

ANALISIS SENTIMEN PADA PERUSAHAAN PENYEDIA JASA LOGISTIK J&T MENGGUNAKAN ALGORITMA *MULTINOMIAL NAÏVE BAYES* DAN *SUPPORT VECTOR MACHINE*

Helmi Aulia Rahman^{1*}, Rukun Santoso², Tatik Widiharah³

^{1,2,3} Departemen Statistika, Fakultas Sains dan Matematika, Universitas Diponegoro

*e-mail: helmiarahman57@gmail.com

DOI: 10.14710/j.gauss.12.2.242-253

Article Info:

Received: 2022-11-14

Accepted: 2023-03-20

Available Online: 2023-07-28

Keywords:

J&T; Twitter; Sentiment Analysis;

Multinomial Naïve Bayes;

Support Vector Machine

Abstract: Online shopping is a way to a faster and easier process of buying things or needs for people these days. Logistic services are essential in the process of buying things online, for they will be the one who ship the package to the buyer. PT. Global Jet Express or J&T is one of many logistics service provider company that are available in Indonesia. J&T has a Twitter account which is used for communicating with their customers. Opinions that were posted by J&T consumers on Twitter could be used as a data to do sentiment analysis which the purpose is to extract information that are told by people in Twitter about J&T. Data crawling was done for 15.000 tweets that were posted during the period of 4th to 10th of July 2022, duplicated tweets and those who has the exact same contents were removed resulting the data reduced to 2500 tweets. Tweets will be divided into two class; positive class and negative class Some classification methods are commonly used in text classification, such as *Random Forest*, *Decision Tree*, *Naïve Bayes Classifier*, *Support Vector Machine* etc. Data in this research will be classified using *Multinomial Naïve Bayes* and *Support Vector Machine* to compare their accuracy, the reason for the comparison is these methods have significant difference in their concept complexity. *Multinomial Naïve Bayes* classify data by finding the greatest conditional probability value, whilst *Support Vector Machine* classify data by finding the best *hyperplane* to divide into two class. *Multinomial Naïve Bayes* has the accuracy of 72,80% and *Support Vector Machine* has the accuracy of 82,40%. Based on their accuracy, *Support Vector Machine* has the best performance in classifying public opinions about J&T on Twitter.

1. PENDAHULUAN

Berbelanja *online* merupakan salah satu pilihan untuk mempercepat dan mempermudah pembelian barang ataupun kebutuhan seseorang pada saat ini, karena pada proses belanja *online* barang akan dikirimkan kepada alamat pembeli menggunakan jasa logistik. PT Jet Global Express atau J&T merupakan salah satu perusahaan penyedia jasa logistik di Indonesia. J&T memiliki akun media sosial *twitter* yang berfungsi untuk berkomunikasi dengan pelanggan terkait pelayanan yang diberikan J&T, maka dari itu opini ataupun tanggapan masyarakat terkait pelayanan J&T dapat dilihat secara langsung dengan melihat pesan yang disampaikan pada akun tersebut. Opini masyarakat yang terdapat pada *twitter* ditampilkan sebagai *tweet*, kumpulan *tweet* ini dapat digunakan untuk melakukan analisis sentimen dan mengklasifikasikan opini masyarakat terkait pelayanan J&T. Contoh penelitian analisis sentimen yang telah dilakukan adalah Yuyun *et al* (2021) yang meneliti tentang klasifikasi sentimen pemerintah terhadap penanganan COVID-19 menggunakan algoritma *Multinomial Naïve Bayes*, penelitian lainnya dilakukan oleh Fitriyah *et al* (2020) yang mengimplementasikan algoritma *Support Vector Machine* pada analisis sentimen pelayanan Gojek pada media sosial Twitter. Terdapat beberapa Algoritma yang dapat

diterapkan pada penelitian analisis sentimen, algoritma-algoritma tersebut memiliki cara kerjanya masing-masing, contohnya adalah algoritma *Multinomial Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine*. Prinsip kerja algoritma *Multinomial Naïve Bayes* dalam mengklasifikasi sentimen adalah menemukan probabilitas tertinggi terhadap kelas sentimen untuk teks, sedangkan algoritma *Support Vector Machine* bekerja dengan menemukan fungsi pemisah (*hyperplane*) terbaik dengan memaksimalkan jarak antar kelas, berdasarkan hal tersebut, pada penelitian ini dilakukan pengembangan dengan membandingkan dua algoritma dengan cara kerja dan konsep yang berbeda yaitu Algoritma *Multinomial Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine*.

Dalam penelitian ini, analisis sentimen dilakukan pada perusahaan penyedia jasa logistik J&T menggunakan algoritma klasifikasi *Multinomial Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine*. Proses pengambilan data pada penelitian ini dilakukan dengan *Twitter Crawling*. Tujuan yang diharapkan pada penelitian ini adalah mendapatkan metode dengan nilai terbaik antara algoritma *Multinomial Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine* dalam menganalisis sentimen pelanggan J&T pada media sosial *twitter* berdasarkan nilai akurasi model.

