

Multinomial Naïve Bayes Untuk Menganalisis Sentimen Layanan Jasa Ekspedisi Sicepat Ekspres

Selvia Indriani^{1*}, Mohammad Syafrullah²

^{1*,2}Fakultas Teknologi Informasi, Teknik Informatika, Universitas Budi Luhur, Jakarta, Indonesia

Email: ^{1*}1811501061@student.budiluhur.ac.id, ²mohammad.syafrullah@budiluhur.ac.id
(* : corresponding author)

Abstrak-Saat ini transaksi jual beli online menjadi hal yang lumrah dilakukan karena mampu menjangkau pasar yang lebih luas. Layanan jasa ekspedisi menjadi salah satu kunci keberhasilan proses jual beli online, apabila jasa ekspedisi yang digunakan tidak profesional, akan berdampak pada pelaku usaha yang menggunakan jasa ekspedisi tersebut. Ekspedisi SiCepat Ekspres merupakan salah satu ekspedisi yang populer digunakan di Indonesia. Terdapat masalah mengenai ekspedisi sicepat ekspres meliputi kurir SiCepat dan layanan pelanggan yang tidak profesional dalam bekerja, sehingga banyak pelanggan yang tidak puas menyuarakan pendapat maupun keluhan mengenai kinerja layanan SiCepat ekspres di media sosial Twitter. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk melakukan analisis sentimen pengguna Twitter terhadap kinerja layanan ekspedisi SiCepat Ekspres di media sosial Twitter dengan mengimplementasikan metode *Multinomial Naïve Bayes*. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari media sosial Twitter diperoleh menggunakan kata kunci pencarian yaitu “pake sicepat” dan “paket sicepat” serta melakukan pengecekan bot yang berguna untuk memfilter data *tweet* yang sehingga data yang didapat berasal dari akun manusia bukan akun bot Twitter. Dari total data berlabel sebanyak 300 data terdiri dari 47% sentimen positif dan 53% sentimen negatif memperoleh hasil pengujian menggunakan *confusion matrix* dengan nilai akurasi sebesar 93%, presisi 93% dan *recall* 93%. Kontribusi Penelitian ini diharapkan dapat menjadi masukan dan informasi untuk ekspedisi SiCepat Ekspres dalam melakukan evaluasi kinerja perusahaan dan dapat meningkatkan kualitas pelayanan berdasarkan pendapat atau sentimen yang didapat dari akun pelanggan yang lulus pengujian bot sehingga data yang didapat dari media sosial Twitter merupakan data asli buatan manusia bukan buatan bot Twitter.

Kata Kunci: multinomial naïve bayes, sentimen, sicepat

Multinomial Nave Bayes to Analyze Sentiment SiCepat Expedition Services

Abstract- Currently, Online buying and selling transactions are commonplace because they can reach a higher market. Expedition services are one of the keys to the success of the online buying and selling process, if the expedition services used are not professional, it will have an impact on business actors who use these expedition services. SiCepat Ekspres expedition is one of the famous expeditions used in Indonesia. There are problems regarding the SiCepat Ekspres expedition that as couriers and unprofessional customer service at work. So many dissatisfied customers voice their opinions or complaints about the performance of the SiCepat Ekspres service on Twitter social media. The purpose of this study is to analyze the sentiment of Twitter users on the performance of the SiCepat Ekspres expedition service on Twitter social media by implementing the Multinomial Naïve Bayes method. The dataset used in this study was sourced from Twitter social media obtained using search keywords, namely "pake sicepat" and "paket sicepat" as well as checking bots which are useful for filtering tweet data so that the data obtained comes from human accounts, not bot accounts. Of the total labeled data, 300 data consisting of 47% positive sentiment and 53% negative sentiment obtained test results using a confusion matrix with an accuracy value of 93%, 93% precision and 93% recall. The contribution of this research is expected to be input and information for the SiCepat Ekspres expedition in evaluating the company's performance and can improve service quality based on opinions or sentiments obtained from customer accounts that pass bot testing so that the data obtained from Twitter social media is original man-made data, not made by twitter bot.

Keywords: multinomial naïve bayes, sentiment, sicepat

1. PENDAHULUAN

Adanya pandemi COVID-19 yang mempengaruhi perilaku belanja masyarakat di Indonesia dari berbelanja secara langsung di toko kini beralih belanja online dari rumah dengan melakukan aktivitas jual beli online atau yang biasa disebut dengan e-commerce. E-commerce merupakan segala kegiatan jual beli melalui media elektronik [1]. Berdasarkan data dari We Are Social, menunjukkan aktivitas e-commerce di Indonesia yang dilakukan dalam sepekan meliputi membeli barang maupun jasa online mencapai 60.6%, memesan bahan makanan mencapai 36.0%, membeli barang bekas mencapai 13%, menggunakan layanan perbandingan harga online mencapai 18.3% dan menggunakan layanan beli sekarang bayar nanti mencapai 43.3% [2]. E-commerce memberikan kemudahan dan kenyamanan kepada pembeli karena setelah melakukan pemesanan dan pembayaran, barang yang dipesan akan langsung dikirim ke rumah pembeli. Salah satu faktor yang mempengaruhi keberhasilan *e-commerce* adalah jasa pengiriman barang atau ekspedisi, apabila jasa ekspedisi yang digunakan tidak profesional, maka akan berdampak kepada pelaku usaha yang menggunakan jasa ekspedisi tersebut.

