

## ANALISIS SENTIMEN *REVIEW CUSTOMER* TERHADAP LAYANAN EKSPEDISI JNE DAN J&T EXPRESS MENGGUNAKAN METODE *NAÏVE BAYES*

### *SENTIMENT ANALYSIS REVIEW CUSTOMER OF JNE AND J&T EXPRESS EXPEDITION SERVICES USING NAÏVE BAYES METHOD*

Nuraini Ika Pratiwi Kalingara<sup>1</sup>, Oktariani Nurul Pratiwi<sup>2</sup>, Hilman Dwi Anggana<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup> Universitas Telkom, Bandung

<sup>1</sup>tiwikalingara@student.telkomuniversity.ac.id, <sup>2</sup>onurulp@telkomuniveristy.co.id,

<sup>3</sup>hilmandwianggana@telkomuniversity.ac.id

---

#### Abstrak

Banyaknya jumlah transaksi penjualan *online* membuat terjadinya lonjakan pengguna jasa pengiriman barang. Perusahaan yang bergerak di bidang jasa pengiriman di Indonesia yang paling banyak diminati oleh masyarakat adalah JNE dan J&T Express. Saat ini, JNE dan J&T Express telah memanfaatkan banyak media komunikasi dengan pelanggannya salah satunya dengan Twitter. Jumlah followers dari JNECare adalah 174.128 dan jumlah *tweets* sebanyak 948.700. Untuk J&T Express dengan nama akun Twitter jntexpressid jumlah *followers* sebanyak 117.663 dan jumlah *tweets* sebanyak 74.500. Banyaknya komentar pelanggan dapat dimanfaatkan untuk melihat gambaran opini mereka tentang JNE dan J&T Express apakah komentar dominan adalah label negatif, positif atau netral. Penelitian ini melakukan analisis sentimen terhadap komentar, tahapan untuk melakukan analisis sentimen pada penelitian ini adalah data akan dilabel secara manual satu persatu, kemudian melakukan proses *preprocessing*. Tahapan proses *preprocessing* pada penelitian ini yaitu *case folding*, *tokenization*, *stopword removal*, dan *stemming*. Kemudian melakukan ekstraksi fitur, melakukan *oversampling*, lalu masuk ke tahapan klasifikasi menggunakan metode *Naïve Bayes*. Data akan dibagi dua 75% data *training* dan 25% data *testing*. Kemudian melakukan evaluasi dengan *confusion matrix*. Untuk JNE didapatkan hasil akurasi 79%, *precision* 80%, *recall* 79%, dan *f1-score* 79%. Kemudian untuk J&T Express didapatkan hasil akurasi 76%, *precision* 76%, *recall* 76%, dan *f1-score* 76%. Pada penelitian ini, menerapkan *k-fold cross validation* dan menghasilkan skor untuk ekspedisi JNE sebesar 76% dan untuk ekspedisi J&T Express sebesar 75% dari persentase yang diperoleh maka model masuk ke dalam klasifikasi baik.

**Kata Kunci:** Analisis sentimen, J&T Express, JNE, *Naïve Bayes*, Twitter.

---

#### Abstract

A large number of online sales transactions makes a surge in users of freight forwarding services. Companies engaged in shipping services in Indonesia that are most in-demand by the public are JNE and J&T Express. Currently, JNE and J&T Express have utilized many communication media with their customers, one of which is Twitter. The number of followers of JNECare is 174,128 and the number of tweets is 948,700. For J&T Express with the Twitter account name jntexpressid, the number of followers is 117,663 and the number of tweets is 74,500. The number of customer comments can be used to see an overview of their opinions about JNE and J&T Express whether the dominant comment is a negative, positive or neutral label. This study conducts sentiment analysis on comments, the steps to carry out sentiment analysis in this study are the data will be labeled manually one by one, then carry out the preprocessing process. The stages of the preprocessing process in this study are case folding, tokenization, stopword removal, and stemming. Then perform feature extraction, oversampling, then enter the classification stage using the

Naïve Bayes method. The data will be divided into two, 75% training data and 25% testing data. Then evaluate with the confusion matrix. For JNE, the results obtained are 79% accuracy, 80% precision, 79% recall, and 79% f1-score. Then for J&T Express, the results obtained are 76% accuracy, 76% precision, 76% recall, and 76% f1-score. In this study, applying k-fold cross validation and producing a score for JNE expeditions of 76% and for J&T Express expeditions of 75% of the percentage obtained, the model is classified as either.