2. TINJAUAN PUSTAKA

PT Global Jet Express atau J&T didirikan pada tanggal 20 agustus 2015. J&T didirikan atas dasar keperluan logistik di Indonesia yang belum maksimal. Saat ini, J&T memiliki lebih dari 4.000 titik operasi di seluruh Indonesia. Fasilitas dan layanan yang ditawarkan oleh J&T kepada pelanggan diantaranya adalah adanya bukti fisik (*tangibels*), jaminan (*assurance*), serta pelayanan yang baik (*benevolence*) (Lestari, 2020).

Twitter merupakan sebuah media sosial yang menawarkan fitur yang memungkinkan pengguna untuk mengirim dan membaca pesan kepada pengguna Twitter lainnya. *Crawling* merupakan proses pengambilan informasi pada suatu *database* dengan menggunakan sejumlah kata kunci untuk tujuan tertentu. Informasi yang disampaikan oleh pengguna dinamakan sebagai *tweet*. Perusahaan Twitter menyediakan fasilitas API (*Application Progaming Interface*) kepada pengguna untuk melakukan *crawling* pada Twitter sehingga memungkinkan pengguna untuk mengambil kumpulan *tweet* dengan kata kunci tertentu, kumpulan *tweet* ini dapat digunakan sebagai data penelitian analisis sentimen.

Analisis sentimen merupakan studi komputasi untuk menganalisis suatu opini, sentimen, sikap, dan emosi seseorang terhadap suatu hal yang bertujuan untuk mengidentifikasi pendapat positif dan atau pendapat negatif yang tersirat dalam sebuah teks tertulis (Liu, 2015). Hasil dari analisis sentimen dapat digunakan untuk mengetahui opini masyarakat terkait suatu pelayanan perusahaan ataupun produk yang dihasilkan perusahaan, contohnya opini tentang pelayanan perusahaan J&T dalam memberikan jasa ekspedisi.

Text mining merupakan proses ekstraksi informasi dari sumber data tidak terstruktur yang bertujuan untuk menangani masalah *classification*, *clustering*, *information extraction*, dan *information retrival* (Feldman dan Sanger, 2007). Tahapan *text mining* dibagi menjadi tiga tahap utama, yaitu *text pre-processing*, *text transformation/feature generation*, dan *pattern discovery* (penemuan pola). Masukan untuk proses *text mining* adalah data teks dan luaran yang dihasilkan berupa pola sebagai hasil interpretasi.

Text pre-processing bertujuan untuk mempersiapkan data teks yang digunakan agar menjadi lebih terstruktur dan siap diolah pada penelitian. *Pre-processing* sangat penting dalam analisis sentimen di media sosial karena sebagian besar data berisi kata-kata atau kalimat yang tidak formal, tidak terstruktur, dan memiliki *noise* yang besar (Mujilahwati, 2016). Tahapan *pre-processing* yang umumnya dilakukan adalah sebagai berikut:

1. *Case Folding*
Case Folding merupakan tahapan yang bertujuan untuk merubah keseluruhan teks menjadi huruf kecil.
2. *Remove URL*
Remove URL merupakan tahapan yang bertujuan untuk melakukan penghapusan URL pada teks yang ditandai dengan ‘http://’ pada awal kalimat.
3. *Unescape HTML*
Unescape HTML bertujuan untuk menghapus file HTML dan karakter yang diduga sebagai *markup language*
4. *Remove Mention*
Remove mention bertujuan untuk menghapus format nama pengguna *twitter* yang diawali dengan simbol “@”
5. *Remove Number*
Remove Number merupakan tahapan yang bertujuan untuk menghapus angka yang terdapat dalam dokumen teks karena diduga tidak memberikan penilaian yang merujuk pada perasaan (sentimen)
6. *Remove Punctuation*
Remove Punctuation merupakan tahapan penghapusan karakter yang tidak termasuk *alphabet* atau merupakan tanda baca pada suatu dokumen teks
7. *Remove Emoticon*
Remove Emoticon bertujuan untuk menghapus simbol *emoticon* yang sering digunakan oleh pengguna media sosial termasuk *twitter*.
8. *Strip White Space*
Strip White Space merupakan tahapan yang bertujuan untuk menghapus spasi yang berlebihan pada dokumen.
9. Normalisasi kata.
Normalisasi kata bertujuan untuk mengubah kata yang tidak baku menjadi kata baku sesuai dengan KBBI.

Sentiment scoring merupakan mekanisme pelabelan data yang mengelompokkan data menjadi sentimen positif atau sentimen negatif, syarat pengelompokkan data mengacu pada kamus sentimen yang berisi kumpulan kata yang telah diberikan bobot sentimen 1 s.d. 5 untuk sentimen positif dan -1 s.d. -5 untuk sentimen negatif (Wahid dan Azhari, 2016). *Sentiment scoring* memiliki tahapan input *boosterwords* dan kata negasi. *Boosterwords* adalah kata yang dapat menambah atau mengurangi nilai bobot sentimen suatu kata, seperti kata “sangat senang” dinilai lebih positif dibandingkan dengan kata “senang”. Kata negasi adalah kata-kata yang dapat mengubah orientasi sebuah opini, contohnya, kata “bagus” yang memiliki arti positif dapat berubah menjadi negatif apabila ditambahkan kata negasi menjadi “tidak bagus”, kata “tidak” merupakan salah satu contoh kata yang terdapat pada kata negasi.

