

Analisis Sentimen Ulasan Pelanggan Terhadap Layanan Grab Indonesia Menggunakan Multinominal Naïve Bayes Classifier

by Firman Noor Hasan

Submission date: 15-Nov-2021 11:52AM (UTC+0700)

Submission ID: 1703016551

File name: Hasan,_2021.doc (1.17M)

Word count: 3004

Character count: 18352

Analisis Sentimen Ulasan Pelanggan Terhadap Layanan Grab Indonesia Menggunakan *Multinomial Naïve Bayes Classifier*

Firman Noor Hasan^{#1}, Monica Dwijayanti^{#2}

^{#1}Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Prof. Dr. Hamka
Jl. Tanah Merdeka No.6, Kec. Pasar Rebo, DKI Jakarta 13830, Indonesia

^{#2}firman.noorhasan@uhamka.ac.id

^{#3}monicaadj@gmail.com

Abstrak— Transportasi merupakan jenis moda kendaraan yang digunakan seseorang agar mencapai satu tempat ke tempat lainnya yang ingin dituju. Salah satu jenis transportasi yang sangat familiar bagi masyarakat adalah ojek online yaitu Grab Indonesia. Grab terus berinovasi untuk memenuhi kebutuhan pelanggan secara lebih efisien, dan cakupan layanannya juga semakin luas. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui berapa banyak hasil sentimen positif dan negatif dari dataset, dan mengetahui hasil dari proses pengujian algoritma dan nilai akurasi dari pengujian evaluasi, dan mengetahui apakah pelanggan puas dengan Layanan Grab Indonesia. Hasil output yang didapatkan dari 1000 dataset yang dianalisa mengenai kepuasan pelanggan terhadap layanan Grab Indonesia, bahwa sentimen positif yang didapatkan adalah sebanyak 911, sedangkan sentimen negatif dengan hasil sebanyak 89, untuk sentimen negatif mendapatkan nilai precision sebesar 57%, recall 67% dan f1-score 62%. Sedangkan untuk sentimen positif mendapatkan nilai precision sebesar 97%, recall 95% dan f1-score 96%.

Kata kunci— analisis sentimen, naïve bayes classifier, kepuasan pelanggan, sosial media, twitter, grab.

I. PENDAHULUAN

Transportasi merupakan jenis moda kendaraan yang digunakan seseorang agar mencapai satu tempat ke tempat lainnya yang ingin dituju. Saat ini sudah banyak macam jenis kendaraan yang bisa kita jumpai di jalan raya. Tidak dipungkiri pertumbuhan ojek online telah merambah pada semua wilayah khususnya di Indonesia, yang mana diantaranya juga tidak asing digunakan karena kepopulerannya adalah Grab memberikan enam jasa layanan yang mampu dimanfaatkan oleh pelanggannya, yaitu GrabCar (layanan angkutan mobil), GrabBike (layanan angkutan motor), GrabFood (layanan beli makan dan minum), GrabShare (layanan berbagi penumpang

yang berbeda dengan rute tujuan yang searah), GrabMart (layanan belanja), dan GrabPulsa/Token (layanan membeli pulsa/token) yang menekankan keunggulan pada Keamanan, Inovasi dan Interaksi Sosial [1].

Data merupakan aset yang sangat berharga bagi perusahaan [2]. Data sebaiknya dapat terdokumentasi dengan baik [3]. Oleh karenanya data akan sangat berguna dikemudian hari [4]. Apabila layanan yang diterima sesuai dengan asa, layanan tersebut berhasil dinilai memuaskan atau baik. Sebaliknya bila layanan yang diterima tidak sesuai dengan asa, layanan tersebut dinilai buruk. Dari hal itulah, terlihat bahwa kepuasan pelanggan terhadap kualitas layanan yang diberikan menjadi fokus utama penelitian ini [5].