**Keywords :** Sentiment analysis, J&T Express, JNE, Naïve Bayes, Twitter.

---

## 1. Pendahuluan

Perkembangan *e-commerce* di Indonesia telah menyebabkan terjadinya peningkatan jumlah pengguna jasa pengiriman barang. Banyak penjual yang melakukan transaksi di *platform e-commerce* yang membutuhkan layanan jasa pengiriman barang untuk mengantarkan pesanan pelanggan agar sampai ke tujuan. Oleh karena itu, tidak heran banyak perusahaan jasa pengiriman barang yang kemudian bermunculan. Jumlah perusahaan swasta di bidang jasa pengiriman ekspres yang terdaftar sebagai anggota dari Asosiasi Perusahaan Jasa Pengiriman Ekspres, Pos dan Logistik Indonesia (ASPERINDO) sekitar 560 perusahaan [1]. Berdasarkan survei yang dilakukan oleh Top Brand Award, pada kategori jasa kurir, perusahaan ekspedisi JNE dan J&T *Express* dari tahun 2018 sampai 2021 memiliki peringkat tertinggi [2]. Tingginya kepuasan yang dirasakan pelanggan akan memberikan dorongan kepada pelanggan untuk menjalin ikatan yang kuat dengan perusahaan. Untuk mempertahankan pelanggannya, perusahaan ekspedisi JNE dan J&T *Express* menyediakan media komunikasi dengan pelanggan salah satunya adalah media sosial Twitter. Banyaknya komentar dari pelanggan JNE dan J&T *Express* pada Twitter dapat digunakan untuk mengetahui pendapat masyarakat tentang layanan ekspedisi tersebut. Pendapat pelanggan akan menggambarkan pandangan mereka terhadap layanan ekspedisi dan mempengaruhi pandangan orang lain. Twitter digunakan sebagai sarana untuk promosi produk, iklan, kampanye politik maupun sebagai sarana menyampaikan pendapat terkait kritik, saran, isu-isu dan opini-opini publik. Twitter dianggap lebih diminati oleh para masyarakat Indonesia karna dirasa lebih mudah dan simpel dalam merepresentasikan opininya [3]. Analisis sentimen adalah sebuah metode yang digunakan untuk memahami, mengekstraksi data opini, dan memproses data tekstual secara otomatis untuk mendapatkan sentimen yang terkandung dalam opini [4]. Tujuan dari analisis sentimen adalah untuk menemukan pola dari suatu tulisan apakah mempunyai opini positif atau negatif [5]. Pada penelitian ini, proses yang dilakukan dimulai dari pengumpulan data menggunakan API Twitter, setelah data terkumpul proses selanjutnya yaitu melakukan labeling secara manual, kemudian melakukan *preprocessing* data yang terdiri dari proses *case folding*, *tokenization*, *stopword removal*, *stemming*, ekstraksi fitur, dan pada proses klasifikasi penulis menggunakan algoritma *Naive Bayes* karena memiliki tingkat akurasi tinggi dalam klasifikasi analisis sentimen.

## 2. Dasar Teori

### 2.1. Twitter

Twitter adalah situs web yang dioperasikan dan dimiliki oleh Twitter Inc., Twitter merupakan layanan bagi setiap individu untuk berkomunikasi dan tetap terhubung dengan teman, keluarga atau teman kerja melalui pertukaran pesan [6]. Inti dari Twitter adalah *tweet*. Pengguna dapat memposting *tweet* yang berisi tautan, video, foto serta teks yang memiliki panjang maksimal 280 karakter yang ditampilkan pada halaman profil pengguna [6]. Kelebihan Twitter dibanding dengan media sosial lain adalah jangkauannya luas, menjangkau teman hingga publik figur, potensi iklan di masa depan lebih besar, komunikasi menjadi update, dan multilink [7].

## 2.2 Text Mining

*Text mining* merupakan salah satu teknik yang dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi, *clustering*, *information extraction*, dan *information retrieval* [8]. Metode ini digunakan untuk menemukan kembali informasi yang sebelumnya tidak diketahui tetapi dapat berguna dari data teks terstruktur atau semi-terstruktur [9]. Untuk dapat melakukan penambangan informasi atau *text mining* maka perlu dilakukan beberapa tahapan yang harus dilakukan untuk mengolah sumber data baik yang terstruktur, dan yang tidak terstruktur dari beberapa sumber maka data-data tersebut perlu dilakukan proses awal atau disebut sebagai *preprocessing text* yang bermaksud mengolah data awal yang masih bermacam-macam untuk dijadikan sebuah data teratur yang dapat dikenai atau diterapkan beberapa metode *text mining* yang ada [10].

### 2.2.1 Text Preprocessing

*Preprocessing* merupakan tahapan penting dalam melakukan *text mining*. *Preprocessing* digunakan untuk mengubah bentuk dokumen menjadi data yang terstruktur [11]. Tahapan pada *preprocessing* di dalam klasifikasi memiliki tujuan untuk meningkatkan akurasi klasifikasi data:

#### 1. Case Folding

*Case folding* merupakan proses untuk yaitu proses untuk mengubah sebuah kata atau kalimat menjadi huruf kecil. Pada tahap case folding, input yang diterima pada sebuah kalimat hanya huruf 'a' sampai 'z'. Jika ada huruf lain selain huruf tersebut, maka akan dihilangkan.

#### 2. Tokenization

*Tokenization*, yaitu proses memecah kalimat menjadi kata yang berdiri sendiri atau menjadi potongan-potongan.

#### 3. Stopwords Removal

*Stopwords Removal*, yaitu proses menghilangkan kosakata. Kosakata yang dimaksud yaitu kata penghubung dan kata keterangan yang bukan kata unik, misalnya “sesorang”, “dan”, “atau” dan lain sebagainya.

#### 4. Stemming

*Stemming* yaitu proses mengubah kata menjadi kata dasar atau bentuk asli dari kata tersebut.

## 2.3 Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan sebuah metode yang digunakan untuk menganalisis berbagai pendapat, sikap seseorang melalui media, mengenai suatu layanan, produk atau organisasi [12]. Tugas dasar dalam melakukan analisis sentimen yaitu mengelompokkan teks yang terdapat dalam sebuah kalimat dan menentukan pendapat tersebut apakah positif, negatif, atau netral [11].

## 2.4 Term Frequency-Inverse Document Frequency TF-IDF

*Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) merupakan metode pembobotan yang berfungsi untuk mengetahui seberapa penting suatu kata dalam kalimat berdasarkan frekuensi kemunculannya [13]. TF memiliki tujuan untuk menunjukkan jumlah kemunculan sebuah kata pada suatu tweet. IDF memiliki tujuan untuk menghitung frekuensi kemunculan suatu kata pada seluruh [14].