Feature selection bertujuan untuk memilih fitur terbaik dari kumpulan fitur data, pada proses ini fitur yang berlebihan, irelevan dan menyebabkan salah pengertian terhadap kelas target akan dikurangi agar klasifikasi sentimen lebih akurat (Ningtyas, 2016). Tahapan *feature selection* yang digunakan pada penelitian ini yakni *stopwords removal* yang merupakan tahapan menghilangkan kata-kata yang tidak relevan dengan subjek utama dan *stemming* yang merupakan tahapan mengubah kata berimbuhan menjadi kata dasar (Mujilawati, 2016).

Pembobotan kata (*term*) bertujuan untuk memberikan bobot pada setiap kata untuk memudahkan proses klasifikasi. *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) merupakan metode yang paling umum digunakan untuk menghitung bobot kata karena

dikenal efisien, sederhana, dan akurat (Robertson, 2004). Metode TF-IDF dihitung menggunakan persamaan (1):

$$W_{i,j} = \frac{n_{i,j}}{\sum_k n_{k,j}} \times \log_2 \left(\frac{N}{df_{(i)}} \right) \quad (1)$$

dengan $W_{i,j}$ pembobotan TF-IDF untuk *term* ke- i dan dokumen ke- j , $n_{i,j}$ banyaknya kemunculan *term* ke- i pada dokumen ke- j , $\sum_k n_{k,j}$ banyaknya kemunculan seluruh *term* ke- i pada dokumen ke- j , N banyaknya dokumen keseluruhan dan $df_{(i)}$ banyaknya dokumen yang mengandung *term* i .

Imbalance class data adalah suatu kondisi data tidak seimbang antara kelas data satu dengan kelas data lainnya. Suatu data dapat dikatakan tidak seimbang jika kelas sampel yang menjadi minoritas proporsinya kurang dari 35% dari total data (Thammasiri *et al.*, 2014). Terdapat beberapa metode penanganan untuk masalah *imbalance class data*, beberapa diantaranya yakni *random oversampling*, *random undersampling*, dan SMOTE.

Multinomial Naïve Bayes merupakan pengembangan dari model algoritma *Naïve Bayes* yang cocok untuk digunakan pada klasifikasi teks. Kategori suatu dokumen dalam metode *Multinomial Naïve Bayes* ditentukan berdasarkan kata yang muncul beserta jumlah kemunculannya. Probabilitas kelas c untuk dokumen d pada model *Multinomial Naïve Bayes* menggunakan persamaan (2) (Manning, *et al.*, 2009):

$$P(c|d) \propto P(c) \prod_{k=1}^n P(t_k|c) \quad (2)$$

dengan $P(c|d)$ probabilitas kelas c untuk dokumen d , $P(c)$ probabilitas prior suatu dokumen berada di kelas c , t_k *term* ke- k pada dokumen d , $P(t_k|c)$ probabilitas *term* t_k berada di dokumen yang terdapat dalam kelas c dan n banyaknya *term* pada dokumen d .

Kelas terbaik untuk suatu dokumen ditentukan dengan mencari *maximum a posteriori* (MAP) kelas C_{map} melalui persamaan (3):

$$C_{map} = \arg \max_{c \in C} \hat{P}(c|d) = \arg \max_{c \in C} \hat{P}(c) \prod_{k=1}^n \hat{P}(t_k|c) \quad (3)$$

dengan c kategori dan C matriks *term*-dokumen.

Probabilitas prior didapatkan melalui persamaan (4):

$$\hat{P}(c) = \frac{N_c}{D} \quad (4)$$

dengan $\hat{P}(c)$ probabilitas prior suatu dokumen berada di kelas c , N_c banyaknya dokumen dengan kelas c , dan D banyaknya seluruh dokumen.

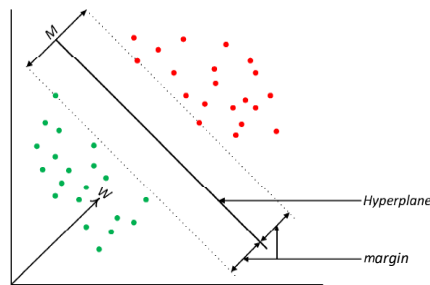
Rumus *Multinomial Naïve Bayes* dengan menggunakan pembobotan TF-IDF untuk menentukan kelas dokumen ditunjukkan pada persamaan (5):

$$\hat{P}(t|c) = \frac{w_{ct} + 1}{(\sum_{w \in V} w_{ct}) + B'} \quad (5)$$

dengan w_{ct} bobot TF-IDF *term* t pada dokumen dengan kelas c , $\sum_{w \in V} w_{ct}$ jumlah bobot TF-IDF seluruh *term* pada dokumen dengan kelas c dan B' Jumlah IDF seluruh *term* pada dokumen.

