

ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA TWITTER TERHADAP MRT JAKARTA MENGUNAKAN METODE MULTINOMIAL NAIVE BAYES

Ario Waskita 51415011 *),
Prof. Dr. B.E.F. Da Silva, M.Sc., DEA **)

Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Industri,
Universitas Gunadarma
Jl. Margonda Raya 100, Pondok Cina, Depok 16424
ariowta@gmail.com, dasilva@staff.gunadarma.ac.id

*) Mahasiswa Teknik Informatika Universitas Gunadarma

**) Dosen Pembimbing Universitas Gunadarma

ABSTRAK

MRT merupakan transportasi umum yang dapat digunakan oleh orang dari berbagai kalangan, tentu saja akan ada komentar positif maupun negatif yang merepresentasikan kepuasan saat menggunakan fasilitas dan juga pelayanan dari petugas yang ada di setiap stasiun. Mayoritas pengguna internet saat ini merupakan pengguna sosial media, yang dimana Twitter merupakan salah satu sosial media yang paling banyak digunakan. Melalui Twitter pengguna dapat memberikan opini terhadap segala sesuatu dengan mudah. Hal yang sama juga dilakukan oleh pengguna MRT Jakarta, tidak sedikit pengguna MRT yang menyampaikan opini mereka melalui sosial media Twitter. *Tweet* yang dilontarkan oleh pengguna Twitter mengenai MRT Jakarta mengandung sentimen yang dapat dianalisis.

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis sentimen terhadap *tweet* Berbahasa Indonesia dengan topik MRT Jakarta dengan menerapkan metode klasifikasi atau algoritma *Machine Learning* yaitu Multinomial Naive Bayes. Hasil model yang diperoleh pada saat *training* dilakukan uji coba terhadap data *testing*. Berdasarkan uji coba yang dilakukan, model Multinomial Naive Bayes Classifier menghasilkan akurasi sebesar 82,9% dengan komposisi data *training* sejumlah 653 dan komposisi data *testing* sejumlah 164.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Python, Machine Learning, Multinomial Naive Bayes, Klasifikasi, Twitter, MRT Jakarta.

TWITTER USER SENTIMENT ANALYSIS OF JAKARTA MRT USING MULTINOMIAL NAIVE BAYES METHOD

ABSTRACT

MRT is a public transportation that can be used by people from various circles, of course there will be positive and negative comments that represent satisfaction when using the facilities and services of officers at each station. The majority of internet users today are

social media users, which is where Twitter is one of the most widely used social media. Through Twitter users can provide opinions on everything easily. The same thing is done by Jakarta MRT users, not a few MRT users who express their opinions through social media Twitter.

This study aims to conduct sentiment analysis of Indonesian Language tweets on the topic of the Jakarta MRT by applying the classification method or Machine Learning algorithm, namely Multinomial Naive Bayes. The model result obtained during the training are tested on testing data. Based on the trials conducted, the Multinomial Naive Bayes Classifier model produces an accuracy of 82,9% with 653 composition of training data and 164 composition of testing data.

Keywords: Sentiment Analysis, Python, Machine Learning, Multinomial Naive Bayes, Classification, Twitter, Jakarta MRT.

1. PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

MRT Jakarta merupakan moda transportasi yang baru saja diresmikan pada 24 Maret 2019. Dengan munculnya MRT diharapkan dapat mengurangi kemacetan yang sudah menjadi masalah utama bagi masyarakat Kota Jakarta. Karena MRT merupakan transportasi umum yang dapat digunakan oleh orang dari berbagai kalangan, tentu saja akan ada komentar positif maupun negatif yang merepresentasikan kepuasan saat menggunakan fasilitas dan juga pelayanan dari petugas yang ada di setiap stasiun. Dengan adanya tanggapan yang disampaikan oleh masyarakat, diharapkan hal-hal yang sudah baik agar tetap dipertahankan dan hal-hal yang buruk

dapat diperbaiki agar masyarakat dapat dengan senang hati untuk menggunakan moda transportasi MRT.

Di zaman sekarang teknologi informasi berkembang dengan pesat. Hal ini membuat berbagai informasi dapat diakses dengan mudah melalui berbagai macam sosial media. Karena saat ini penggunaan sosial media sudah mulai menjadi hal yang umum bagi masyarakat di Indonesia, terutama bagi pelajar, mahasiswa, dan para orang tua. Dalam penggunaannya, sosial media banyak digunakan untuk menyebarkan informasi, tidak jarang juga sosial media digunakan sebagai media untuk mengekspresikan diri.