Di era digital, orang lebih banyak melakukan kegiatan komunikasi melalui sosial media [6]. Salah satu platform dunia maya yang sering digunakan oleh publik untuk mengutarakan opini dengan bebas yaitu pada media sosial Twitter [7]. Semakin banyak orang yang berkomentar tentang layanan Grab yang diungkapkan oleh publik, maka semakin tinggi juga sentimen yang bisa mengarah terhadap puas dan ketidakpuasan pelayan yang diberikan. Aspek yang menguraikan pandangan, penilaian, evaluasi, sikap, dan emosi seseorang terhadap suatu topik, layanan, produk, individu, organisasi, atau kegiatan tertentu biasa disebut analisis sentimen [8]. Semuanya dapat terukur jika data dapat disesuaikan dengan metode pendekatan yang digunakan [9]. Ujaran-ujaran yang dikeluarkan bisa dikumpulkan menjadi satu yang disebut sentimen. Dalam proses bisnis, sebuah analisis sentimen dapat menjadi saran untuk meningkatkan layanan [10].

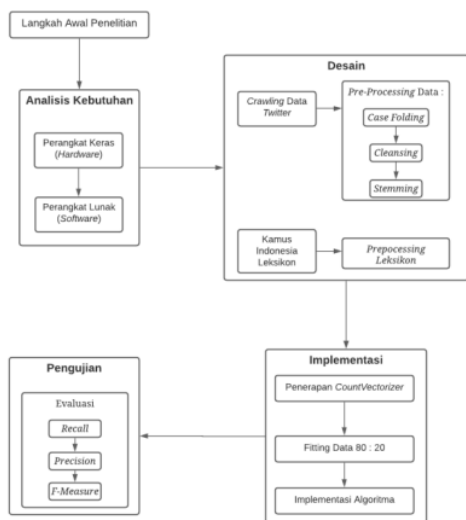
Algoritma Klasifikasi *Naïve Bayes* dipercaya sebagai metode yang berpotensi baik untuk melakukan pembagian terstruktur mengenai data daripada metode pembagian terstruktur mengenai lainnya pada hal akurasi dan komputasi [11]. Dalam proses utama pendukung penelitian ini, pengambilan dataset dilakukan pada media sosial yaitu *official* akun yang dimiliki oleh Grab di

twitter yaitu dengan *username* @GrabID untuk mengambil ulasan yang diekspresikan oleh publik. Kumpulan-kumpulan dari sentimen yang berasal dari tweet akan diklasifikasikan menjadi sentimen positif atau negatif.

Analisis sentimen merupakan studi perbandingan antara suatu pandangan, sentimen, penilaian, sikap dan emosi orang terhadap objek dan aspeknya yang diekspresikan ke dalam teks [12]. Sistem *natural language* harus memperhatikan pengetahuan bahasa itu sendiri, termasuk kata-kata yang digunakan, cara kombinasi kata yang menghasilkan kalimat, arti kata, fungsi kata dalam kalimat, dll. Meskipun dalam fungsi bahasa ada hal lain yang perlu diperhatikan dan memegang peranan yang sangat penting, yaitu kemampuan pemahaman manusia, dan kemampuan pemahaman diperoleh atas dasar pengetahuan yang terus menerus diperoleh dalam kehidupan [13]. Teks mining dihasilkan menurut berkas, yang bertujuan bisa mewakili isi dari dokumen dengan cara mencari istilah [23]lah sebagai bentuk analisis keterkaitannya [14]. Urutan kejadian munculnya kata pada dokumen tidak dipedulikan dalam Multinomial *Naïve Bayes*, penggunaan distribusi multinomial diolah pada setiap kata [15].

II. METODE

Gambar dibawah ini memperlihatkan tahapan penelitian yang dilakukan oleh peneliti.



Gambar. 1 Diagram alir penelitian

24 A. Pengumpulan Data

Langkah awal yang dilakukan adalah membuat akun pada *Twitter Development* yang berfungsi khusus untuk mengolah data pada akun *Twitter*. Selanjutnya peneliti

akan mendapatkan *Key Token* dan *Key Access* yang nantinya berfungsi sebagai *Application Programming Interface (API)* atau aplikasi antarmuka yang menghubungkan dari aplikasi satu ke aplikasi lainnya. Selanjutnya proses pengkodean tahapan *crawling* akan dilakukan pada *software Python* yang bisa dilihat berikut ini:



Gambar. 2 Ilustrasi mendapatkan Key API dari Twitter Development

Selanjutnya dilakukan proses *crawling* pada *tweet* akun @GrabID, seperti yang diperlihatkan oleh gambar berikut:



Gambar. 3 Proses *crawling* terhadap *tweet* akun @GrabID

B. Preprocessing Dataset

Setelah berhasil men¹⁷ah *file crawling* menjadi *dataset*, maka dilakukan tahapan *preprocessing dataset*. Proses *preprocessing* terdiri dari beberapa tahapan, yaitu *case folding*, *cleansing*, *stemming*. Tahapan dari preprocessing dataset, dijelaskan secara rinci dibawah ini.

Case folding merupakan proses mengganti seluruh kata menjadi alfabet kecil, seperti ditunjukkan oleh tabel berikut.

TABEL I
 PROSES CASE FOLDING

No	Proses Input	Proses Output
1	Malam Kak Leny @Leny_Brilyan, maaf banget udah bikin Kakak kecewa	malam kak leny @leny_brilyan, maaf banget udah bikin kakak kecewa
2	Jgn syedih dong Kak, nantikan terus kejutan promo di wilayah lainnya yahh.	jgn syedih dong kak, nantikan terus kejutan promo di wilayah lainnya yahh.
3	Apakah translation di GrabChat harus punya TOEFL 550, biar pas pesen GrabFood terus nge-chat abangnya "Siap mas!" gak di-translate "Ready gold!" ?	apakah translation di grabchat harus punya toefl 550, biar pas pesen grabfood terus nge-chat abangnya "siap mas!" gak di-translate "ready gold!" ?
4	Maaf sudah buat kakak ga nyaman ya, sudah aku bantu berikan jawaban	maaf sudah buat kakak ga nyaman ya, sudah aku bantu berikan jawaban

No	Proses Input	Proses Output
	nya ya☺	nya ya☺
5	Buat ongkir dipengaruhi juga dari tingginya permintaan serta ketersediaan pengemudi di sekitar yahh.	buat ongkir dipengaruhi juga dari tingginya permintaan serta ketersediaan pengemudi di sekitar yahh.
6	Maaf bgt ya Kak δY™. Jika Kakak dapat mitra pengemudi yg jauh kemungkinan bs terjadi karena Aplikasi blm versi terbaru, sinyal yg tidak stabil atau karena minimnya ketersediaan mitra pengemudi di lokasi Kakak sehingga pencariannya menjadi diperluas.	maaf bgt ya kak δY™. jika kakak dapat mitra pengemudi yg jauh kemungkinan bs terjadi karena aplikasi blm versi terbaru, sinyal yg tidak stabil atau karena minimnya ketersediaan mitra pengemudi di lokasi kakak sehingga pencariannya menjadi diperluas.

Selanjutnya adalah proses *cleansing*. *Cleansing* merupakan proses membersihkan kata dari *hashtag*, *mention* dan *emoticon* seperti yang terlihat pada tabel berikut.

TABEL III
PROSES CLEANSING

No	Proses Input	Proses Output
1	malam kak leny @leny_brilyan, maaf banget udah bikin kakak kecewa	malam kak leny leny brilyan maaf banget udah bikin kakak kecewa
2	jgn syedih dong kak, nantikan terus kejutan promo di wilayah lainnya yahh.	jgn syedih dong kak nantikan terus kejutan promo di wilayah lainnya yahh
3	apakah translation di grabchat harus punya toefl 550, biar pas pesen grabfood terus nge-chat abangnya "siap mas!" gak di-translate "ready gold!" ?	apakah translation di grabchat harus punya toefl 550 biar pas pesen grabfood terus nge-chat abangnya siap mas gak di-translate ready gold gold! ?
4	maaf sudah buat kakak ga nyaman ya, sudah aku bantu berikan jawaban nya ya☺	maaf sudah buat kakak ga nyaman ya sudah aku bantu berikan jawaban nya ya
5	buat ongkir dipengaruhi juga dari tingginya permintaan serta ketersediaan pengemudi di sekitar yahh.	buat ongkir dipengaruhi juga dari tingginya permintaan serta ketersediaan pengemudi di sekitar yahh
6	Maaf bgt ya Kak δY™. jika kakak dapat mitra pengemudi yg jauh kemungkinan bs terjadi karena Aplikasi blm versi terbaru, sinyal yg tidak stabil atau karena minimnya ketersediaan	maaf bgt ya kak. jika kakak dapat mitra pengemudi yg jauh mungkin jadi karena aplikasi versi terbaru, sinyal tidak stabil atau karena minim sedia mitra pengemudi lokasi kakak hingga cari jadi luas