Kelas suatu dokumen (data uji) pada algoritma *Multinomial Naïve Bayes* akan ditentukan berdasarkan nilai probabilitas *term* terhadap kelas yang paling besar pada persamaan (5), apabila nilai probabilitas *term* terhadap kelas positif adalah nilai probabilitas yang paling besar maka dokumen termasuk dalam sentimen dengan kategori kelas positif, dan sebaliknya.

Support Vector Machine (SVM) merupakan suatu metode klasifikasi yang memiliki konsep sebagai usaha mencari *hyperplane* terbaik. *Hyperplane* merupakan pemisah terbaik antara data yang dapat ditentukan dengan mengukur titik maksimal dari margin *hyperplane*. Margin merupakan jarak antara *hyperplane* dengan data terdekat. Data yang paling dekat dengan *hyperplane* adalah *support vector* (Prasetyo, 2012).



Sumber : Eke (2020)

Gambar 1. Konsep SVM

Hyperplane untuk kelas positif adalah data pada *support vector* yang memenuhi persamaan (6):

$$\mathbf{w}^T \cdot \mathbf{x}_{positif} + b = 1 \quad (6)$$

dengan \mathbf{w} parameter bobot berupa vektor ukuran $l \times 1$, \mathbf{x} data latih dan b bias atau *error*. *Hyperplane* untuk kelas negatif memenuhi persamaan (7):

$$\mathbf{w}^T \cdot \mathbf{x}_{negatif} + b = -1 \quad (7)$$

Nilai margin dirumuskan sebagaimana persamaan (8):

$$\frac{2}{\|\mathbf{w}\|} \quad (8)$$

nilai $\|\mathbf{w}\|$ dinyatakan pada persamaan (9):

$$\|\mathbf{w}\| = \mathbf{w}^T \mathbf{w} \quad (9)$$

Algoritma SVM dapat dimodifikasi dengan memasukkan fungsi kernel untuk menyelesaikan problem *non-linear* seperti analisis sentimen. Fungsi kernel yang digunakan untuk memetakan data dinotasikan dengan simbol (ϕ). Menurut Prasetyo (2012), fungsi pemisah terbaik (*hyperplane*) untuk klasifikasi *non-linear* menggunakan fungsi kernel ditunjukkan pada persamaan (10):

$$f(\mathbf{x}_j) = \text{sign}(\sum_{i=1}^p a_i y_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + b) \quad (10)$$

nilai \mathbf{w} dan b dinyatakan pada persamaan (11) dan (12):

$$\mathbf{w} = \sum_{i=1}^p a_i y_i \phi(\mathbf{x}_i) \quad (11)$$

$$b = \frac{1}{2}(\mathbf{w}^T \cdot \mathbf{x}_{negatif} + \mathbf{w}^T \cdot \mathbf{x}_{positif}) \quad (12)$$

dengan p banyaknya data yang menjadi *support vector*, a_i pengganda fungsi *Lagrange*, y_i label kelas data ke- I , \mathbf{x}_i *support vector*, \mathbf{x}_j data *testing* yang akan diprediksi, \mathbf{w} parameter bobot berupa vektor ukuran $l \times 1$ dan b bias atau *error*.

Kelas data uji pada algoritma *Support Vector Machine* akan ditentukan berdasarkan nilai *hyperplane* yang didapatkan pada persamaan (10). Nilai *hyperplane* positif menunjukkan data uji termasuk pada sentimen positif, sedangkan nilai *hyperplane* negatif menunjukkan data uji termasuk pada sentimen negatif.

Evaluasi kinerja klasifikasi pada penelitian ini dilakukan dengan menggunakan *confusion matrix*. *Confusion matrix* bertujuan untuk menganalisis keberhasilan klasifikasi mengenali *tuple* dari kelas yang berbeda (Han *et al.*, 2012). Parameter yang dihasilkan pada *confusion matrix* untuk mengevaluasi kinerja klasifikasi yaitu *accuracy*, *precision*, dan *recall*. Indikator pada *confusion matrix* dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. *Confusion Matrix*

		Classified as	
		Positive	Negative
Correct Classification	Positive	TP	FN
	Negative	FP	TN

Word Cloud merupakan metode untuk menginterpretasikan data teks secara visual, semakin besar ukuran kata yang ditampilkan pada *word cloud* menunjukkan semakin besar frekuensi kata tersebut muncul (Ramasurabramanian dan Singh, 2017). Visualisasi menggunakan *word cloud* bertujuan untuk memudahkan pengamat dalam melihat gagasan sang penulis teks agar menjadi alat bantu dalam melakukan analisis terhadap sebuah wacana tertulis (Qeis, 2015).