Analisis sentimen merupakan bidang studi yang mempelajari tentang

menganalisis pendapat, evaluasi, sikap, dan emosi seseorang dari bahasa tulisan dan salah satu bidang penelitian yang paling aktif dari bahasa alami [7]. Analisis sentimen akan mengelompokkan kalimat untuk mengetahui pendapat yang dikemukakan dalam kalimat apakah bersifat positif atau negatif. Salah satu metode yang dapat digunakan dalam analisis adalah metode Multinomial Naive Bayes. Kelebihan dari metode Multinomial Naive Bayes diantaranya adalah tingkat akurasi yang tinggi, mudah diimplementasikan, waktu komputasi yang rendah serta *error rate* yang rendah [9]. Hal ini lah yang melatar belakangi penulis untuk menggunakan metode ini.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan pada latar belakang yang telah dijelaskan, maka rumusan masalah dapat disusun sebagai berikut:

1. Bagaimana metode Multinomial Naive Bayes dapat mengklasifikasikan opini positif dan negatif dari hasil kumpulan *tweet* yang diperoleh?
2. Bagaimana tingkat akurasi yang dihasilkan dari percobaan pada penerapan klasifikasi menggunakan metode Multinomial Naive Bayes?

1.3. Batasan Masalah

Adapun yang menjadi batasan masalah dari penulisan ini adalah sebagai berikut:

1. Sosial media yang digunakan adalah Twitter.
2. *Tweet* yang dianalisis hanya *tweet* yang menggunakan Bahasa Indonesia.
3. Model Multinomial Naive Bayes Classifier dibuat dengan menggunakan bahasa pemrograman Python.
4. Model Multinomial Naive Bayes Classifier dilatih menggunakan *tweet* bersentimen positif dan negatif.

Hasil dari analisis sentimen divisualisasikan dalam bentuk tabel, diagram dan word cloud.

1.4. Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan metode Multinomial Naive Bayes dalam melakukan analisis sentimen mengenai moda transportasi MRT Jakarta berdasarkan cuitan pengguna sosial media Twitter dengan menggunakan bahasa pemrograman Python.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Machine Learning

Machine learning merupakan isitilah yang diciptakan sekitar tahun 1960 yang terdiri dari kata mesin, yang berhubungan

dengan komputer dan teknologi, dan belajar mengenai suatu kegiatan atau pola peristiwa [8]. Mesin mampu untuk belajar dengan mengikuti aturan yang dirancang oleh manusia. *Machine learning* merupakan bagian dari kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*). Tugas utama dari machine learning mengeksplorasi dan membangun algoritma yang dapat belajar dari data historis dan membuat prediksi pada data baru. Berdasarkan cara mempelajari data, *machine learning* terbagi menjadi tiga kategori, yaitu:

1. *Unsupervised Learning*

Data yang digunakan untuk pembelajaran atau *training* tanpa penjelasan apapun, memberi kebebasan untuk menemukan pola dari data, mengetahui informasi tersembunyi, atau untuk menentukan cara menguraikan data.

2. *Supervised Learning*

Data yang digunakan dalam pembelajaran atau *training* dilengkapi dengan deskripsi atau label. Tujuan akhirnya adalah untuk mencari aturan umum yang menentukan *input* menjadi *output*. Aturan yang dipelajari menghasilkan model yang dapat melakukan prediksi pada data baru.

3. *Reinforcement Learning*

Reinforcement Learning terjadi ketika kita menyajikan algoritma dengan contoh yang kekurangan label, tetapi kita dapat menyertakan contoh dengan feedback positif atau negatif bergantung pada solusi yang ditawarkan oleh algoritma tersebut.

2.2 Analisis Sentimen

Informasi yang berbentuk teks secara umum dapat dibagi menjadi informasi fakta dan opini [6]. Fakta adalah ekspresi obyektif terhadap suatu benda, kejadian dan kepemilikan benda tersebut. Opini bisaanya berupa ekspresi subyektif yang menggambarkan sentimen, penilaian, atau perasaan seseorang terhadap suatu benda, kejadian atau kepemilikan dari benda tersebut. [10] menjelaskan bahwa analisis sentimen adalah bagian dari pekerjaan yang meninjau segala sesuatu hal yang berhubungan dengan pendapat komputasi, sentimen dan subjektivitas teks. Ditambahkan oleh [2] bahwa analisis sentimen adalah alat untuk memproses koleksi hasil pencarian yang bertujuan dengan mencari atribut suatu produk dan proses memperoleh hasil pendapatnya.

2.3 Text Mining

Text mining adalah penambangan yang dilakukan oleh komputer untuk mendapatkan sesuatu yang baru, sesuatu yang tidak diketahui sebelumnya atau menemukan informasi yang ditampilkan secara tersirat, yang berasal dari informasi yang diekstrak secara otomatis dari sumber data dalam bentuk teks yang berbeda-beda [11].