SiCepat Ekspres merupakan salah satu perusahaan ekspedisi di Indonesia. Fokus utama dalam pelayanannya yakni mengoptimalkan pengiriman dalam waktu 15 jam sampai tujuan untuk wilayah JABODETABEK (Jakarta Bogor Depok Tangerang Bekasi) dan Bandung, serta pengiriman dalam satu hari untuk kota besar seluruh wilayah Indonesia. Terdapat masalah mengenai ekspedisi SiCepat Ekspres meliputi barang tidak kunjung sampai ke tujuan penerima, kurir SiCepat dan layanan pelanggan yang tidak profesional dalam bekerja. Permasalahan mengenai pelayanan kurang baik tersebut menunjukkan bahwa pelanggan merasa kurang puas terhadap kinerja layanan SiCepat Ekspres sehingga menimbulkan banyak pelanggan yang menyuarakan pendapat maupun keluhannya mengenai kinerja layanan SiCepat ekspres di media sosial Twitter. SiCepat Ekspres kesulitan dalam memantau sentimen (pendapat) publik terhadap kinerja layanan jasa ekspedisinya di media sosial Twitter. Sentimen yang berasal dari publik tersebut adalah data tekstual yang dapat dianalisis dan digunakan untuk memperoleh informasi guna memantau sentimen publik mengenai kinerja layanan SiCepat ekspres di media sosial Twitter menggunakan teknik *text mining*. *Text mining* yakni bidang khusus dari data *mining* dimana data yang digunakan merupakan data tekstual yang tidak terstruktur digunakan untuk mengetahui dan mengekstrak informasi baru yang bermanfaat dari kumpulan teks tersebut [3].

Proses didapatkan informasi sentimen analisis yang merupakan sebuah metode untuk mengekstrak data opini, memahami dan mengolah tekstual data secara otomatis sehingga dapat melihat sentimen yang terkandung dalam sebuah opini [4]. Sentimen tersebut dikelompokkan ke dalam dua kategori yakni sentimen positif dan negatif. Penelitian ini melakukan pemodelan proses klasifikasi sentimen pengguna media sosial Twitter terhadap layanan jasa ekspedisi Sicepat Ekspres untuk mengetahui kinerja layanan ekspedisi tersebut menggunakan penerapan metode *Multinomial Naïve Bayes*. Metode *Multinomial Naïve Bayes* dipilih karena mampu menghasilkan akurasi yang tinggi, seperti pada penelitian sebelumnya yang dilakukan pada [3] yang melakukan klasifikasi Artikel online menggunakan metode Multinomial Naïve Bayes dan perhitungan TF-IDF menghasilkan rata-rata akurasi yang tinggi yaitu mencapai 95.20% dengan dataset yang berjumlah 1000 artikel, juga pada [5] klasifikasi artikel berita online menggunakan metode *multinomial naïve bayes* memperoleh hasil skor akurasi, precision, *recall* dan *f1-score* masing-masing sebesar 96% dengan 10.500 dataset yang digunakan. Selain itu, [6] yang melakukan klasifikasi keberpihakan *tweet* pada pilpres 2019 menggunakan metode *Multinomial Naive Bayes* menghasilkan rata-rata nilai F1-Score dan *accuracy* 71% dengan dataset yang berjumlah 1370 *tweet*.

Kontribusi Penelitian ini diharapkan dapat menjadi masukan dan informasi untuk ekspedisi SiCepat Ekspres dalam melakukan evaluasi kinerja perusahaan dan dapat meningkatkan kualitas pelayanan berdasarkan pendapat atau sentimen yang didapat dari akun pelanggan yang lulus pengujian bot sehingga data yang didapat dari media sosial Twitter merupakan data asli buatan manusia bukan buatan bot.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Data Penelitian

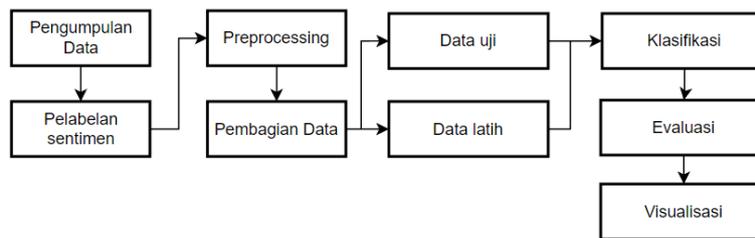
Dataset pada penelitian ini berjumlah 914 data, didapat melalui tahap pengumpulan data yang terdiri dari proses *crawling* data *tweet* dan pengecekan bot. Proses *crawling* dilakukan pada 7 Mei hingga 7 Juni 2022 menggunakan *library* Tweepy. Proses *crawling* menggunakan kata kunci pencarian: “pake sicepat” dan “paket sicepat”, informasi yang diambil dari *tweet* tersebut adalah *tweet id*, *username*, isi *tweet* dan tanggal dibuatnya *tweet* tersebut. Data yang terkumpul berupa *tweet* dari pengguna Twitter yang telah melalui proses pengecekan bot menggunakan *library* Botometer yang memperoleh hasil bot *score* kurang dari 0.96. Tabel 1 menyajikan beberapa contoh data *tweet* hasil dari proses pengumpulan data.

Tabel 1. Sampel Data

<i>Tweet ID</i>	Username	Score Bot	Date	<i>Tweet</i>
152279868081786905 6	joni33x	0.40674	2022-05-07 11:41:12	@sicepat_ekspres cara pickup paket gmn ya, aplikasinya membingungkan :(
152315427022414208 0	shixundere	0.798229	2022-05-08 11:14:11	sicepat ngga mau ganti nama jadi silambat aja apa paket dari tgl 29 masih blm sampe coba ????

2.2 Penerapan Metode

Dalam membangun sistem analisis sentimen pengguna Twitter menggunakan algoritma *Multinomial Naïve Bayes*, diperlukan gambaran umum yang menunjukkan alur dari penelitian yang dilakukan, agar dalam proses penelitian berjalan sesuai dengan rencana. Alur kerja ini merepresentasikan tahapan awal hingga akhir sistem berjalan, seperti pada Gambar 1.