3. METODE PENELITIAN

Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan data kualitatif, yaitu data hasil *twitter crawling* berupa tweet dari akun pengguna media sosial *twitter*. *Crawling* dilakukan pada tanggal 4-10 Juli 2022 dengan *keyword* “JNTExpressID” yang merupakan *username* akun J&T pada *twitter*, *tweet* yang didapatkan dari proses *crawling* sebanyak 15.000 *tweet*. Deteksi *tweet* duplikat dilakukan untuk *tweet* dan *retweet* yang mempunyai kesamaan isi, dan dilakukan penghapusan secara *manual* untuk *tweet* yang tidak mengandung makna, jumlah *tweet* setelah penghapusan duplikat dan *tweet* yang tidak mengandung makna menjadi sebanyak 2.500 *tweet*.

Langkah-langkah analisis yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. *Twitter Crawling*
2. Deteksi duplikasi dan penghapusan *tweet* duplikat
3. *Pre-processing data*
4. Pelabelan data dengan *sentiment scoring*
5. *Feature selection*
6. Pembobotan kata dengan TF-IDF
7. Tahap klasifikasi

- a. Algoritma *Multinomial Naïve Bayes*
 - i. Membagi data menjadi data latih dan data uji dengan perbandingan 90%:10%
 - ii. Menghitung probabilitas prior (P(Y)) data uji berdasarkan data latih
 - iii. Menghitung probabilitas setiap *term* dari seluruh dokumen\
 - iv. Menghitung probabilitas *term* terhadap kelas sentimen
 - v. Menentukan hasil klasifikasi berdasarkan probabilitas kelas terbesar
 - vi. Mengevaluasi model menggunakan *confusion matrix*
- b. Algoritma *Support Vector Machine*
 - i. Membagi data menjadi data latih dan data uji dengan perbandingan 90%:10%
 - ii. Menghitung nilai-nilai parameter untuk klasifikasi
 - iii. Menentukan *hyperplane* dengan menggunakan parameter terbaik pada fungsi *kernel* yang digunakan
 - iv. Mengevaluasi hasil klasifikasi berdasarkan *confusion matrix*

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Tweet yang digunakan pada penelitian ini dikumpulkan dengan proses *twitter crawling* mulai dari tanggal 4 Juli 2022 hingga 10 Juli 2022 dengan *keyword* “JNTExpressID” dengan kategori *tweet* berbahasa Indonesia sebanyak 15.000 *tweet*. Proses pengumpulan data dilanjutkan dengan menghilangkan duplikat dan *tweet* yang tidak memiliki arti hingga berkurang menjadi 2.500 *tweet*, data *tweet* yang akan diolah kemudian disimpan dalam format CSV (*Comma Separated Value*)

Pre-processing data dilakukan dengan tujuan mengubah data teks yang tidak terstruktur pada penelitian ini menjadi data yang terstruktur dan memudahkan tahap klasifikasi. Tahapan *pre-processing* yang dilakukan pada penelitian ini yakni *case folding*, *remove URL*, *unescape HTML*, *remove mention*, *remove number*, *remove punctuation*, *remove emoticon*, *strip white space* dan normalisasi kata.

Pelabelan data pada penelitian ini dilakukan menggunakan teknik *sentiment scoring* dengan tiga kamus untuk melabelkan data yakni kamus sentimen, kamus *boosterwords*, dan kamus negasi. Kamus yang digunakan pada tahap *sentiment scoring* merupakan kamus yang memuat kata-kata yang telah diberi nilai masing-masing. Total nilai yang diperoleh suatu dokumen pada proses *sentiment scoring* akan digunakan untuk memberi label pada dokumen tersebut, apabila nilai akhir suatu dokumen bernilai ≥ 0 maka dokumen diberi label sentimen positif, sebaliknya, jika nilai akhir suatu dokumen bernilai < 0 maka dokumen diberi label sentimen negatif. Proses *sentiment scoring* menghasilkan sebanyak 1672 dokumen dengan label sentimen positif dan sebanyak 828 dokumen dengan label sentimen negatif.

Feature selection dilakukan dengan memilih fitur terbaik pada data yang digunakan, pada penelitian ini terdapat dua tahapan *feature selection* yaitu *stopwords removal* dan *stemming*. Proses *stopwords removal* bertujuan untuk menghilangkan kata-kata yang tidak bermakna agar meningkatkan hasil akurasi menggunakan kamus *stopwords* Indonesia yang berisikan 758 kata dan kamus *stopwords* manual yang berisikan 145 kata. *Stemming* bertujuan untuk mengubah kata-kata berimbuhan pada data teks menjadi kata dasar agar memudahkan program membaca data pada proses klasifikasi analisis sentimen.