No	Proses Input	Proses Output
	mitra pengemudi di lokasi Kakak sehingga pencariannya menjadi diperluas.	mitra pengemudi di lokasi kakak sehingga pencariannya menjadi diperluas

Selanjutnya adalah proses *stemming*. *Stemming* merupakan proses mengganti kata kerja di dokumen menjadi kata benda, seperti terlihat pada tabel berikut.

TABEL IIIII
PROSES STEMMING

No	Sebelum Proses	Setelah Proses
1	malam kak leny leny brilyan maaf banget udah bikin kakak kecewa	malam kak leny leny brilyan maaf sudah bikin kakak kecewa
2	jgn syedih dong kak nantikan terus kejutan promo di wilayah lainnya yahh	jangan sedih kak nanti promo di wilayah lain ya
3	apakah translation di grabchat harus punya toefl 550 biar pas pesen grabfood terus nge-chat abangnya siap mas gak di-translate ready gold	apa translation grabchat harus punya toefl 550 biar pesan grabfood chat abang siap mas translate ready gold
4	maaf sudah buat kakak ga nyaman ya sudah aku bantu berikan jawaban nya ya	maaf sudah buat kakak ga nyaman ya sudah aku bantu beri jawab nya ya
5	buat ongkir dipengaruhi juga dari tingginya permintaan serta ketersediaan pengemudi di sekitar yahh	buat ongkir pengaruh dari tinggi minta serta sedia pengemudi di sekitar ya
6	maaf bgt ya kak. Jika kakak dapat mitra pengemudi yg jauh kemungkinan bs terjadi karena aplikasi blm versi terbaru, sinyal yg tidak stabil atau karena minimnya ketersediaan mitra pengemudi di lokasi kakak sehingga pencariannya menjadi diperluas.	maaf ya kak. jika kakak dapat mitra pengemudi yg jauh mungkin jadi karena aplikasi versi terbaru, sinyal tidak stabil atau karena minim sedia mitra pengemudi lokasi kakak hingga cari jadi luas

C. Dataset Leksikon

Langkah selanjutnya yaitu memasukan *dataset* kamus leksikon Indonesia. Peneliti menggunakan data berbasis kamus leksikon, yaitu cara membuat suatu sentimen leksikon yang relatif sederhana dilakukan. Pendekatan ini menggunakan kamus sinonim dan antonim suatu kata yang mengandung informasi [16]. Hasil proses pengujian sebelumnya dimana telah dilakukan pembobotan terhadap kata-kata yang dikumpulkan menjadi satu kedalam kamus sentimen positif dan kamus sentimen negatif [17]. Hasil kamus ditunjukkan pada gambar dibawah ini.

	A	B
1	word	weight
2	hai	3
3	merekam	3
4	ekstensif	3
5	paripurna	1
6	detail	2
7	pemik	3
8	belas	2
9	welas	4
10	kabung	1
11	rahayu	4
12	maaf	2
13	hello	2
14	promo	3
15	terimakasih	5

Kamus Sentimen Positif
Leksikon Indonesia

	A	B
1	word	weight
2	putus tali gantun	-2
3	gelebah	-2
4	gobar hati	-2
5	tersentuh (peras)	-1
6	isak	-5
7	larat hati	-3
8	nelangsa	-3
9	remuk redam	-5
10	tidak segan	-2
11	gemar	-1
12	tak segan	-1
13	sesal	-4
14	pengen	-2
15	penghayatan	-2

Kamus Sentimen Negatif
Leksikon Indonesia

Gambar. 4 Kamus leksikon sentimen positif & sentimen negatif.