Gambar 1. Penerapan Metode

2.2.1 Pengumpulan Data

Dataset didapat dari tahap pengumpulan data melalui proses *crawling* data pada media sosial Twitter menggunakan *library tweepy* dan API Twitter. *Library tweepy* membutuhkan API key Twitter agar dapat mengakses data *tweet* yang hendak dikumpulkan, API key tersebut dapat diperoleh melalui akun *developer twitter* (<https://developer.twitter.com/>) yang terdiri dari *Customer API key*, *Customer API Secret key*, *Access Token*, dan *Access Token Secret*. Penggunaan *library Botometer* untuk memfilter akun pengguna sehingga akun yang data *tweet* yang dikumpulkan berasal dari akun manusia bukan akun bot. *Library botometer* membutuhkan API Botometer-Pro yang bisa didapatkan dari situs RapidAPI (<https://rapidapi.com/>) untuk dapat mengirim informasi akun pengguna ke server Botometer sehingga proses analisis bot dapat dilakukan dan menghasilkan skor bot dengan nilai 0 sampai 1. Skor bot yang diperoleh akan memasuki tahap seleksi di mana akun dengan nilai skor bot 0 sampai 0,95 dan skor bot 0,96 sampai 1 dikategorikan sebagai akun bot. Data *tweet* yang berhasil dikumpulkan dari proses pengumpulan data ini akan disimpan dalam bentuk file *Excel*.

2.2.2 Pelabelan sentimen

Menurut Fitriyyah et al. dalam [7], *Labeling* atau pelabelan adalah tahapan yang dilakukan untuk memberi kelas atau label berdasarkan ciri atau karakteristik yang terkandung dalam sebuah dokumen atau kalimat. Pembagian kelas mempengaruhi performa dan hasil akurasi dari klasifikasi yang dilakukan. Data yang telah melalui proses pengecekan bot dapat dilabeli secara manual berdasarkan subjektivitas teks pada *tweet* untuk menentukan apakah *tweet* tersebut termasuk dalam kelas positif atau negatif. Penilaian sentimen positif dapat dilihat dari isi *tweet* yang mengandung kata-kata afirmatif dan kata-kata positif. Kelas negatif adalah kelas dengan data yang mengandung kata-kata dengan makna negatif, ejekan, dan kata-kata negatif.

2.2.3 Preprocessing

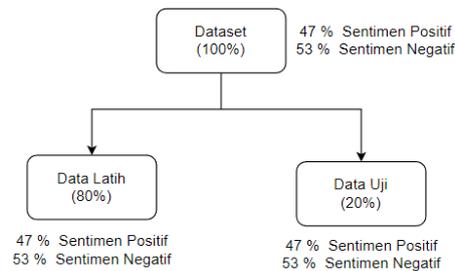
Data yang telah dilabeli secara manual dan tersimpan di database akan memasuki tahap *preprocessing*. Menurut Taeho [3], *preprocessing* merupakan proses untuk mentransformasikan teks ke dalam kumpulan kata. Teks adalah data yang tidak terstruktur sehingga cukup sulit untuk diproses oleh komputer. Selain itu, teks juga tidak dapat mengaplikasikan operasi numerik. Maka, perlu dilakukan *preprocessing* pada teks agar mendapatkan data yang dapat diolah menggunakan komputer. Adapun tahapan *preprocessing* adalah sebagai berikut:

- a. *Case folding*
Tahap pertama dari *preprocessing* adalah *case folding* yakni mengubah huruf pada keseluruhan teks menjadi huruf kecil sehingga teks seragam tanpa adanya huruf kapital.
- b. *Cleansing*
Proses *cleansing* berguna untuk menghapus semua karakter di luar alfabet a-z yang terkandung dalam data *tweet* seperti *username*, @ (*mention*), # (*hashtag*), menghilangkan *URL* atau *Link*, penghapusan *single char* atau satu karakter yang berdiri sendiri contohnya “d” dan menghapus spasi berlebih.
- c. *Mengganti Slang Word*
Proses mengganti *slang word* yakni konversi kata yang termasuk dalam *slang word* atau kata gaul yang tidak sesuai dengan ejaan Bahasa Indonesia yang baku (EYD) menjadi kata dengan bahasa Indonesia yang baku sesuai EYD menggunakan bantuan kamus *slang word* yang telah disusun secara manual dan tersimpan di *database*, misalnya, terdapat kata “anter” dengan bantuan kamus *slang word* kata tersebut akan diubah menjadi kata baku yakni “antar”.
- d. *Menghapus Stopword*
Proses ini menghapus kata-kata yang sering muncul, bersifat umum dan tidak berpengaruh seperti kata “ini”, “apa”, “lagi”. Dalam melakukan proses ini digunakan daftar kata *stopword* (*stoplist*) yang nantinya akan dihapus dari teks, data *stoplist* berbahasa Indonesia yang telah disusun oleh Fadillah Tala, berdasarkan hipotesis dari [8] *stoplist* ini merupakan data yang paling bisa dipertanggungjawabkan secara ilmiah.
- e. *Stemming*
Tahap *stemming* mengubah kata ke bentuk dasar dengan cara menghilangkan imbuhan pada kata dalam dokumen [9]. Penelitian ini menggunakan pustaka Sastrawi yang di dalamnya menerapkan algoritma Nazief

dan Adriani. Pada algoritma Nazief dan Adriani, proses *stemming* dilakukan dengan cara menghilangkan *inflection suffixes* (“-lah”, “-kah”, “-ku”, “-mu”, atau “-nya”), *possessive pronouns* (“-ku”, “-mu”, atau “-nya”), *derivation suffixes* (“-i”, “-an” atau “-kan”) dan *derivation prefixes* (“di-”, “ke-”, “se-”, “te-”, “be-”, “me-”, atau “pe-”), kemudian mencocokkan kata dengan kata yang ada di kamus.

2.2.4 Pembagian Data

Tahap pembagian data dilakukan untuk membagi dataset yang telah melalui proses *preprocessing* dan memiliki label ke menjadi data latih dan data uji dengan sario pembagian data 80:20 menggunakan metode *Stratified Random Sampling* agar menghasilkan data latih dan data uji yang proporsional sehingga data yang diproses oleh algoritma tidak bias.