## 2.5 Klasifikasi

Klasifikasi adalah suatu proses pengelompokan yang dilakukan terhadap sekumpulan dokumen [15]. Proses klasifikasi diawali dengan membagi dokumen menjadi dua bagian utama yaitu data latih dan data uji. Dari data latih, dengan menggunakan metode tertentu diperoleh model klasifikasi yang nantinya akan digunakan untuk penentuan kelas terhadap data uji [15].

### 2.5.1 Algoritma Naïve Bayes

Algoritma *Naïve Bayes* merupakan algoritma populer yang digunakan untuk sentimen analisis, *Naïve Bayes* ditemukan oleh Tomas Bayes [16]. Kelebihan *Naïve Bayes* adalah algoritmanya sederhana tetapi mempunyai akurasi yang tinggi [11]. Berikut adalah rumus *Naïve Bayes* [17]:

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

#### Keterangan:

X = Data dengan class yang belum diketahui

H = Hipotesis data x merupakan suatu class spesifik

P(H|X) = Probabilitas hipotesis H berdasarkan kondisi x

P(H) = Probabilitas hipotesis H

P(X|H) = Probabilitas X berdasarkan kondisi tersebut

P(X) = Probabilitas dari X

### 2.6 Evaluasi

Umumnya untuk melakukan evaluasi, perlu dibuat *confusion matrix* terlebih dahulu [18]. *Confusion matrix* adalah metode yang berfungsi untuk melakukan perhitungan akurasi [19].

#### 2.6.1 Akurasi

Untuk mengukur seberapa besar keberhasilan dari algoritma yang digunakan, maka perlu dilakukan pengecekan akurasi [20]. Berikut adalah rumus untuk menghitung akurasi [13]:

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{TPos} + \text{TNeg} + \text{TNet}}{\text{Total Data Test}}$$

#### 2.6.2 Precision

*Precision* adalah tingkat ketepatan suatu informasi sistem dalam memprediksi target positif terhadap jumlah data yang diprediksi positif [21]. Berikut adalah rumus untuk menghitung *precision* [13]:

$$\text{Precision positif} = \frac{\text{TPos}}{\text{TPos} + \text{FPosNeg} + \text{FPosNet}} * 100\%$$

$$\text{Precision negatif} = \frac{\text{TNeg}}{\text{TNeg} + \text{FNegPos} + \text{FNegNet}} * 100\%$$

$$\text{Precision netral} = \frac{\text{TNet}}{\text{TNet} + \text{FNetPos} + \text{FNetNeg}} * 100\%$$

$$\text{Rata-rata Precision} = \frac{\text{PrecisionPos} + \text{PrecisionNeg} + \text{PrecisionNet}}{\text{Jumlah Kelas Label}}$$

#### 2.6.3 Recall

*Recall* adalah tingkat ketepatan suatu informasi sistem dalam memprediksi target positif terhadap jumlah data yang riil positif [21]. *Recall* dihitung dengan rumus [13]:

$$\text{Recall positif} = \frac{\text{TPos}}{\text{TPos} + \text{FNegPos} + \text{FNetPos}} * 100\%$$

$$\text{Recall negatif} = \frac{\text{TNeg}}{\text{TNeg} + \text{FPosNeg} + \text{FNetNeg}} * 100\%$$

$$\text{Recall netral} = \frac{\text{TNet}}{\text{TNet} + \text{FPosNet} + \text{FNegNet}} * 100\%$$

$$\text{Rata-rata Recall} = \frac{\text{RecallPos} + \text{RecallNeg} + \text{RecallNet}}{\text{Jumlah Kelas Label}}$$

#### 2.6.4 F1-Score

*F1-Score* adalah kombinasi rata-rata dari *precision* dan *recall* yang berbanding lurus dengan nilai keduanya [20].

Berikut adalah rumus dari *F1-Score* [13]:

$$F1\text{-Score positif} = 2 * \frac{\text{RecallPos} * \text{PrecisionPos}}{\text{RecallPos} + \text{PrecisionPos}} * 100\%$$

$$F1\text{-Score negatif} = 2 * \frac{\text{RecallNeg} * \text{PrecisionNeg}}{\text{RecallNeg} + \text{PrecisionNeg}} * 100\%$$

$$F1\text{-Score netral} = 2 * \frac{\text{RecallNet} * \text{PrecisionNet}}{\text{RecallNet} + \text{PrecisionNet}} * 100\%$$

$$\text{Rata-rata } F1\text{-Score} = \frac{F1\text{-ScorePos} + F1\text{-ScoreNeg} + F1\text{-ScoreNet}}{\text{Jumlah Kelas Label}}$$