Hasil dari *preprocessing dataset* leksikon, ditunjukkan oleh gambar berikut.

```

ns_words = []
factory = StemmerFactory()
stemmer = factory.create_stemmer()
for word in word_dict.keys():
    if word not in lexicon_word:
        kata_dasar = stemmer.stem(word)
        if kata_dasar not in lexicon_word:
            ns_words.append(word)
    
```

Tahap *Preprocessing Dataset Leksikon* melalui proses *stemming* menggunakan *stemmer*

Gambar. 5 Proses *preprocessing dataset* leksikon.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Peneliti menunjukkan frekuensi kata yang paling banyak muncul pada hasil *crawling data*, yaitu sebanyak 20 kata pada dataset. Semakin banyak atau frekuensi kata tersebut muncul, maka semakin besar ukuran dalam bentuk visualisasinya, seperti diperlihatkan pada gambar berikut.



Gambar. 6 Visualisasi frekuensi kata yang sering muncul dari hasil *crawling data*.

A. Pelabelan Dataset

Sebelum memulai untuk memberikan label kepada *dataset*, peneliti terlebih dahulu memberikan bobot atau *weight* kepada *dataset*. Hasil yang didapat adalah sejumlah 10 baris dan 390 kolom, seperti yang ditunjukkan oleh gambar berikut.

	malam	maaf	banget	aku	bantu	cek	ya
0	1	1	1	3	1	1	2
1	0	0	1	1	0	0	2
2	0	1	0	4	1	2	3
3	0	0	0	0	0	0	0
4	1	0	0	3	1	1	2
5	1	1	1	3	1	1	2
6	0	1	0	1	0	0	2
7	0	0	0	0	0	0	1
8	0	0	0	0	0	0	0
9	0	0	0	2	0	1	1

10 rows x 390 columns

Gambar. 7 Hasil pemberian bobot pada *dataset crawling*.

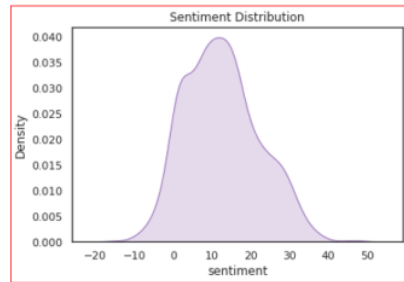
Selanjutnya adalah menjumlahkan atau memberi bobot pada setiap kalimat dari *dataset crawling*. Proses ini diperlihatkan oleh gambar dibawah ini.

	text	sentiment
0	malam kak leny maaf banget udah bikin kakak ke...	15
1	wah gerhana bulan cakep banget ya tapi hape ak...	9
2	wah jadi kaget jg nih aku liat belum maaf bgt ...	38
3	oke kak meluncuur obby	2
4	malam kak perihai mutasi aku bantu cek dulu ya...	19
5	malam kak maaf banget udah bikin kakak kecewa ...	15
6	hai kak mohon maaf belum ya lapor sudah aku te...	29
7	siap kak sudah kami respon ya burhan	10
8	siapa otw kak burhan	0
9	hai kakak boleh coba dm aku kode mesan ya kaka...	15

Jumlah bobot dari sentimen pada dataset.

Gambar. 8 Hasil pembobotan kata pada *dataset*.

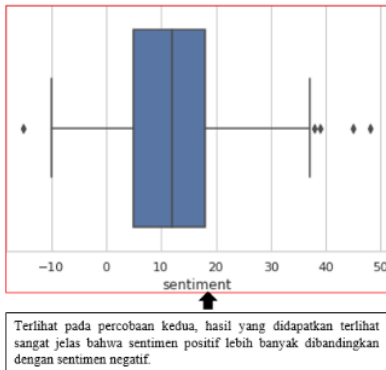
Proses selanjutnya yaitu melakukan Analisis Data Eksplorasi atau *Exploring Data Analyst*. Dalam implementasinya, kita dapat melihat grafik tentang distribusi sentimen yang memperlihatkan x menjadi sentimen dan y menjadi berat atau bobot dari sentimen tersebut. Seperti diperlihatkan oleh grafik dibawah ini.