Gambar 2. Pembagian Data

2.2.5 Klasifikasi *Multinomial Naïve Bayes*

Proses klasifikasi pada penelitian ini diawali dengan membaca data latih dan data uji yang tersimpan di database, dilanjutkan dengan proses pembobotan TF-IDF untuk mendapatkan bobot atau nilai dari suatu kata atau istilah. Semakin tinggi jumlah kemunculan kata yang mempengaruhi jumlah kemunculan istilah dalam dokumen, semakin tinggi bobot atau skor relevansinya. TF (*term frequency*) adalah frekuensi kemunculan istilah atau kata dalam dokumen yang bersangkutan. IDF (*Inverse Document Frequency*) adalah penghitungan seberapa penting istilah dalam kumpulan dokumen target [10] Penelitian ini menerapkan algoritma pembobotan kata atau TF-IDF menggunakan *library* `TfidfVectorizer()`. Rumus yang digunakan untuk mencari nilai TF-IDF yakni seperti pada formula yang ditunjukkan pada persamaan (1).

$$W_{tj} = tf_{tj} \times \log \log \left(\frac{1 + d}{1 + df_{(t)}} \right) + 1 \quad (1)$$

Keterangan :

W_{tj} = bobot kata atau term (t_j) terhadap dokumen atau *tweet* (d_i).

tf_{tj} = jumlah kemunculan kata atau *term* (t_j) dalam dokumen atau *tweet* (d_i).

d = jumlah total dokumen

$df_{(t)}$ = jumlah dokumen yang mengandung kata (d_j)

penambahan angka satu (1) untuk mencegah pembagian nol (0)

Tahap terakhir adalah melakukan normalisasi hasil TF-IDF sehingga memiliki hasil norma *Euclidean* menggunakan formula yang ditunjukkan pada persamaan (2).

$$v_{norm} = \frac{v}{\|v\|_2} = \frac{v}{\sqrt{v_1^2 + v_2^2 + \dots + v_n^2}} \quad (2)$$

Keterangan :

v = hasil TFIDF setiap kata

Setelah proses pembobotan TFIDF selesai dilakukan, tahap selanjutnya adalah tahap klasifikasi metode *Multinomial Naïve Bayes* dengan menggunakan data hasil *weight* dan label dari data latih. Menurut McCallum & Nigam [11], Klasifikasi *Multinomial Naïve Bayes* merupakan pengembangan model dari algoritma Bayes yang biasa digunakan dalam klasifikasi teks. Dokumen atau data pada *Multinomial Naïve Bayes* dianggap sebagai “*bag of words*” yakni diasumsikan semua kata atau istilah bersifat independen dan tidak bergantung satu sama lain serta urutan kejadian munculnya kata dalam dokumen diabaikan, sehingga setiap kata yang diproses menggunakan distribusi multinomial. Model *multinomial* menghitung frekuensi dari setiap kata yang muncul pada dokumen atau data di mana perhitungan hasil frekuensi ini dapat menghasilkan klasifikasi. Klasifikasi *Multinomial Naïve Bayes* terdiri dari tiga tahapan yakni menghitung probabilitas *Prior*, menghitung setiap kata pada dokumen atau data yang disebut dengan *likelihood* dan menghitung *Posterior* yakni perkalian probabilitas *Prior* dan *Likelihood*.

Rumus perhitungan untuk mencari nilai *prior* untuk setiap kelas ditunjukkan pada persamaan (3).

$$P(c_j) = \frac{\text{count}(c_j)}{N} \quad (3)$$

Keterangan :

$\text{count}(c_j)$ = banyaknya kelas c_j yang ada pada dokumen latih

N = jumlah seluruh kelas dalam dokumen

Pada perhitungan nilai *likelihood*, untuk menghindari probabilitas 0 dengan melakukan penambahan nilai 1 pada setiap perhitungan atau yang dikenal dengan pendekatan parameter *laplace smoothing* seperti formula yang ditunjukkan pada persamaan (4).

$$P(w_i, c_j) = \frac{\text{count}(w_i, c_j) + 1}{\sum \text{count}(w_i, c_j) + |V|} \quad (4)$$

Keterangan :

$\text{count}(w_i, c_j)$ = jumlah kemunculan kata w pada kelas c

$\sum \text{count}(w_i, c_j)$ = jumlah total kata dalam kelas c_j

$|V|$ = jumlah kata unik atau token yang ada pada seluruh kelas.

Rumus untuk mencari probabilitas *posterior* ditunjukkan pada persamaan (5).

$$P(w_i) = P(c_j) \times P(w_i | c_j) \times \dots \times P(w_n | c_n) \quad (5)$$

Keterangan :

$P(w_i)$ = peluang kategori j jika terdapat kemunculan kata i

$P(c_j)$ = probabilitas kemunculan nilai *prior*

$P(w_i | c_j)$ = peluang kata ke- i yang muncul pada kelas j atau *likelihood*

2.3 Rancangan Pengujian

Pada penelitian ini, pengujian bertujuan untuk mengetahui tingkat akurasi, presisi dan *recall* dari model latih menggunakan algoritma *Multinomial Naïve Bayes*. Pengujian dilakukan dengan cara membandingkan data hasil prediksi yakni data uji yang telah diproses melalui algoritma yang diusulkan dengan sekumpulan data aktual yakni data hasil tahap *labeling* manual. Tabel 2 menunjukkan bahwa penelitian ini menggunakan *confusion matrix* 2x2 karena terdapat 2 kelas sentimen (negatif dan positif).