Pada dasarnya proses kerja dari *text mining* mengadopsi dari penelitian *data mining* namun yang menjadi perbedaan adalah pola yang digunakan oleh *text mining* diambil dari sekumpulan bahasa alami yang tidak terstruktur sedangkan *data mining* dari *database* yang terstruktur [3].

2.4 Text Preprocessing

Pada saat melakukan proses *text mining*, data yang dihasilkan berisi data-data dengan struktur yang sembarang. Oleh karena itu, diperlukan proses pengubahan agar data yang didapat menjadi data yang terstruktur. Proses ini sering disebut dengan *text preprocessing* [11]. Setelah data menjadi data yang terstruktur maka data dapat dijadikan sebagai sumber data yang dapat diolah lebih lanjut. Beberapa proses yang dilakukan dalam *text preprocessing* adalah sebagai berikut:

1. Case Folding

Case Folding adalah mengkonversi keseluruhan teks dalam dokumen menjadi suatu bentuk standar dan biasanya bentuk standar tersebut adalah huruf kecil atau *lowercase* [11].

2. Cleaning

Proses ini dilakukan untuk membersihkan kata-kata dari hal yang tidak diperlukan dan dapat menimbulkan *noise*. Hal yang dihilangkan pada proses ini adalah angka, *emoticon*, *hashtag*, *username* (*@username*), url suatu *website*.

3. Stopword Removal

Tahap *stopword removal* adalah tahap mengambil kata-kata yang penting dari hasil *tokenizing*. Algoritma yang biasa digunakan pada proses ini adalah algoritma *stoplist* (membuang kata yang tidak penting) atau *wordlist* (menyimpan kata yang penting). *Stoplist* atau *stopword* adalah kata-kata yang tidak deskriptif yang dapat dibuang dalam pendekatan *bag-of-words* [11].

2.5 Negation Handling

Kata-kata negasi (tidak, bukan, belum, jangan) tidak hanya digunakan untuk mengungkapkan penolakan atau hukuman, tetapi juga dalam hubungannya dengan pertanyaan ya atau tidak. Dari survei literatur,

banyak penelitian telah dilakukan sehubungan dengan masalah klasifikasi sentimen pada pendekatan level kalimat atau frasa, termasuk menangani negasi dalam sub tugas analisis sentimen. Ini menjadi penting karena, dalam metode tradisional unigram seperti itu, dua kalimat dapat berakhir dengan representasi yang sama, misalnya, kalimat “responnya cepat sekali” dengan “responnya gak cepat sama sekali”. Dua kalimat ini dapat direpresentasikan dengan vektor fitur yang sama, dan dapat menyebabkan kesalahan klasifikasi [1].

2.6 *Lexicon Based*

Leksikon sentimen merupakan kumpulan kata yang mengekspresikan sentimen positif atau negatif [7]. *Lexicon based* dapat mengidentifikasi sentimen dari setiap kata beropini yang terdapat pada kalimat dan dapat menangani masalah multiopini di dalam suatu kalimat. *Lexicon based* menggunakan *dictionary* atau kamus *lexicon* untuk melakukan penilaian terhadap kata. Makna kata dapat berubah bergantung pada konteks dari kalimat, oleh karena itu, pendekatan *lexicon based* terkadang tidak bisa menangkap makna sebenarnya dari kata yang diprosesnya. Akan tetapi, *lexicon based* memiliki performa klasifikasi yang baik pada kasus lintas domain, dan *knowledge* dapat ditambahkan kapan saja

kedalam *dictionary* [5]. Klasifikasi berbasis leksikon mengacu pada aturan klasifikasi di mana dokumen diberi label berdasarkan hitungan kata-kata dari leksikon yang terkait dengan setiap label [12].

2.7 Multinomial Naive Bayes

Multinomial Naive Bayes merupakan metode yang digunakan untuk melakukan klasifikasi berdasarkan pada probabilitas yang dikemukakan oleh ilmuwan Inggris Thomas Bayes. Klasifikasi dilakukan dengan memprediksi peluang dimasa depan berdasarkan pengalaman pada periode sebelumnya sehingga dikenal dengan teorema *Bayes*. Metode ini mengasumsikan bahwa fitur yang ada tidak memiliki keterkaitan satu sama lain. Secara teoritis Multinomial Naive Bayes bekerja lebih baik dibandingkan dengan metode klasifikasi lainnya. Metode Multinomial Naive Bayes terdiri dari dua tahap, yaitu tahap pembelajaran dan tahap klasifikasi.

Proses pembelajaran dimulai dengan memasukkan data latih yang digunakan untuk pembelajaran. Kemudian mulai untuk pembentukan daftar kata-kata. Daftar kata-kata merupakan kumpulan kata unik yang berasal dari data latih.