#### 2.7 K-fold Cross Validation

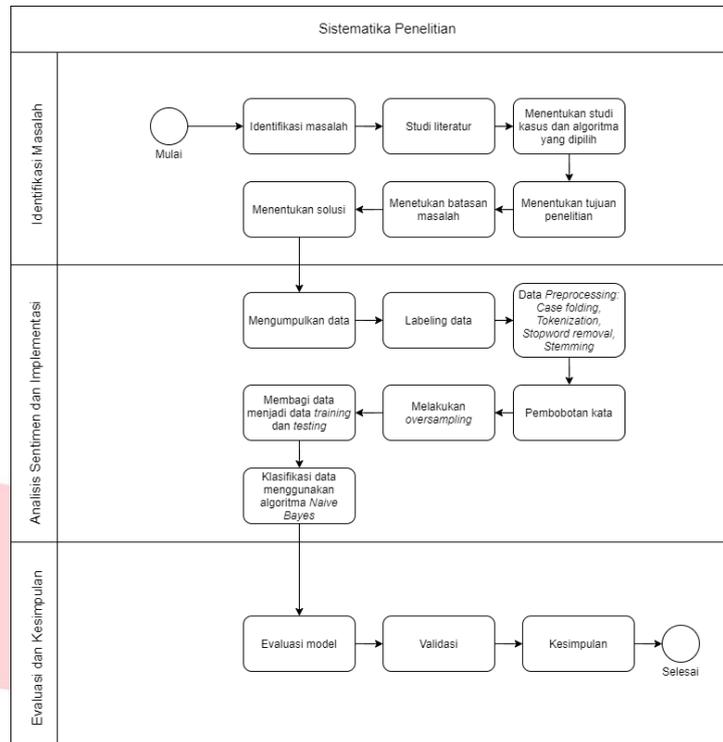
*K-fold cross validation* merupakan suatu metode pendekatan statistik yang memverifikasi kinerja prediksi pada suatu model di mana semua sampel akan dikelompokkan ke dalam kelompok k, di mana k-1 akan menjadi data latih dan sisanya untuk menguji keakuratan model [22].

#### 2.8 Oversampling SMOTE

Masalah utama dalam klasifikasi teks adalah *dataset* yang tidak seimbang [23]. Ketidak seimbangan data terjadi jika jumlah jumlah *class* yang satu lebih dominan dari *class* yang lain. Efek negatif dari pada ketidak seimbangan ini adalah *classifier* tidak dapat memprediksi data dengan benar karena *classifier* akan menghasilkan hasil prediksi untuk *majority class* sangat baik tetapi buruk saat memprediksi *minority class* [23]. Metode *Synthetic Minority Oversampling Technique* (SMOTE) diusulkan oleh [24] sebagai salah satu solusi dalam menangani data tidak seimbang. Bila metode *oversampling* berprinsip memperbanyak pengamatan secara acak, metode SMOTE menambah jumlah data kelas minor agar setara dengan kelas mayor dengan cara membangkitkan data buatan. Kelas data yang objeknya lebih banyak disebut kelas mayor sedangkan lainnya disebut kelas minor.

### 3. Metodologi

Sistematika yang dilakukan pada pengerjaan penelitian ini adalah sesuai dengan rancangan yang telah terbagi menjadi tiga tahapan, yaitu tahap identifikasi masalah, tahap analisis sentimen dan implementasi, dan berakhir pada tahap evaluasi dan kesimpulan. Untuk gambaran sistematikanya ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1 – Sistematika Penelitian

#### 4. Pembahasan

##### 4.1 Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan pada tugas akhir ini yaitu kumpulan komentar pelanggan ekspedisi JNE dan J&T Express pada media sosial Twitter. Aspek yang dipilih dari komentar pelanggan adalah ketepatan pengiriman, status paket, dan estimasi waktu sampai. Komentar dari Twitter diambil dengan menggunakan API Twitter. Contoh isi dataset yang telah dikumpulkan dari pelanggan ekspedisi JNE dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1 Contoh Isi Dataset JNE

No	Data
1	Ini udah beberapa hari status paket kok ga berubah berubah @JNECare
2	Lama banget sampe 7 hari. 5 hari paket di Surabaya ngapain aja?? Biasanya gak selama ini. Gak sesuai estimasi sekarang @JNECare
3	Suka pakai jasa JNE karena cepat sampe wktu estimasinya

Contoh isi dataset yang telah dikumpulkan dari pelanggan ekspedisi J&T Express dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2 Contoh Isi Dataset J&T Express

No	Data
1	dimana paketku status paketnya nya nggak update? JP10001701259230
2	mana kurir jnt sering salah alamat rumah krn jalan di deretan rumah gw tuh nomer awalnya bukan dr arah yg dekat po
3	@jntexpressid jnt padahal menurut aku yg terbaik dari semua jasa pengiriman tau, mana kurirnya baik, selalu konfirmasi tiap kirim, bener bener jnt teh,

estimasi kirim 3 hari tapi besok nyampe, barang dihandle dengan sangat baik, mau kirim ke pelosok :) suka bgt lah
---

#### 4.2 Label Data

Kemudian setelah data dikumpulkan, peneliti melakukan pelabelan secara manual. Label pada data terbagi menjadi tiga yaitu positif, negatif dan netral. Contoh isi *dataset* ekspedisi JNE yang telah dilabel dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3 Contoh Label pada Dataset JNE

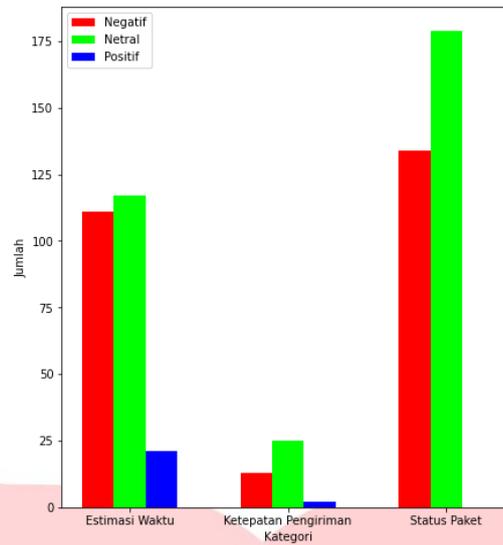
No	Data	Label	Aspek
1	Ini udah beberapa hari status paket kok ga berubah berubah @JNECare	Netral	Status Paket
2	Lama banget sampe 7 hari. 5 hari paket di Surabaya ngapain aja?? Biasanya gak selama ini. Gak sesuai estimasi sekarang @JNECare	Negatif	Status Paket
3	Suka pakai jasa JNE karena cepat sampe wktu estimasinya	Positif	Estimasi Waktu