Tabel 2. *Confusion matrix*

<i>Confusion Matrix</i>	<i>Actual Value</i>	
	<i>Positive</i>	<i>Negative</i>
<i>Positive</i>	TP (<i>True Positive</i>)	FP (<i>False Positive</i>)
<i>Negative</i>	FN (<i>False Negatif</i>)	TN (<i>True Negative</i>)

Dimana :

- TP (*True Positive*) : menunjukkan jumlah banyaknya data aktual positif yang diprediksi positif (benar).
- FP (*False Positive*) : menunjukkan jumlah banyaknya data aktual positif yang diprediksi negatif oleh sistem (salah).
- FN (*False Negative*) : menunjukkan jumlah banyaknya data aktual negatif yang diprediksi positif oleh sistem (salah).
- TN (*True Negative*) : menunjukkan jumlah banyaknya data aktual negatif yang diprediksi negatif oleh sistem (benar).

Pengujian ini dilakukan dengan menghitung *Accuracy*, *Precision* dan *Recall*. Seperti penjelasan berikut ini :

2.3.1 Accuracy (A)

Nilai *Accuracy* atau akurasi menunjukkan seberapa akurat sistem dapat mengklasifikasikan data dengan benar baik data positif maupun data negatif. Dengan kata lain, nilai akurasi adalah perbandingan antara data yang terklasifikasi benar dengan keseluruhan data yang ada. Rumus atau formula yang digunakan dalam perhitungan *Accuracy* seperti yang ditunjukkan pada persamaan (6).

$$A = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (6)$$

2.3.2 Precision (P)

Precision atau Presisi menunjukkan seberapa besar tingkat ketepatan yang dihasilkan oleh sistem antara informasi yang diminta dengan jawaban yang diberikan. Adapun rumus atau formula yang digunakan untuk melakukan perhitungan *precision* seperti yang ditunjukkan pada persamaan (7).

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (7)$$

2.3.3 Recall (R)

Recall adalah pengujian yang dilakukan untuk mengetahui jumlah dokumen yang memiliki klasifikasi positif yang benar (*true positive*) dari semua dokumen yang benar-benar positif (termasuk di dalamnya *false negative*) dengan kata lain *recall* merupakan tingkat keberhasilan sistem dalam menemukan kembali sebuah informasi persamaan. *Recall* dapat diperoleh menggunakan rumus atau formula yang ditunjukkan pada persamaan (8).

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (8)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Implementasi Metode

Dalam implementasi metode pada penelitian ini terdapat tahapan-tahapan yang diproses secara berurut ditunjukkan pada Gambar 1, adapun tahapan tersebut yakni: tahap pengumpulan data, tahap pengecekan bot, tahap pelabelan sentimen, tahap *preprocessing*, tahap pembagian data, tahap klasifikasi, tahap evaluasi dan tahap visualisasi, dengan penjabaran sebagai berikut:

3.1.1 Tahap Pengumpulan Data

Proses *crawling* data bersumber dari media sosial Twitter berupa *tweet* (kicauan) dilakukan pada 7 Mei 2022 hingga 7 Juni 2022 menggunakan *library* dengan kata kunci ‘pake sicepat’ dan ‘paket sicepat’ pada pencarian *tweet* didapatkan total 914 data *tweet*, informasi yang diambil dari *tweet* tersebut adalah *tweet* id, username, isi *tweet*, tanggal dibuatnya *tweet* tersebut dan menggunakan *library* botometer untuk memfilter akun pengguna sehingga akun data yang dikumpulkan merupakan data *tweet* dari akun manusia bukan akun bot, dengan mengambil data *tweet* dari akun pengguna yang memiliki bot score bernilai 0 hingga 0,95. Dataset tersebut selanjutnya akan disimpan dengan format excel (.xlsx) untuk dilanjutkan ke proses pengecekan bot.

3.1.2 Tahap Labeling Manual

Labeling pada penelitian ini dilakukan secara manual berdasarkan makna yang terkandung dalam setiap *tweet*. Apabila *tweet* tersebut mengandung sebuah pendapat atau opini mengenai layanan Sicepat akan dilakukan pelabelan *tweet* berdasarkan subjektivitas pada tiap kalimat untuk menentukan *tweet* tersebut termasuk ke dalam sentimen positif maupun sentimen negatif, apabila suatu *tweet* berisi informasi umum seperti iklan, penjualan, membandingkan ekspedisi Sicepat dengan ekspedisi lain, maka *tweet* tersebut tidak diberi label. Dari 914 *tweet* yang terkumpul, terdapat 300 data yang telah diberi label dengan perbandingan 47% data bersentimen positif dan 53% data bersentimen negatif yang dapat digunakan pada proses selanjutnya seperti proses *preprocessing* dan pembagian data latih dan data uji.

3.1.3 Tahap Preprocessing

Preprocessing dilakukan pada dataset berlabel yang berjumlah 300 data *tweet*, proses yang ada pada *preprocessing* yaitu, *case folding*, *cleansing* (menghilangkan atau menghapus karakter lain selain karakter a-z, menghapus teks dengan 1 karakter, menghapus URL dan menghapus spasi berlebih), Normalisasi (mengganti *slang word*), menghapus *stopword* dan melakukan *stemming*.

Tabel 3. Tahap *preprocessing*

Proses	Hasil <i>preprocessing</i>
Data <i>Tweet</i>	24 jam, dan masih belum ada pengiriman ulang, yg disebabkan kesalahan sendiri. Mau sampe kpan paket gue didiemin di gudang @sicepat_ekspres https://t.co/VFYhuYaNs9

<i>Case folding</i>	24 jam, dan masih belum ada pengiriman ulang, yg disebabkan kesalahan sendiri. mau sampe kapan paket gue didiemin di gudang @sicepat_ekspres https://t.co/vfyhuyans9
<i>Cleansing</i>	jam dan masih belum ada pengiriman ulang yg disebabkan kesalahan sendiri mau sampe kapan paket gue didiemin di gudang
Normalisasi	jam dan masih belum ada pengiriman ulang yang disebabkan kesalahan sendiri mau sampai kapan paket saya didiamkan di gudang
menghapus <i>stopword</i>	pengiriman ulang disebabkan kesalahan sampai paket didiamkan gudang
<i>Stemming</i>	kirim ulang sebab salah sampai paket diam gudang

Hasil dari tahap *preprocessing* ini akan ditampung ke dalam variabel final *tweet* yang akan digunakan pada proses selanjutnya.