Pembobotan kata diperlukan dalam analisis sentimen karena jenis data yang digunakan merupakan data kualitatif, sehingga pada penelitian ini *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) dilakukan untuk mengubah kata-kata menjadi bilangan yang dapat dihitung dan diolah oleh program, terdapat 3155 kata yang berhasil dideteksi pada proses pembobotan kata. Pembobotan kata TF-IDF dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Pembobotan TF-IDF

Sampel ke-	admin	aman	barang	informasi	...	zzz
1	0.634782	0	0	0	...	0
2	0	0.738082	0	0	...	0
3	0	0	0	0.538725	...	0
4	0	0	0.642863	0	...	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
2500	0	0	0	0	...	0

Data yang telah melalui tahapan *pre-processing* hingga pembobotan dibagi menjadi data latih dan data uji. Perbandingan data latih dan data uji pada penelitian ini didapatkan dengan metode *trial and error*, perbandingan antara data latih dan data uji terbaik yang didapatkan adalah sebesar 90%:10%. *Resampling* dilakukan pada data latih untuk mengatasi masalah *imbalanced class data*, *imbalanced class data* terjadi karena terdapat perbedaan nilai yang besar antara jumlah dokumen kelas positif sebagai kelas mayoritas dan dokumen kelas negatif sebagai kelas minoritas, jumlah dokumen pada kelas negatif sebagai kelas minoritas yaitu sejumlah 729 dokumen atau sebesar 33% dari total data keseluruhan sehingga penanganan *imbalanced class data* perlu dilakukan. Metode *resampling* yang digunakan pada penelitian ini adalah *random oversampling* dan *random undersampling* yang tersedia pada *package* ROSE di dalam *software* R.

Algoritma *Multinomial Naïve Bayes* menentukan kelas sentimen setiap data uji dengan menghitung *prior probability* terlebih dahulu, setelah didapatkan nilai *prior probability* maka dihitung *conditional probability* untuk masing-masing kelas pada data uji. Nilai probabilitas terhadap kelas positif dan negatif suatu dokumen yang dijadikan data uji akan menentukan kelas sentimen data tersebut. Contoh klasifikasi menggunakan algoritma *Multinomial Naïve Bayes* untuk *tweet 1*, *tweet 2*, *tweet 3*, *tweet 4* sebagai data latih dan *tweet 5* sebagai data uji adalah sebagai berikut:

Tabel 3. Contoh Isi Dokumen Tweet

Sampel Tweet	Term dalam tweet	Kelas
Tweet 1	masalah, kurir, paket, penjual	Negatif
Tweet 2	lambat, barang, update	Negatif
Tweet 3	paket, tidak jalan	Negatif
Tweet 4	jnt, cepat, paket	Positif
Tweet 5	paket, kurir, hilang, jnt	?

Prior probability untuk data uji *tweet 5* dinyatakan sebagai berikut:

$$P(\text{positif}) = \frac{1}{4}$$

$$P(\text{negatif}) = \frac{3}{4}$$

Conditional probability untuk data uji *tweet 5* dihitung setelah mendapatkan nilai *prior probability* dan nilai bobot setiap term terhadap masing-masing kelas yang sebelumnya telah dihitung menggunakan *software R*. *Conditional probability* untuk data uji *tweet 5* dihitung menggunakan persamaan (2) sehingga didapatkan nilai probabilitas *tweet 5* untuk masing-masing kelas sentimen:

$$\begin{aligned}\hat{P}(\text{positif}|\text{tweet5}) &= P(\text{positif}) \times P(\text{paket}) \times P(\text{kurir}) \times P(\text{hilang}) \times P(\text{jnt}) \\ &= 0,25000 \times 0,06858 \times 0,05175 \times 0,05175 \times 0,04684 \\ &= 2,15068 \times 10^{-6}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\hat{P}(\text{negatif}|\text{tweet5}) &= P(\text{negatif}) \times P(\text{paket}) \times P(\text{kurir}) \times P(\text{hilang}) \times P(\text{jnt}) \\ &= 0,75000 \times 0,06858 \times 0,04115 \times 0,04115 \times 0,04684 \\ &= 4,07956 \times 10^{-6}\end{aligned}$$

Kelas terbaik untuk data uji *tweet 5* selanjutnya ditentukan menggunakan persamaan (3):

$$\begin{aligned}C_{map} &= \arg \max_{c \in C} \hat{P}(c|\text{tweet5}) \\ &= \hat{P}(\text{negatif}|\text{tweet5})\end{aligned}$$

Nilai probabilitas posterior data uji *tweet 5* terhadap kelas negatif lebih besar dibandingkan dengan nilai probabilitas posterior terhadap kelas positif, sehingga sampel data uji yaitu *tweet 5* termasuk dalam sentimen dengan kategori kelas negatif karena nilai $\hat{P}(\text{negatif}|\text{tweet5})$ merupakan *maximum posteriori* untuk data uji *tweet 5*. Proses perhitungan klasifikasi untuk semua data uji menggunakan algoritma *Multinomial Naïve Bayes* selengkapnya dilakukan menggunakan *software R*.

Algoritma *Support Vector Machine* menentukan kelas sentimen setiap data uji dengan mencari *hyperplane* terbaik untuk data uji, Contoh klasifikasi menggunakan algoritma *Support Vector Machine* untuk data uji *tweet 2251* adalah sebagai berikut:

$$y_{\text{tweet ke-2251}} = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^p a_i y_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + b\right)$$

$$\begin{aligned}y_{\text{tweet ke-2251}} &= \text{sign}([0,987 \times 1 \times 0,995 + 1,00013] + [0,982 \times 1 \times 0,995 + 1,00013] \\ &\quad + \dots + [0,993 \times 1 \times 0,995 + 1,00013])\end{aligned}$$

$$y_{\text{tweet ke-2251}} = \text{sign}(98) = 1$$

Kelas data uji ditentukan dengan label berdasarkan nilai *hyperplane* yang didapatkan, sehingga data uji yaitu *tweet ke-2251* termasuk dalam sentimen kelas positif. Proses perhitungan klasifikasi untuk semua data uji menggunakan algoritma *Support Vector Machine* selengkapnya dilakukan menggunakan *software R*.