Contoh isi *dataset* ekspedisi J&T Express yang telah dilabel dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4 Contoh Label pada Dataset J&T Express

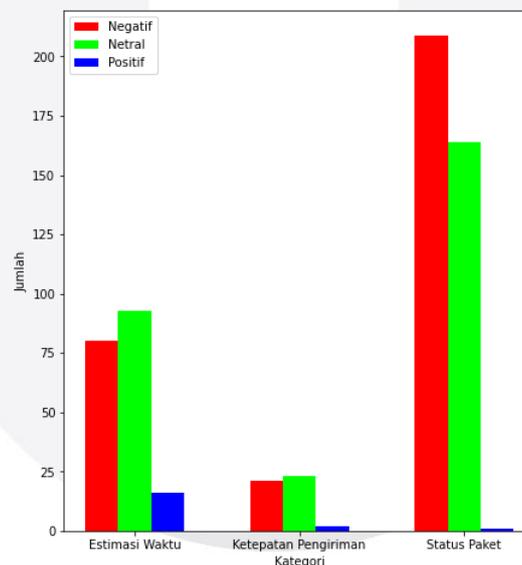
No	Data	Label	Aspek
1	dimana paketku status paketnya nya nggak update? JP10001701259230	Netral	Status Paket
2	mana kurir jnt sering salah alamat rumah krn jalan di deretan rumah gw tuh nomer awalnya bukan dr arah yg deket po	Netral	Salah Alamat
3	@jntexpressid jnt padahal menurut aku yg terbaik dari semua jasa pengiriman tau, mana kurirnya baik, selalu konfirmasi tiap kirim, bener bener jnt teh, estimasi kirim 3 hari tapi besok nyampe, barang dihandle dengan sangat baik, mau kirim ke pelosok :) suka bgt lah	Positif	Estimasi Waktu

Berikut ini adalah grafik ekspedisi JNE dan J&T Express dari jumlah label dan aspek dari data yang telah diambil, dapat dilihat pada Gambar 2 dan Gambar 3.



Gambar 2 Hasil Dataset JNE

Pada Gambar 2, terdapat tiga aspek yaitu estimasi waktu, ketepatan pengiriman, dan status paket. Setiap aspek memiliki 3 label yaitu positif, negatif, dan netral. *Label* positif dapat dilihat pada grafik *bar* berwarna biru, *label* negatif pada grafik *bar* berwarna merah, dan *label* netral ditunjukkan pada grafik *bar* berwarna hijau. Untuk aspek estimasi waktu memiliki *label* positif sebanyak 21, *label* negatif 111, dan *label* netral sebanyak 117. Untuk aspek ketepatan pengiriman memiliki *label* positif sebanyak 2, *label* negatif 13, dan *label* netral sebanyak 25. Untuk aspek status paket memiliki *label* positif sebanyak 0, *label* negatif 134, dan *label* netral sebanyak 179.



Gambar 3 Hasil Dataset J&amp;T Express

Pada Gambar 3, terdapat tiga aspek yaitu estimasi waktu, ketepatan pengiriman, dan status paket. Setiap aspek memiliki 3 label yaitu positif, negatif, dan netral. *Label* positif dapat dilihat pada grafik *bar* berwarna biru, *label* negatif pada grafik *bar* berwarna merah, dan *label* netral ditunjukkan pada grafik *bar* berwarna hijau. Untuk aspek estimasi waktu memiliki *label* positif sebanyak 16, *label* negatif 80, dan *label* netral sebanyak 93. Untuk aspek ketepatan pengiriman memiliki *label* positif sebanyak 2, *label* negatif 21, dan *label* netral sebanyak 23. Untuk aspek status paket memiliki *label* positif sebanyak 1, *label* negatif 209, dan *label* netral sebanyak 164.

### 4.3 Preprocessing Data

*Preprocessing* data merupakan tahapan awal dalam melakukan pengolahan data sebelum klasifikasi. Tahapan *Preprocessing* bertujuan untuk mempersiapkan data sebelum melakukan pembobotan dan klasifikasi menggunakan *Naïve Bayes*. Pada tahap ini ada empat proses tahapan yaitu *case folding*, *tokenization*, *stopword removal*, dan *stemming*. Tahapan yang perlu dilakukan pada *preprocessing data* adalah sebagai berikut:

#### 1. Case Folding

*Case folding* merupakan proses perubahan huruf alphabet di setiap kalimat menjadi huruf kecil. Contoh proses *tokenization* dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5 Contoh proses Case Folding

Sebelum	Sesudah
Min ini ga jalan jalan nih status paketnya masa belum sampe bekasi sih padahal dah drop dari siang... Tolong follow up dong min	min ini ga jalan jalan nih status paketnya masa belum sampe bekasi sih padahal dah drop dari siang tolong follow up dong min

#### 2. Tokenization

*Tokenization*, yaitu setiap kalimat akan dipecah menjadi kata perkata. Contoh proses *tokenization* dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6 Contoh Proses Tokenization

Sebelum	Sesudah
min ini status paket tidak bergerak ya	min
	ini
	status
	paket
	tidak
	bergerak
	ya