3.1.4 Pembagian Data

Penjelasan mengenai pembagian data terdapat pada sub-sub bab (2.2.4), dari 300 data berlabel yang telah melalui proses *preprocessing* akan memasuki tahap pembagian data latih dan data uji menggunakan perbandingan 8:2 sehingga menghasilkan 240 data latih dan 60 data uji.

3.1.5 Tahap Klasifikasi *Multinomial Naïve Bayes*

Sebelum melakukan klasifikasi dataset, dilakukan proses pembobotan TFIDF pada dataset yang terdiri dari data latih dan data uji untuk mengubah teks yang ada pada *tweet* menjadi angka yang dapat diolah sehingga dapat dilakukan pencarian pola pada saat proses klasifikasi berlangsung. Penelitian ini melakukan proses pembobotan data latih menggunakan bantuan *library* `TfidfVectorizer()` fungsi `fit_transform()`.

Tabel 4. Data latih

Data	<i>Final tweet</i>	Label
d1	trauma pakai sicepat halu	Negatif
d2	kirim pakai sicepat lambat	Negatif
d3	kirim pakai sicepat cepat sampai	Positif
d4	serius pakai sicepat cepat	Positif

Tabel 4, merupakan 4 sampel dari total 240 data latih dengan hasil TF-IDF seperti pada Tabel 5 berikut ini:

Tabel 5. Hasil TF-IDF Data latih

Kata unik	TF-IDF			
	d1	d2	d3	d4
Cepat	0	0	0.472193919	0.535674146
Halu	0.626883841	0	0	0
Kirim	0	0.535674146	0.472193919	0
Lambat	0	0.679434731	0	0
Pakai	0.327133994	0.354557228	0.312540317	0.354557228
Sampai	0	0	0.598918113	0
Serius	0	0	0	0.679434731
Sicepat	0.327133994	0.354557228	0.312540317	0.354557228
Trauma	0.626883841	0	0	0

Tahap selanjutnya setelah mendapatkan hasil TF-IDF yang ditunjukkan dalam Tabel 5 adalah tahap pembelajaran (*learning*) data latih menggunakan *Multinomial Naïve Bayes*, sehingga model yang dibangun dapat melakukan klasifikasi pada data uji. Tahap pembelajaran model terdiri dari perhitungan *prior* pada data latih menggunakan Persamaan (1) sebagai berikut:

Nilai *prior* negatif dan positif:

$$P(\text{negatif}) = \frac{2}{4} = 0.5 \quad P(\text{positif}) = \frac{2}{4} = 0.5$$

Proses selanjutnya adalah melakukan perhitungan nilai *likelihood* negatif positif seperti yang ditunjukkan dalam Tabel 6, menggunakan Persamaan (2) seperti yang telah dijelaskan pada sub bab (1.8).

Tabel 6. Perhitungan nilai likeihood data latih

Kata (wi)	P(wi negatif)	P(wi positif)
Cepat	0.077929	0.153359
Halu	0.126781	0.076379
Kirim	0.119673	0.112445
Lambat	0.130876	0.076379
Pakai	0.131052	0.127331
Sampai	0.077929	0.122124
Serius	0.077929	0.128273
Sicepat	0.131052	0.127331
Trauma	0.126781	0.076379

Nilai atau hasil *likelihood* atau peluang setiap kata pada setiap kelas dari data latih telah didapatkan seperti yang ditunjukkan dalam Tabel 6, tahap selanjutnya yakni melakukan perhitungan *likelihood* dari data Uji. berikut 1 data sampel dari 60 data uji yang akan dilakukan perhitungan pada penelitian ini ditunjukkan dalam Tabel 7.

Tabel 7. Data uji

d1	
pakai	sicepat puas cepat pakai layan langgan lambat hubung layan langgan puas layan super

Dari data uji yang ditunjukkan dalam Tabel 7, setiap frekuensi kemunculan kata akan dihitung peluang terhadap setiap kata dalam setiap kelasnya yakni pada kata “cepat”, “lambat”, “pakai” dan “sicepat”. Sehingga dapat dilakukan perhitungan yang ditunjukkan dalam Tabel 8.

Tabel 8. Perhitungan nilai *likelihood* data uji

Kata (wi)	n	P(wi negatif)	P(wi positif)	$P(negatif)^n$	$P(positif)^n$
Cepat	0.45647061	0.077929	0.153359	0.311955	0.424913
Lambat	0.57897509	0.130876	0.076379	0.308095	0.225564
Pakai	0.60426644	0.131052	0.127331	0.292887	0.287834
Sicepat	0.30213322	0.131052	0.127331	0.541191	0.536502
Hasil nilai akhir <i>likelihood</i> =				0.015234	0.014801

Nilai akhir *likelihood* dari data uji telah didapatkan seperti yang ditunjukkan dalam Tabel 8, tahap selanjutnya adalah melakukan perhitungan *posterior* menggunakan Persamaan (3) dengan mengalikan nilai *prior* dan *likelihood* untuk mendapatkan hasil prediksi kelas data uji.

