comparison of K-NN, Naive Bayes and SVM Algorithms for Final-Year Student Graduation Prediction,” *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 3, no. 1, pp. 20–26, 2023, doi: 10.57152/malcom.v3i1.610.
- [22] A. Rahmadeyan, Mustakim, I. Ahmad, A. D. Alexander, and A. Rahman, “Phishing Website Detection with Ensemble Learning Approach Using Artificial Neural Network and AdaBoost,” in *2023 International Conference on Information Technology Research and Innovation (ICITRI)*, 2023, pp. 162–166, doi: 10.1109/ICITRI59340.2023.10249799.