Model klasifikasi yang terbentuk pada proses penelitian perlu dievaluasi untuk mengetahui ketepatan klasifikasinya terhadap data uji. Model klasifikasi terbaik pada

algoritma *Support Vector Machine* didapatkan pada model klasifikasi dengan perbandingan data latih dan data uji 90%:10% dan nilai parameter *Cost* 1000 yang menghasilkan sebanyak 1471 *support vector* sebagai data yang paling dekat dengan *hyperplane*. Evaluasi performansi model yang digunakan pada penelitian ini adalah *confusion matrix*. Hasil dari *confusion matrix* untuk model *Support Vector Machine* dengan perbandingan data latih dan data uji 90%:10% dan nilai parameter *Cost* 1000 dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil *Confusion Matrix* Model *Multinomial Naïve Bayes*

		<i>Classified as</i>	
		<i>Positive</i>	<i>Negative</i>
<i>Correct Classification</i>	<i>Positive</i>	140	47
	<i>Negative</i>	21	42

$$\text{Overall accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} = \frac{140 + 42}{140 + 21 + 42 + 47} = 72,80\%$$

Hasil perhitungan *overall accuracy* menunjukkan tingkat akurasi model algoritma *Multinomial Naïve Bayes* dalam mengklasifikasikan sentimen masyarakat terhadap perusahaan J&T pada media sosial *twitter* adalah sebesar 72,80%, maka dari itu dapat disimpulkan bahwa sebesar 72,80% model klasifikasi menggunakan algoritma *Multinomial Naïve Bayes* dapat dengan tepat memprediksi dokumen untuk dimasukkan kedalam kelas sentimennya.

Confusion matrix untuk mengevaluasi model klasifikasi menggunakan algoritma *Support Vector Machine* dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil *Confusion Matrix* Model *Support Vector Machine*

		<i>Classified as</i>	
		<i>Positive</i>	<i>Negative</i>
<i>Correct Classification</i>	<i>Positive</i>	146	29
	<i>Negative</i>	15	60

$$\text{Overall accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} = \frac{146 + 29}{146 + 15 + 60 + 29} = 82,40\%$$

Hasil perhitungan *overall accuracy* menunjukkan tingkat akurasi model algoritma *Support Vector Machine* dalam mengklasifikasikan sentimen masyarakat terhadap perusahaan J&T pada media sosial *twitter* adalah sebesar 82,40%, maka dari itu dapat disimpulkan bahwa sebesar 82,40% model klasifikasi menggunakan algoritma *Support Vector Machine* dapat dengan tepat memprediksi dokumen untuk dimasukkan kedalam kelas sentimennya.

Perbandingan hasil kinerja model klasifikasi algoritma *Multinomial Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine* dilihat dari nilai akurasi akhir yang didapatkan kedua model algoritma tersebut yang didapatkan dari tabel *confusion matrix*, algoritma dengan nilai akurasi akhir terbesar dinyatakan sebagai algoritma yang paling baik dalam mengklasifikasikan masyarakat mengenai J&T pada media sosial *twitter*.

Tabel 3 dan Tabel 4 menunjukkan hasil kinerja klasifikasi untuk masing-masing model algoritma. Algoritma *Multinomial Naïve Bayes* memiliki tingkat akurasi model sebesar 72,80% sedangkan algoritma *Support Vector Machine* memiliki tingkat akurasi model sebesar 82,40%, dari hasil tersebut dapat ditarik kesimpulan bahwa algoritma *Support Vector*

Machine bekerja lebih baik dibandingkan dengan algoritma *Multinomial Naïve Bayes* dalam mengklasifikasikan sentimen masyarakat mengenai J&T pada media sosial *twitter* dikarenakan memiliki nilai akurasi lebih tinggi yaitu sebesar 82,40%. Faktor yang mempengaruhi hasil prediksi adalah tingkat kesalahan pada pelabelan data yang dilakukan, pada model algoritma *Multinomial Naïve Bayes* terdapat lebih banyak kesalahan pelabelan data dibandingkan dengan model algoritma *Support Vector Machine*, hal tersebut mempengaruhi tingkat keberhasilan *classifier* dalam memprediksi kelas untuk setiap *tweet* yang dijadikan sebagai data uji.