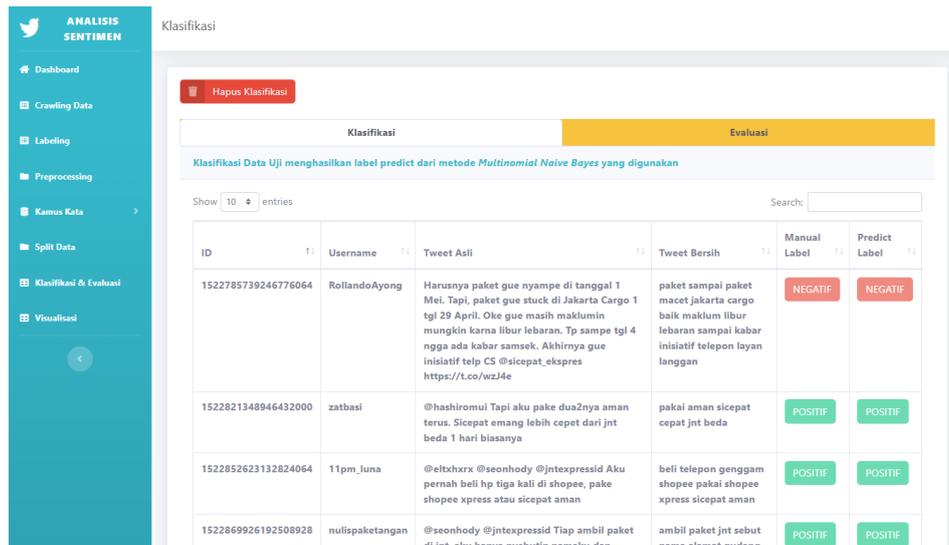
$$P(d1) = 0.5 * 0.015234 \\ = 0.007617227$$

$$P(d1) = 0.5 * 0.014801 \\ = 0.007400361$$

Dari hasil perhitungan *posterior* diatas, peluang data latih terhadap kelas negatif lebih besar dari peluang data uji terhadap kelas positif, sehingga dapat disimpulkan bahwa sampel data uji diklasifikasikan sebagai sentimen negatif.

3.2 Pengujian

Pengujian dilakukan untuk mengevaluasi sistem yang telah dibangun, melakukan analisis hasil tingkat akurasi atau kesamaan hasil yang telah dicapai oleh sistem yang telah dirancang. Adapun pengujian yang dilakukan pada penelitian ini yang ditunjukkan pada Gambar 3 yakni menguji akurasi, presisi dan *recall* pada implementasi algoritma *Multinomial Naïve Bayes* dalam mengklasifikasikan atau prediksi label untuk data uji.



Klasifikasi

Hapus Klasifikasi

Klasifikasi Evaluasi

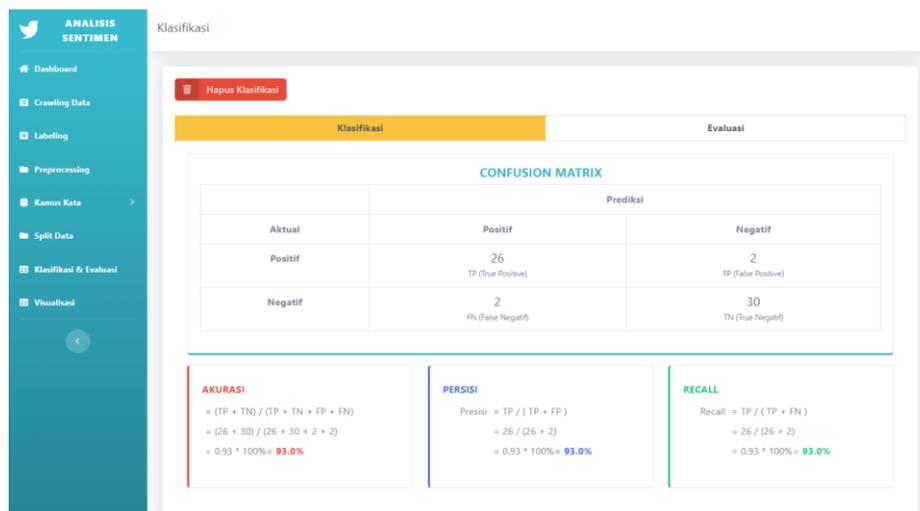
Klasifikasi Data Uji menghasilkan label predict dari metode *Multinomial Naive Bayes* yang digunakan

Show 10 entries Search:

ID	Username	Tweet Asli	Tweet Bersih	Manual Label	Predict Label
1522785739246776064	RollandoAyong	Harusnya paket gue nyampe di tanggal 1 Mei. Tapi, paket gue stuck di Jakarta Cargo 1 tgl 29 April. Oke gue masih maklumin mungkin karna libur lebaran. Tp sampe tgl 4 ngga ada kabar samsek. Akhirnya gue inisiatif telp CS @sicepat_ekspres https://t.cn/wzJ4e	paket sampai paket macet jakarta cargo baik maklum libur lebaran sampai kabar inisiatif telepon layanan langgan	NEGATIF	NEGATIF
1522821348946432000	zatbasi	@hashiromui Tapi aku pake dua2nya aman terus. Sicepat emang lebih cepet dari jnt beda 1 hari biasanya	pakai aman sicepat cepet jnt beda	POSITIF	POSITIF
1522852623132824064	11pm_Juna	@eltxhrrx @seonhody @jntexpressid Aku pernah beli hp tiga kali di shopee, pake shopee xpress atau sicepat aman	beli telepon genggam shopee pakai shopee xpress sicepat aman	POSITIF	POSITIF
1522869926192508928	nulispaketangan	@seonhody @jntexpressid Tiap ambil paket di let aku harus milihin nama2u dan	ambil paket jnt sebut nama alamat mufana	POSITIF	POSITIF

Gambar 3. Sampel hasil klasifikasi

Gambar 3 menunjukkan data dengan label aktual didapatkan dari proses *labeling* manual, sedangkan label prediksi didapatkan dari proses klasifikasi dari *multinomial naive bayes*. Keseluruhan hasil prediksi kemudian digambarkan dalam bentuk *confusion matrix* ditunjukkan dalam Gambar 4.