#### 3. Stopword Removal

Pada tahap ini akan dilakukan penghapusan kata yang tidak memiliki makna seperti “juga”, “dan”, “yang,” dapat”, “oh” dan kata lainnya. Tujuan penghapusan kata-kata tersebut adalah agar tersisa kata-kata penting saja yang akan digunakan pada saat proses klasifikasi sentimen. Contoh proses *stopword removal* dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7 Contoh Proses Stopword Removal

Sebelum	Sesudah
min ini status paket tidak bergerak ya	min
	status
	paket
	bergerak

#### 4. Stemming

Ditahap ini, proses yang dilakukan yaitu menghilangkan imbuhan yang terdapat dalam setiap kata untuk mendapatkan kata dasar. Contoh proses *stemming* dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8 Contoh Proses Stemming

Sebelum	Sesudah
min ini status paket tidak bergerak ya	min
	status
	paket
	gerak

#### 4.4 Hasil Klasifikasi Naïve Bayes

Pada penelitian ini, akan dilakukan pengujian akurasi dengan membagi *dataset* ke dalam data *training* dan data *testing* dengan berbagai rasio. Berikut ini adalah rasio pada data *training* dan data *testing* yang ditunjukkan pada penjabaran Tabel 9 dan Tabel 10.

Tabel 9 Perbandingan Rasio Testing JNE

Rasio	Hasil Akurasi	Data Training	Data Testing
60:40	74%	577	386
70:30	75%	647	289
75:25	79%	722	241

Tabel 10 Perbandingan Rasio Testing J&T Express

Rasio	Hasil Akurasi	Data Training	Data Testing
60:40	74%	577	386
70:30	75%	647	289
75:25	79%	722	241

Dengan berbagai perbandingan rasio *testing*, model klasifikasi *Naïve Bayes* yang memiliki *performance* dengan akurasi tertinggi adalah perbandingan rasio 75:25.

#### 4.5 Evaluasi Model

##### 4.5.1 Confusion Matrix

Pada tahap ini, peneliti akan melakukan evaluasi menggunakan *confusion matrix* untuk mengukur kinerja algoritma *Naïve Bayes*. Variabel yang digunakan dalam mengevaluasi algoritma *Naïve Bayes* adalah *precision*, *recall*, *f1-score*, dan akurasi. Tabel *Confusion Matrix* untuk ekspedisi JNE ditunjukkan pada Tabel 11.

Tabel 11 Hasil Pengujian Confusion Matrix JNE

<i>Actual</i> \ <i>Predicted</i>	Negatif	Netral	Positif	Total

Negatif	49	13	0	62
Netral	36	58	0	94
Positif	0	1	84	85
<b>Total</b>	85	72	84	241

Tabel 12 adalah hasil evaluasi performansi ekspedisi JNE dengan total 241 jumlah data *testing*.

Tabel 12 Hasil Evaluasi JNE

Label	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
<b>Negatif</b>	79%	58%	67%
<b>Netral</b>	62%	81%	70%
<b>Positif</b>	99%	100%	99%
<b>Accuracy</b>	79%		

Tabel *Confusion Matrix* untuk ekspedisi J&T Express ditunjukkan pada Tabel 13.

Tabel 13 Hasil Pengujian *Confusion Matrix* J&T Express

<i>Actual</i> \ <i>Predicted</i>	Negatif	Netral	Positif	Total
	Negatif	42	15	0
Netral	33	56	0	89
Positif	4	4	79	87
Total	79	75	79	233

Tabel 14 adalah hasil evaluasi performansi ekspedisi JNE dengan total 233 jumlah data *testing*.

Label	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
Negatif	74%	53%	62%
Netral	63%	75%	68%
Positif	91%	100%	95%
<b>Accuracy</b>	76%		

#### 4.5.2 Validasi

Dari penerapan *k-fold cross validation* diperoleh rata-rata skor untuk ekspedisi JNE sebesar 76% dan rata-rata skor untuk ekspedisi J&T Express sebesar 75%. Berdasarkan persentase skor yang diperoleh, maka skor *k-fold cross validation* masuk ke dalam klasifikasi cukup baik.

#### 5. Kesimpulan

Hasil performansi evaluasi analisis sentimen pada kasus layanan ekspedisi JNE dan J&T Express menggunakan klasifikasi algoritma Naïve Bayes ini memiliki akurasi yang paling baik dengan mengambil rasio *testing* 75:25. Pada penelitian ini didapatkan hasil akurasi untuk JNE sebesar 79%, dari hasil akurasi tersebut menunjukkan bahwa algoritma *Naive Bayes* bekerja cukup baik dalam melakukan klasifikasi, dengan hasil evaluasi performansi *precision*

80%, *recall* 79%, dan *f1-score* 79%. Hasil akurasi untuk J&T Express sebesar 76%, dari hasil akurasi tersebut menunjukkan bahwa algoritma *Naive Bayes* bekerja cukup baik dalam melakukan klasifikasi, dengan hasil evaluasi performansi *precision* 76%, *recall* 76%, dan *f1-score* 76%. Supaya hasil prediksi lebih valid, peneliti menggunakan *k-fold cross validation*. Pada penelitian ini, penerapan *k-fold cross validation* menghasilkan *score* 76% untuk ekspedisi JNE dan *score* 75% untuk ekspedisi J&T Express. Dari keseluruhan persentase yang diperoleh maka model masuk ke dalam klasifikasi cukup baik.