Visualisasi data teks berupa *tweet* dilakukan dengan menggunakan *word cloud*, visualisasi data dilakukan berdasarkan dua kelas sentimen yang telah ditentukan agar dapat diketahui kata-kata yang sering muncul pada masing-masing kelas sentimen. *word cloud* untuk masing-masing kelas sentimen dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. (a) *Word Cloud* Kelas Sentimen Positif, (b) *Word Cloud* Kelas Sentimen Negatif

Visualisasi data menggunakan *Word Cloud* yang ditunjukkan pada Gambar 2 menunjukkan kedua kelas sentimen memiliki kesamaan pada kata yang paling sering dibicarakan oleh masyarakat melalui *tweet* pada media sosial *twitter*, yaitu kata ‘paket’. Paket dalam bahasa sehari-hari merupakan kata yang merujuk pada barang yang dibeli konsumen dan diantarkan oleh jasa ekspedisi kepada alamat pembeli, hal tersebut menunjukkan bahwa masyarakat pada media sosial *twitter* cenderung memberikan opini mereka terkait dengan pelayanan J&T dalam menangani paket yang dikirimkan.

5. KESIMPULAN

Analisis dan pembahasan mengenai analisis sentimen PT. Global Jet Express atau J&T pada media sosial *twitter* menunjukkan hasil bahwa klasifikasi menggunakan algoritma *Multinomial Naïve Bayes* menghasilkan nilai akurasi sebesar 72,80%, sedangkan klasifikasi menggunakan algoritma *Support Vector Machine* menghasilkan nilai akurasi sebesar 82,40%, maka dari itu diperoleh kesimpulan bahwa model algoritma dengan kinerja klasifikasi terbaik pada penelitian ini adalah *Support Vector Machine* yang memiliki nilai akurasi paling tinggi yaitu sebesar 82,40%. Visualisasi *word cloud* menunjukkan bahwa kata ‘paket’ merupakan topik yang paling sering dibicarakan oleh masyarakat pada media sosial *twitter* mengenai J&T pada kelas sentimen positif maupun negatif, hal ini menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna *twitter* cenderung membicarakan keadaan barang yang telah mereka beli secara *online* dan diantarkan oleh J&T sebagai jasa ekspedisi.

DAFTAR PUSTAKA

- Feldman, R., dan Sanger, J. 2007. *The Text Mining Handbook: Advanced approaches in Analyzing Unstructured Data*. New York: Cambridge University Press.
- Fitriyah, N., Warsito, B. dan Di Asih, I.M. 2020. Analisis Sentimen Gojek Pada Media Sosial Twitter Dengan Klasifikasi Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Gaussian* Vol. 9, No. 3, Hal: 376-390.
- Han, J., Kamber, M., dan Pei, J. 2012. *Data Mining: Concept and Techniques*. San Fransisco: Morgan Kaufmann Publishers.
- Lestari, D. C. 2020. Analisis Komparatif Tingkat Kualitas Layanan dan Kepercayaan Konsumen terhadap Kepuasan Konsumen antara Jasa Pengiriman Barang J&T Express dan JNE di Surabaya. *Disertasi*. Universitas 17 Agustus 1945 Surabaya.
- Liu, B. 2015. *Sentiment Analysis: Mining Opinions, Sentiments, and Emotions*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Manning, C., Raghavan, P., dan Schütze, H. 2009. *An Introduction to Information Retrieval*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Mujilahwati, S. 2016. *Pre-Processing Text Mining Pada Data Twitter*. Seminar Nasional Teknologi Informasi Dan Komunikasi. Sentika.
- Ningtyas, A. M. 2016. Pengaruh Penanganan Negasi Dalam Bahasa Indonesia Untuk Pelabelan Otomatis Pada Analisis Sentimen Twitter. *Disertasi*. Universitas Gadjah Mada Yogyakarta.
- Nurjanah, W. E., Perdana, R. S., dan Fauzi, M. A. 2017. Analisis Sentimen Terhadap Tayangan Televisi Berdasarkan Opini Masyarakat pada Media Sosial Twitter menggunakan Metode K-Nearest Neighbor dan Pembobotan Jumlah Retweet. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer e-ISSN, 2548, 964X*.
- Prasetyo, E., 2012. *Data Mining Konsep dan Aplikasi Menggunakan MATLAB*. Yogyakarta: Andi Offset.
- Qeis, M. I. 2015. *Aplikasi Wordcloud Sebagai Alat Bantu Analisis Wacana*. Jakarta: International Conference on Language, Culture, and Society - ICLCS LIPI 2015.
- Ramasubramanian, K. dan Singh, A. 2017. *Machine Learning Using R*. New York: Apress Media
- Robertson, S. 2004. Understanding Inverse Document Frequency: on Theoretical Arguments for IDF. *Journal of Documentation*.
- Wahid, D. H., dan Azhari, S. N. 2016. Peringkasan Sentimen Ekstraktif di Twitter Menggunakan Hybrid TF-IDf dan Cosine Similarity. *Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems (IJCCS)* Vol. 10, No. 2, Hal: 207-218.
- Yuyun, Hidayah, N. dan Sahibu, S. 2021. Algoritma Multinomial Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Sentimen Pemerintah Terhadap Penanganan Covid-19 Menggunakan Data Twitter. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)* Vol.5, No.4, Hal: 820-826.