Kemudian menghitung prior atau peluang kemunculan suatu kategori pada

semua dokumen latih dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan berikut [4]:

$$P(c) = \frac{N_c}{N_{doc}} \quad (2.2)$$

Keterangan:

N_c : Banyaknya kategori c pada dokumen latih

N_{dv} : Banyaknya keseluruhan dokumen latih yang digunakan

Dilanjutkan dengan menghitung peluang sebuah kata i masuk ke dalam kategori atau kelas tertentu dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan berikut [4]:

$$P(w_i, c) = \frac{\text{count}(w_i, c) + 1}{(\sum_{w \in V} \text{count}(w, c)) + V} \quad (2.3)$$

$\text{Count}(w_i, c)$ merupakan jumlah kata tertentu yang muncul dalam suatu kategori atau kelas. Penambahan nilai satu berfungsi agar tidak menghasilkan probabilitas bernilai 0, modifikasi ini disebut dengan *smoothing*. Terdapat *laplace smoothing* jika nilai *smoothing* adalah satu dan terdapat *add-k smoothing* jika nilai *smoothing* tidak bernilai satu [4]. $\sum_{w \in V} \text{count}(w, c)$ merupakan jumlah seluruh kata pada kelas. Sedangkan $|V|$ merupakan jumlah seluruh kata unik diseluruh kelas

[4]. Setelah tahap pembelajaran selesai dilakukan maka tahap selanjutnya adalah tahap klasifikasi data baru berdasarkan hasil pembelajaran. Berikut ini merupakan rumus yang digunakan dalam melakukan klasifikasi data baru [4]:

$$c_{NB} = \underset{c \in C}{\operatorname{argmax}} \log P(c) + \sum_{i \in \text{positions}} \log P(w_i | c)$$

Setelah diperoleh hasil perhitungan untuk setiap kategori, maka hasil klasifikasi data baru ditentukan berdasarkan nilai tertinggi (argmax) [4].

2.8 Confusion Matrix

Confusion matrix merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengukur kinerja suatu metode klasifikasi. Pada dasarnya, *confusion matrix* mengandung informasi yang membandingkan hasil klasifikasi yang dilakukan oleh sistem dengan hasil klasifikasi yang seharusnya.

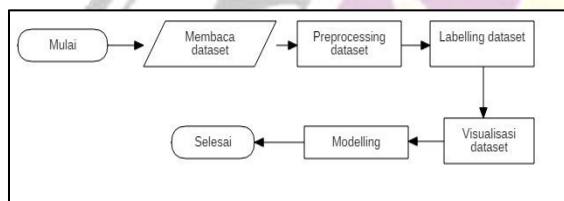
Pada pengukuran kinerja *confusion matrix* terdapat empat istilah sebagai representasi hasil proses klasifikasi. Keempat istilah tersebut adalah *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP) dan *False Negative* (FN). Nilai *True Negative* (TN) merupakan jumlah data negatif yang terdeteksi secara benar, sedangkan *False Positive* (FP) merupakan jumlah data negatif namun

terdeteksi sebagai data positif. Sementara itu, *True Positive* (TP) merupakan jumlah data positif yang terdeteksi benar, sedangkan *False Negative* (FN) merupakan jumlah data positif namun terdeteksi sebagai negatif [3].

3. METODE PENELITIAN

3.1 Rancangan Alur Proses

Berikut merupakan rancangan alur dari analisis sentimen dengan menggunakan metode Multinomial Naive Bayes dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1 Flowchart Analisis Sentimen

Pada gambar 1 analisis sentimen dimulai dengan membaca dataset berisi komentar yang sudah disimpan pada file dengan format csv. Setelah membaca dataset, maka tahap selanjutnya adalah tahap preprocessing. Pada tahap *preprocessing* akan dilakukan *case folding*, *cleaning*, *negation handling*, dan *stopword removal*. Setelah dataset sudah melalui tahap *preprocessing* maka dataset akan diberi *label*. Pada tahap *labelling* dataset akan diklasifikasi menjadi sentimen positif, negatif, dan netral menggunakan kamus kata positif dan negatif. Kemudian akan

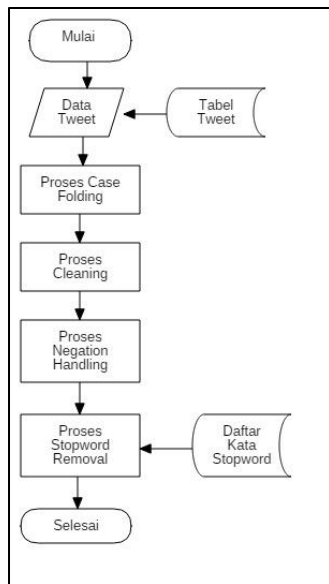
dilakukan visualisasi data dengan menampilkan diagram dan *word cloud*. Selanjutnya akan dilakukan *modelling* untuk membuat model klasifikasi dengan metode Multinomial Naive Bayes. Setelah model telah dibuat, maka tahap terakhir adalah evaluasi model dengan melakukan klasifikasi data uji guna mengetahui nilai akurasi, *recall*, dan presisi.