Klasifikasi

Hapus Klasifikasi

Klasifikasi Evaluasi

CONFUSION MATRIX

Aktual	Prediksi	
	Positif	Negatif
Positif	26 TP (True Positive)	2 FP (False Positive)
Negatif	2 FN (False Negatif)	30 TN (True Negatif)

AKURASI

$$= \frac{(TP + TN)}{(TP + TN + FP + FN)}$$

$$= \frac{(26 + 30)}{(26 + 30 + 2 + 2)}$$

$$= 0.93 * 100\% = 93.0\%$$

PERSISI

$$= \frac{TP}{(TP + FP)}$$

$$= \frac{26}{(26 + 2)}$$

$$= 0.93 * 100\% = 93.0\%$$

RECALL

$$= \frac{TP}{(TP + FN)}$$

$$= \frac{26}{(26 + 2)}$$

$$= 0.93 * 100\% = 93.0\%$$

Gambar 4. Confusion matrix dan perhitungan pengujian

Gambar 4 menunjukkan hasil pengujian yang cukup baik menggunakan algoritma *Multinomial Naive Bayes* dengan akurasi 93%, presisi 93%, dan *recall* 93%.

4. KESIMPULAN

Kesimpulan dari penelitian yang telah dilakukan melalui tahapan perancangan dan pembuatan sistem serta pengujian aplikasi menggunakan dataset dan algoritma yang diusulkan. Berdasarkan 300 data *tweet* yang berlabel, dapat disimpulkan bahwa pandangan (sentimen) pelanggan terhadap SiCepat Ekspres cenderung ke arah sentimen negatif sebanyak 53% pada periode 7 Mei 2022 sampai 7 Juni 2022. Penggunaan pembobotan kata dengan TF-IDF dan metode *Multinomial Naive Bayes* dalam melakukan analisis sentimen berjalan dengan baik, sehingga memperoleh nilai pengujian atau evaluasi tertinggi sebesar: akurasi 93%, presisi 93%, dan *recall* 93%. Peneliti memberikan saran yang dapat dilakukan pada penelitian selanjutnya dalam melakukan pengembangan lebih lanjut mengenai aplikasi ini agar dapat berjalan lebih baik lagi, yakni: diperlukan penambahan kata kunci pencarian *tweet* sehingga dapat menghasilkan pandangan (sentimen) yang lebih beragam. Menambahkan kamus kata (*stopword*, *slangword*) secara manual berdasarkan dataset *tweet* agar menghasilkan dataset yang lebih bersih dan terstruktur.

Dan melakukan proses pelabelan dengan cara *labeling* otomatis atau manual dengan bantuan ahli atau pakar dalam bidang Bahasa sehingga pelabelan tidak bersifat subjektif belaka.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Aldwin Nayoan, “Apa itu E Commerce? Berikut Pengertian, Jenis, serta Manfaatnya!,” *www.niagahoster.co.id*, 2021. <https://www.niagahoster.co.id/blog/apa-itu-ecommerce/> (accessed Apr. 25, 2022).
- [2] DataReportal, “Digital 2022 Indonesia (February 2022) v01,” *www.slideshare.net*, 2022. <https://www.slideshare.net/DataReportal/digital-2022-indonesia-february-2022-v01> (accessed Apr. 24, 2022).
- [3] A. Sabrani, I. G. W. Wedashwara W., dan F. Bimantoro, “Multinomial Naïve Bayes untuk Klasifikasi Artikel Online tentang Gempa di Indonesia,” *J. Teknol. Informasi, Komputer, dan Apl. (JTika)*, vol. 2, no. 1, pp. 89–100, 2020, doi: 10.29303/jtika.v2i1.87.
- [4] F. Sari dan A. Wibowo, “Analisis Sentimen Pelanggan Toko Online Jd . Id Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Berbasis Konversi Ikon Emosi,” *SIMETRIS*, vol. 10, no. 2, pp. 681–686, 2019.
- [5] F. K. S. Dewi, “Klasifikasi Berita Menggunakan Metode Multinomial Naïve Bayes,” *SCAN - J. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 16, no. 3, pp. 1–8, 2021, doi: 10.33005/scan.v16i3.2870.
- [6] A. Yulianto, A. Herdiani, dan I. L. Sardi, “Klasifikasi Keberpihakan tweet menggunakan Multinomial Naïve Bayes (Studi Kasus : Pemilihan Presiden 2019),” *e-Proceeding Eng.*, vol. 6, no. 2, pp. 9078–9085, 2019, [Online]. Available: <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/9922/9779>
- [7] M. Priandi dan Painem, “Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Pembelajaran Daring di Era Pandemi Covid-19 pada Media Sosial Twitter Menggunakan Ekstraksi Fitur Countvectorizer dan Algoritma K-Nearest Neighbor,” *Semin. Nas. Mhs. Ilmu Komputer. dan Apl. Jakarta-Indonesia*, no. September, pp. 311–319, 2021.
- [8] F. Rahutomo, A. Retno, dan T. Hayati, “Evaluasi daftar stopword bahasa indonesia,” vol. 6, no. 1, 2019, doi: 10.25126/jtiik.201861226.
- [9] D. I. Sari, Y. F. Wati, dan Widiastuti, “Analisis Sentimen Dan Klasifikasi Tweets Berbahasa Indonesia Terhadap Transportasi Umum Mrt Jakarta Menggunakan Naïve Bayes Classifier,” *J. Ilm. Inform. Komput.*, vol. 25, no. 1, pp. 64–75, Apr. 2020, doi: 10.35760/ik.2020.v25i1.2427.
- [10] A. Z. Rasyida, I. D. Wijaya, dan Y. Yunhasnawa, “Analisis Sentimen Kualitas Layanan Online Marketplace Di Indonesia Menggunakan Metode Support Vector Machine,” *Semin. Inform. Apl. Polinema 2020*, pp. 70–75, 2020.
- [11] L. M. Siniwi, A. Prahutama, dan A. R. Hakim, “Query Expansion Ranking Pada Analisis Sentimen Menggunakan Klasifikasi Multinomial Naïve Bayes (Studi Kasus : Ulasan Aplikasi Shopee pada Hari Belanja Online Nasional 2020),” *J. Gaussian*, vol. 10, no. 3, pp. 377–387, 2021, doi: 10.14710/j.gauss.v10i3.32795.