## REFERENSI

- [1] ASPERINDO, "Daftar Anggota ASPERINDO," 2021. [Online]. Available: <https://asperindo.id/web.asperindo/membership/lists>.
- [2] Top Brand Award, "Top Brand Index," 2021. [Online]. Available: [https://www.topbrand-award.com/top-brand-index/?tbi\\_find=jne](https://www.topbrand-award.com/top-brand-index/?tbi_find=jne).
- [3] A. V. Sudiantoro dan E. Zuliarso, "Analisis Sentimen Twitter Menggunakan Text Mining Dengan Algoritma Naive Bayes Classifier," *Dinamika Informatika*, Vol. %1 dari %2Vol. 10, No.2, pp. 69-70, 2018.
- [4] H. Mufti, F. L. Siagian dan Y. Satria, "Topic features for machine learning-based sentiment analysis in Indonesian tweets," *International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics*, pp. 1-12, 2019.
- [5] A. N. Muhammad, S. Bukhori dan P. Pandunata, "Sentiment Analysis of Positive and Negative of YouTube Comments Using Naive Bayes – Support Vector Machine (NBSVM) Classifier," *Proc. ICOMITEE*, pp. 199-205, 2019.
- [6] Twitter, "Panduan," 2021. [Online]. Available: <https://help.twitter.com/id/new-user-faq>.
- [7] R. D. Mayangsari dan R. , "Pengaruh Media Sosial Twitter terhadap Minat Baca Berita Online Follower Akun @Detikcom di Pekanbaru.," *Jurnal Online Mahasiswa (JOM) Bidang Ilmu Sosial dan Ilmu Politik*, Vol. %1 dari %2Vol.1, No.1, 2014.
- [8] M. W. Berry dan J. Kogan, *Text Mining: Applications and Theory*, USA: John Wiley and Sons, Ltd, 2010.
- [9] Z. Ding, Z. Lie dan C. Fan, "Building energy savings: Analysis of research trends based on text mining," 2018.
- [10] A. T. Jaka, "Preprocessing Text untuk Meminimalisir Kata yang Tidak Berarti dalam Proses Text Mining," *Jurnal Informatika UPGRIS*, vol. Vol. 1, pp. 1-2, 2015.
- [11] Kurniawan, Taufik, "Implementasi Text Mining Pada Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Media Mainstream Menggunakan Naive Bayes Classifier dan Support Vector Machine," pp. 27-30, 2017.
- [12] N. M. S. Hadna, P. I. Santosa dan W. W. Winarno, "Studi Literatur Tentang Perbandingan Metode Untuk Proses Analisis Sentimen Di Twitter," *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi (SENTIKA)*, pp. 57-58, 18-19 Maret 2016.
- [13] D. A. Wulandari, "Analisis Sentimen Media Sosial Twitter Terhadap Kasus Kampanye Penolakan RUU Cipta Kerja Menggunakan Metode Naive Bayes," 2021.
- [14] E. D. N. Sari dan I. , "Analisis Sentimen Nasabah Pada Layanan Perbankan Menggunakan Metode Regresi Logistik Biner, Naive Bayes Classifier (NBC), dan Support Vector Machine (SVM)," *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, pp. 178-179, 2019.
- [15] A. Indriani, "Klasifikasi Data Forum dengan menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi*, 2014.
- [16] A. A. Widyastuti, "Analisis Sentimen Untuk Mengukur Engagement Akun Instagram Telkom University," 2019.
- [17] D. P. Utomo dan B. Purba, "{enerapan Datamining pada Data Gempa Bumi Terhadap Potensi Tsunami di Indonesia," *Prosiding Seminar Nasional Riset Information Science (SENARIS)*, p. 846, 2019.
- [18] H. Simorangkir dan K. M. Lhaksana, "Analisis Sentimen pada Twitter untuk Games Online Mobile Legends dan Arena of Valor dengan Metode Naive Bayes Classifier," Desember 2018.
- [19] T. Rosandy, "Perbandingan Metode Naive Bayes Classifier Dengan Metode Decision Tree (C4.5) Untuk Menganalisa Kelancaran Pembiayaan," *Jurnal TIM Darmajaya*, pp. 57-58, 2016.
- [20] M. Awad dan R. Khanna, "Support Vector Machines for Classification," *In Efficient Learning Machines: Theories, Concepts, and Applications for Engineers and System*, 2015.
- [21] I. M. A. Adastya, "Pengaruh Stemmer Bahasa Indonesia Terhadap Peforma Analisis Sentimen Terjemahan Ulasan Film," *Jurnal Tekno Kompak*, pp. 18-23, 2018.