3.2 Pengumpulan Data Tweet

Data *tweet* mengenai MRT Jakarta diambil dari sosial media Twitter. Data *tweet* dikumpulkan menggunakan *keyword* “@mrtjakarta”, “naik mrt jakarta”, dan “#mrtjakarta”. Data *tweet* disimpan dalam format file csv.

3.3 Preprocessing

Proses ini berfungsi untuk mengurangi atribut yang dianggap tidak berpengaruh dan mengurangi dimensi kata. Proses *preprocessing* meliputi proses *case folding*, *cleaning*, *negation handling*, dan *stopword removal*. Berikut ini merupakan *flowchart* dari proses *preprocessing* dapat dilihat pada gambar 2.



Tabel 1 Contoh Kamus Kata Positif dan Negatif

Kamus Kata Positif	Kamus Kata Negatif
kredibel	mafia
peduli	omdo
mampu	takut
alhamdulillah	nipu
kuat	rampok

Gambar 2 Flowchart Proses Preprocessing

3.4 Labelling Dataset

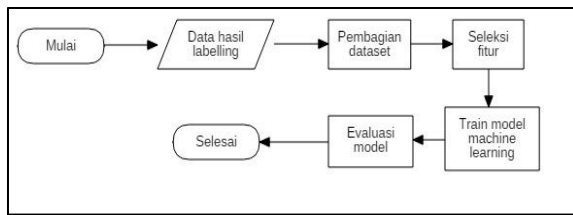
Tahap selanjutnya adalah *labelling* dataset yang telah melalui proses *preprocessing*. *Labelling* dilakukan menggunakan pendekatan *lexicon* dengan menggunakan kamus kata positif dan negatif yang diperoleh dari penelitian [13] dengan penyesuaian terhadap tema MRT Jakarta. Pendekatan *lexicon* digunakan untuk menentukan apakah data tweet bersentimen positif atau negatif sesuai dengan kamus data yang ada. Berikut ini merupakan contoh kata positif dan negatif yang terdapat pada kamus dapat dilihat pada tabel 1.

3.5 Visualisasi

Visualisasi dilakukan dengan tujuan untuk mengkomunikasikan informasi mengenai hasil dari proses sebelumnya. Pada tahap ini dilakukan visualisasi hasil dari proses *preprocessing* dengan menampilkan diagram dan *word cloud*.

3.6 Modelling

Dalam membuat model klasifikasi dengan metode Multinomial Naive Bayes terdapat beberapa tahapan yang dilakukan. Berikut ini merupakan *flowchart* pembuatan model klasifikasi dapat dilihat pada gambar 3.



Gambar 3 Flowchart Proses Modelling

Proses *modelling* dimulai dengan pengambilan data hasil *labelling* dengan hasil klasifikasi positif dan negatif. Kemudian data akan dibagi menjadi data *training* dan data *testing*. Data *training* akan digunakan untuk seleksi fitur, ekstraksi fitur, dan *training* model klasifikasi. Sedangkan data *testing* akan digunakan untuk melakukan evaluasi terhadap model klasifikasi yang dibuat. Setelah data dibagi, maka proses selanjutnya adalah menentukan parameter yang akan digunakan dalam proses *training* model klasifikasi, melakukan *training* model klasifikasi, dan menyimpan model hasil *training*. Setelah model telah disimpan maka akan dilakukan evaluasi untuk mengetahui performa dari model yang telah dibuat.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pengumpulan Data *Tweet*

Data yang dikumpulkan bersumber dari media sosial Twitter. Data *tweet* yang digunakan merupakan data *tweet* yang berhubungan dengan MRT Jakarta. Pengumpulan data *tweet* dilakukan

menggunakan *software* rapidminer dengan menggunakan operator *search* Twitter. Berikut ini merupakan contoh data *tweet* yang dikumpulkan menggunakan *software* rapidminer dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2 Contoh Data *Tweet*

No	<i>Tweet</i>
1	Naik @mrtjakarta moda transportasi modern keren deh pokok nya ??? https://t.co/MS9Ws4pJDo
2	@mrtjakarta tolong disediakan atm dong di stasiun....susah bgt niy mau narik uang cash. ??
3	@upena @mrtjakarta Semenjak ada dirimu. Dunia terasa indah nya.
4	@dondiindrayana @mrtjakarta @DKIJakarta Memang baunya sangat menyengat dan membuat sesak napas
5	@detikcom anak kecil juga tau. kami warga jakarta tidak butuh analisis beginian. Kami butuh solusinya. Misalnya percepat itu MRT tahap Kedua, Tahap Ketiga; LRT dan seterusnya.

Sumber: www.twitter.com

4.2. Preprocessing Data

Sebelum data *tweet* digunakan untuk melakukan analisis, langkah yang perlu dilakukan sebelumnya adalah mengurangi atau menghapus beberapa kata sehingga sistem dapat melakukan klasifikasi data dengan lebih cepat dan juga lebih akurat [3]. Tahapan *preprocessing* data terdiri dari *case folding*, *cleaning*, *negation handling*, dan *stopword removal*.

4.3. Labelling Dataset

Setelah proses *preprocessing* selesai dilakukan, maka tahap selanjutnya adalah proses *labelling*. Proses *labelling* dilakukan karena pada tahap selanjutnya akan dilakukan pembuatan model klasifikasi menggunakan pendekatan *machine learning* yang bersifat *supervised learning*. Sehingga diperlukan data yang sudah diklasifikasi untuk melatih model klasifikasi. Pendekatan yang digunakan pada proses *labelling* ini adalah pendekatan *lexicon* dengan menggunakan kamus kata positif dan negatif. Berikut ini merupakan contoh hasil *labelling* dari data tweet dapat dilihat pada tabel 3.

Tabel 3 Hasil Proses Labelling

Tweet	Hasil Preprocessing	Kata Positif	Kata Negatif	Hasil Labelling
Naik @mrtjakarta moda transportasi modern keren deh pokok nya ??? https://t.co/MS9Ws4pJDo	moda transportasi modern keren deh pokok nya	2	0	positif
@mrtjakarta tolong disediakan atm dong di stasiun.....susah bgt niy mau narik uang cash. ??	tolong disediakan atm stasiun susah bgt niy narik uang cash	0	2	negatif
@upena @mrtjakarta Semenjak ada dirimu. Dunia terasa indah nya.	semenjak ada dirimu dunia indah nya	1	0	positif
@dondiindrayana @mrtjakarta @DKIJakarta Memang baunya sangat menyengat dan membuat sesak napas	baunya menyengat sesak napas	0	1	negatif
@detikcom anak kecil juga tau. kami warga jakarta tidak butuh analisis beginian. kami butuh solusinya. misalnya percepat itu mrt tahap kedua, tahap ketiga; lrt dan seterusnya.	anak tau warga jakarta tidak butuh analisis butuh solusinya percepat mrt tahap ketiga lrt	0	1	negatif

Sumber: Data yang telah diolah

Pada tabel 3 terdapat kata yang diberi warna biru dan merah. Kata yang berwarna biru menandakan bahwa kata

tersebut terdapat pada kamus kata positif, sedangkan kata yang diberi warna merah menandakan bahwa kata tersebut terdapat pada kamus kata negatif. Berdasarkan dari proses *labelling* diperoleh hasil klasifikasi sejumlah 549 untuk klasifikasi positif, 323 untuk klasifikasi netral, dan 268 untuk klasifikasi negatif.

4.4. Pengaruh Fitur Terhadap Model Klasifikasi

Berdasarkan hasil dari uji coba model Multinomial Naive Bayes Classifier menggunakan 653 data *training* dan 164 data *testing* dengan nilai dari parameter *min_df* yang berbeda diperoleh hasil seperti pada tabel 3.

Parameter Min_df	Jumlah Fitur	Test Accuracy	Average Precision	Average Recall
1	3201	80%	84%	74%
2	1112	82%	85%	77%
3	670	83%	85%	77%
4	454	80%	81%	75%
5	340	81%	82%	76%

Tabel 3 Pengaruh Fitur Terhadap Model Klasifikasi

Berdasarkan pada tabel 3 dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Semakin besar nilai dari parameter *min_df*, maka jumlah fitur yang digunakan pada ekstraksi fitur semakin berkurang.

2. Jumlah fitur yang digunakan dalam *training* model klasifikasi mempengaruhi kemampuan model dalam melakukan prediksi terhadap data *testing*.

3. *Test accuracy* atau akurasi uji coba terhadap data *testing* terbaik terjadi pada saat fitur yang digunakan berjumlah 670 dengan frekuensi kemunculan fitur atau kata minimal 3 kali pada data *training* atau *min_df* = 3. Nilai *test accuracy* sebesar 83%, nilai *average precision* sebesar 85%, dan nilai *average recall* sebesar 77%.