- [22] X. Meng, Q. Zhou, J. Hu, L. Shu dan P. Jiang, "A Global Support Vector Regression Based On Sorted K-fold Method," *IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management*, pp. 2169-2173, 2018.
- [23] H. F. Tapikap, B. S. Djahi dan T. Widiastuti, "Klasifikasi Spam E-mail Menggunakan Metode Transformed Complement Naive Bayes," *Jurnal Komputer dan Informatika*, p. 23, 2019.
- [24] R. A. Barro, I. D. Sulvianti dan M. F. Afendi, *Departemen Statistika FMIPA IPB*, Vol. %1 dari %2Vol 1, No.1, p. 2, 2013.
- [25] Gustientiedina, Muhammad Siddik, Yenny Desnelita, "Penerapan Naive Bayes untuk Memprediksi Tingkat Kepuasan Mahasiswa," pp. 89-92, 2019.
- [26] JNE, "Sejarah & Milestone," 2015. [Online]. Available: <https://www.jne.co.id/id/perusahaan/profil-perusahaan/sejarah-milestone>.
- [27] Statista, "Statistic," 29 June 2021. [Online]. Available: <https://www.statista.com/statistics/242606/number-of-active-twitter-users-in-selected-countries/>.
- [28] Q. E. D. Wahyuni dan A. A. Arifiyanti, "Klasifikasi Berita Pada Akun Twitter Suara Surabaya Menggunakan Metode Naive Bayes," *Jurnal Informatika dan Sistem Informasi*, vol. I, p. 574, 2 Juli 2020.
- [29] A. C. Annisa, "Analisis Kepuasan Konsumen Berdasarkan Kualitas Pelayanan Menggunakan Metode Importance Performance Analysis (Studi pada Perusahaan J&T Express di Bandung)," p. 11, 2020.
- [30] Arini, L. K. Wardhani dan D. Octaviano, "Perbandingan Seleksi Fitur Term Frequency & Tri-Gram Character Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier (Nbc) Pada Tweet Hashtag #2019gantipresiden," Vol. %1 dari %2Vol. 9, No.1, p. 108, April 2020.
- [31] M. AUFAR, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Produk Nokia Pada Media Sosial Youtube Menggunakan Metode Decision Tree (CART)," pp. 24-25, 2020.
- [32] Z. F. Azzahra, "Analisis Sentimen Review Aplikasi Online Hotel Booking Di Google Play Store Menggunakan Algoritma Naive Bayes," 2020.
- [33] D. S. Bimaputra, "Analisis Sentimen Berbasis Aspek Hotel Di Bali Pada Website Tripadvisor Menggunakan Algoritma Bert," pp. 43-45, 2021.
- [34] J. Express, "About us: J&T Express," 6 januari 2020. [Online]. Available: <http://jet.co.id>.
- [35] A. Febriyanti, "Analisis Sentimen Persepsi Pengguna JNE Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier," pp. 3-4, 2020.
- [36] V. A. Fitri, R. Andreswari dan M. A. Hasibuan, "Sentiment Analysis of Social Media Twitter with Case of Anti-LGBT Campaign in Indonesia using Naive Bayes, Decision Tree, and Random Forest Algorithm," *In Procedia Computer Science*, vol. Vol. 161, pp. 765-772, 2019.
- [37] S. Khairunnisa, Adiwijaya dan S. A. Faraby, "Pengaruh Text Preprocessing terhadap Analisis Sentimen Komentar Masyarakat Media Sosial Twitter (Studi Kasus Pandemi COVID-19)," *Jurnal Tugas Akhir Fakultas Informatika*, pp. 3-4, 2021.
- [38] A. Ks dan K. Jayasekara, "Text Mining of Highly Cited Publications in Data Mining," *5th International Symposium on Emerging Trends and Technologies in Libraries and Information Services*, pp. 128-130, 21 February 2018.
- [39] T. Kurniawan, "Implementasi Text Mining Pada Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Media Mainstream Menggunakan Naive Bayes Classifier Dan Support Vector Machine," 2017.
- [40] D. T. Larose, *Discovering Knowledge in Data*. In *Discovering Knowledge In Data*, 2014.
- [41] A. Nayak dan S. Natarajan, "Comparative study of Naive Bayes Support Vector Machine and Random Forest Classifiers in Sentiment," *International Journal of Advanced Studies in Computer Science and Engineering*, pp. 14-17, 2016.
- [42] R. Novendri, "Implementasi Data Mining Untuk Memprediksi Customer Churn Menggunakan Algoritma Naive Bayes," p. 13, 2020.
- [43] M. Nurjannah, H. dan I. F. Astuti, "Penerapan Algoritma Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) Untuk Text Mining," *Jurnal Informatika Mulawarman*, Vol. %1 dari %2Vol. 8, No.3, p. 111, 2013.
- [44] E. Pusnawati, "Penerapan Algoritma Naive Bayes dalam Menentukan Merek Mobil Terlaris," 2018.
- [45] I. F. Rahmat, "Pengaruh Kualitas Pelayanan Terhadap Kepuasan Pelanggan," 2018.
- [46] I. F. Rozi, E. N. Hamdana dan M. B. I. Alfahmi, "Pengembangan Aplikasi Analisis Sentimen Twitter Menggunakan Naive Bayes Classifier (Studi Kasus SAMSAT Kota Malang)," *Jurnal Informatika Polinema*, Vol. %1 dari %2Vol. 4, No.2, p. 149, 2018.
- [47] A. Ryansyah dan S. Andayani, "Implementasi Algoritma TF\_IDF Pada Pengukuran Kesamaan Dokumen," *JURNAL SISTEM & TEKNOLOGI INFORMASI KOMUNIKASI*, Vol. %1 dari %2Vol, 1 No.1, 2017.

- [48] D. M. Sari dan B. S. Baskoro, "Prototipe Keperawatan Dalam Perspektif Pengguna Twitter:Kajian Linguistik Kognitif," *Forum Linguistik Universitas Gadjah Mada*, Vol. 1 dari 2Vol.3, No.1, pp. 57-66, Maret 2020.
- [49] R. Siringoringo, "Klasifikasi Data Tidak Seimbang Menggunakan Algoritma Smote dan K-Nearest Neighbor," *Jurnal ISD*, p. 45, 2018.
- [50] Suryadi, A. Setyanto dan H. A. Fattah, "Analisis Perbandingan Algoritma Decision Tree (C4.5) Dan K-Naive Bayes Untuk Mengklasifikasi Penerimaan Mahasiswa Baru Tingkat Universitas," *Indonesian Journal of Applied Informatics*, Vol. 1 dari 2Vol. 2, No.1, 2017.