4.5 Evaluasi Model

Berdasarkan hasil dari uji coba model Multinomial Naive Bayes Classifier terhadap data *testing* diperoleh *confusion matrix* seperti pada tabel 4.

Tabel 4 Confusion Matrix Hasil Testing

Hasil Labelling	Prediksi Model	
	Negatif	Positif
Negatif	TN = 34	FP = 24
Positif	FN = 4	TP = 102

Sumber: Data yang telah diolah

Berdasarkan *confusion matrix* pada tabel 4 dapat diperoleh hasil perhitungan *accuracy*, *recall*, dan *precision* dengan perhitungan sebagai berikut:

1. Menghitung *Accuracy*

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} * 100\%$$

$$\text{Accuracy} = \frac{102 + 34}{102 + 34 + 24 + 4} = 82,9\%$$

2. Menghitung *Recall*

$$\text{Recall Positif} = \frac{102}{102 + 4} * 100\% = 96\%$$

$$\text{Recall Negatif} = \frac{34}{34 + 24} * 100\% = 58,6\%$$

$$\text{Average Recall} = \frac{96\% + 58,6\%}{2} = 77,3\%$$

3. Menghitung *Precision*

$$\text{Precision Positif} = \frac{102}{102 + 24} * 100\% = 80,9\%$$

$$\text{Precision Negatif} = \frac{34}{34 + 4} * 100\% = 89,47\%$$

$$\text{Average Precision} = \frac{80,9\% + 89,47\%}{2} = 85,18\%$$

Berdasarkan hasil perhitungan di atas dapat diketahui bahwa hasil uji coba menggunakan data *testing* menghasilkan tingkat *accuracy* 82,9%, *average recall* sebesar 77,3%, dan *average precision* sebesar 85,18%. Model klasifikasi mampu melakukan prediksi data *testing* dengan jumlah benar sejumlah 136 dari total data *testing* sejumlah 164 data.

4.6 Uji Coba Menggunakan Data Baru

Model Multinomial Naive Bayes Classifier telah dilatih dan dievaluasi pada proses sebelumnya. Pada tahap ini model klasifikasi akan melakukan prediksi terhadap data baru yang belum pernah digunakan pada proses sebelumnya. Berikut ini merupakan data baru yang digunakan untuk uji coba dapat dilihat pada tabel 5.

Tabel 5 Data *Tweet* Baru

Data	Data <i>Tweet</i> Baru
1	perdana naik mrt jakarta.... bener bener seneng karena akhirnya indonesia punya kayak begini (walaupun baru di ibu kota, it's okay progress takes time)
2	selamat sore min, kenapa ya jalan ke arah park&ride lebak bulus bau pesing banget. mengganggu sekali min, harap diperhatikan dan cari solusi @mrtjakarta"
3	Tbtb pengen keliling jakarta gitu naik mrt trus masuk ke museum2 kayak nya seru Hmm
4	Selamat sore @mrtjakarta saya naik dr blok m menuju lebak bulus. Pas masuk gerbong no 2

	bau pesing menyengat sekali
5	@mrtjakarta Naik MRT emang nyaman ya
6	pak @aniesbaswedan tolong atuh pa.....nih gmn wisatawan dtng k jakarta trus stasiun @mrtjakarta bau pesing...trus mereka review k sosmed... ☺ kelar dh jakarta hadeeehhh
7	Nyaman nya naik MRT Jakarta
8	Tempat berhenti ojek online disekitar lebak bulus grab, jauh sekali jadi tidak memudahkan konsumen untuk naik @mrtjakarta

Sumber: www.twitter.com

Hasil prediksi sentimen menggunakan model Multinomial Naive Bayes Classifier dapat dilihat pada tabel 6.

Da ta	Probabilita s Positif	Probabilitas Negatif	Hasil Prediksi Model	Pendapat Subjektif
1	0.999864	0.000136	Positif	Positif
2	0.001090	0.998910	Negatif	Negatif
3	0.918014	0.081986	Positif	Positif
4	0.028456	0.971544	Negatif	Negatif
5	0.922671	0.077329	Positif	Positif
6	0.000452	0.999548	Negatif	Negatif
7	0.984281	0.015719	Positif	Positif

8	0.129002	0.870998	Negatif	Negatif
---	----------	----------	---------	---------

Tabel 6 Hasil Prediksi Data Baru

Sumber: Data yang telah diolah

Berdasarkan tabel 6 dapat disimpulkan bahwa model Multinomial Naive Bayes Classifier melakukan prediksi dengan menghitung nilai probabilitas dan membandingkan nilai probabilitas dari hasil perhitungan. Jika nilai probabilitas positif lebih besar dari nilai probabilitas negatif maka *tweet* diklasifikasi bersentimen positif. Jika nilai probabilitas negatif lebih besar dari nilai probabilitas positif maka *tweet* diklasifikasi bersentimen negatif. Hasil dari klasifikasi yang dilakukan oleh model klasifikasi dibandingkan dengan pendapat subjektif dari penulis. Berdasarkan dari hasil uji coba pada tabel 6 menunjukkan bahwa Model Multinomial Naive Bayes Classifier mampu mengklasifikasikan data baru yang belum pernah digunakan dalam proses sebelumnya.

5. PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Pada penelitian ini dapat disimpulkan bahwa metode Multinomial Naive Bayes dapat digunakan untuk klasifikasi sentimen data *tweet* yang bersumber dari sosial media Twitter. Fitur yang digunakan

untuk melatih model klasifikasi Multinomial Naive Bayes mempengaruhi performa dari model klasifikasi. Berdasarkan uji coba model Multinomial Naive Bayes Classifier terhadap data *testing* dapat disimpulkan bahwa model klasifikasi memiliki akurasi sebesar 82,9% dengan komposisi data *training* berjumlah 653 dan data *testing* berjumlah 164. Berdasarkan hasil uji coba model Multinomial Naive Bayes Classifier dengan melakukan prediksi terhadap data baru dapat disimpulkan bahwa model klasifikasi mampu mengklasifikasikan data *tweet* baru yang bersumber dari sosial media Twitter dan belum pernah digunakan dalam proses sebelumnya. Hasil dari analisis sentimen menunjukkan bahwa sentimen pengguna sosial media Twitter terhadap MRT Jakarta cenderung positif dengan persentase 67% positif dan 33% negatif.

5.2 Saran

Saran untuk penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut:

1. Pada penelitian selanjutnya dapat menggunakan data yang bersumber dari sosial media lain seperti Facebook dan Instagram.
2. Bahasa yang digunakan dapat dikembangkan agar tidak hanya untuk Bahasa Indonesia, tetapi juga dapat

menggunakan bahasa lain seperti Bahasa Inggris.

3. Pada penelitian berikutnya dapat menggunakan metode lain untuk melakukan analisis sentimen sehingga dapat membandingkan metode mana yang lebih baik untuk proses analisis sentimen.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Amalia, R., Bijaksana, M., Darmantoro, D. (2018). Negation Handling in Sentiment Classification using Rule-Based Adapted from Indonesian Language Syntactic for Indonesian Text in Twitter. Telkom University.
- [2] Dave, K., Lawrence, S., Pennock, David M. (2003). Mining the gallery: Opinion Extraction and Semantic Classification of Product Reviews
- [2] Han, J. dan M. Kamber. (2006). Data Mining: Concepts and Techniques Second Edition. Morgan Kaufmann Publisher. San Fransisco.
- [3] Jurafsky, D. dan J. Martin. (2018). Speech and Language Processing Third Edition. Stanford University

- and University of Colorado at Boulder.
- [4] Kundi, F. M., & Asghar, M. Z. (2014). Lexicon-based Sentiment Analysis in the Social Web. *Journal of Basic and Applied Scientific Research*, 4(6).
- [5] Liu, Bing. (2010). *Handbook of Natural Language Processing*, chapter Sentimen Analysis, 2nd Edition.
- [6] Liu, Bing. (2012). *Sentiment Analysis and Opinion Mining*. Morgan & Claypool Publisher
- [7] Liu, Y. (2017). *Python Machine Learning By Example*. UK: Packt Publishing Ltd.
- [8] M. Kibriya, Frank Eibe, Bernhard Pfahringer, and Holmes Geoffrey. (2005). Multinomial Naive Bayes for Text Categorization Revisited. In G.I. Webb & Xinghuo Yu(Eds.), *Proceedings of 17th Australian Joint Conference on Artificial Intelligence*, Cairns, Australia, December 4-6, 2004.(pp. 488-499). Berlin: Springer.
- [9] Pang, Bo and Lilian, Lee. (2008). *Opinion Mining and Sentimen Analysis. Foundations and Trends in Information Retrieval* 2(1-2), pp. 1–135.
- [10] R. Feldman and J. Sanger. (2007). *The Text Mining Handbook: Advanced Approaches in Analyzing Unstructured Data*. Cambridge University Press.
- [11] Taboada, M., Brooke, J., Tofiloski, M., Voll, K., and Stede, M. (2011). Lexicon-based methods for sentiment analysis. *Computational linguistics* 37(2):267-307.
- [12] Y. Islam. (2016). “Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Pemerintahan Jokowi Menggunakan Data Twitter”. Karya Akhir. Universitas Indonesia.