Gambar. 9 Grafik distribusi sentimen.

Pada percobaan pertama terlihat jelas pada grafik yang menunjukkan bahwa antara sentimen positif dan sentimen negatif ditampilkan dengan merata. Selanjutnya pada percobaan kedua peneliti menggunakan visualisasi *matplotlib* agar dapat memperlihatkan antara sentimen

negatif dan sentimen positif dengan lebih jelas. Hasil yang didapat ditunjukkan oleh gambar dibawah ini.



Gambar. 10 Visualisasi dengan matplotlib.

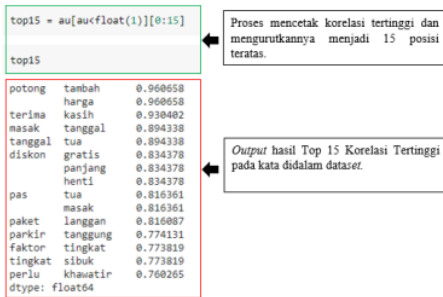
Perhitungan nilai rata-rata dari sentimen dibutuhkan oleh peneliti agar lebih mengetahui mana yang terlihat benar korelasinya, antara sentimen positif dan negatif. Hasil perhitungan nilai rata-rata dari sentimen tersebut, diperlihatkan oleh gambar berikut.

	malam	maaf	banget	aku	bantu
count	1000.000000	1000.000000	1000.000000	1000.000000	1000.000000
mean	0.036000	0.297000	0.109000	0.830000	0.247000
std	0.186383	0.465841	0.314989	0.842502	0.438387
min	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
25%	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
50%	0.000000	0.000000	0.000000	1.000000	0.000000
75%	0.000000	1.000000	0.000000	1.000000	0.000000
max	1.000000	2.000000	2.000000	4.000000	2.000000

8 rows x 390 columns

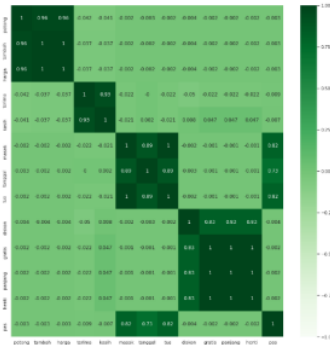
Gambar. 11 Hasil perhitungan nilai dari sentimen..

Selanjutnya memperlihatkan sebanyak 15 kata teratas yang memiliki nilai korelasi (*correlation*) yang paling tinggi. Proses yang dilakukan diperlihatkan oleh gambar dibawah ini.



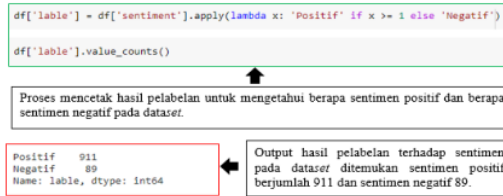
Gambar. 12 Kata-kata yang memiliki nilai korelasi tertinggi.

Peneliti menggunakan *heatmap* agar bentuk data pada korelasi tertinggi dapat menarik untuk dilihat, sehingga hasil kata dengan korelasi dapat diwakili oleh warna berbeda ditiap bobotnya. Semakin gelap warna yang terlihat, maka semakin tinggi nilai yang didapat pada kata yang mengandung korelasi tertinggi. Seperti diperlihatkan oleh gambar berikut.



Gambar. 13 Heatmap nilai korelasi.

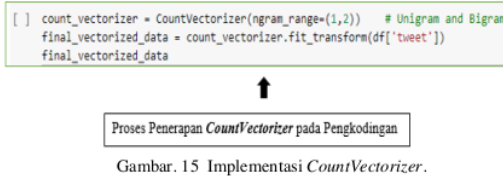
Proses terakhir setelah dilakukan pembobotan pada setiap kata yang ada di dalam *dataset* adalah pelabelan untuk menentukan seberapa banyak jumlah sentimen negatif dan berapa banyak jumlah sentimen positif.



Gambar. 14 Hasil pelabelan pada dataset.

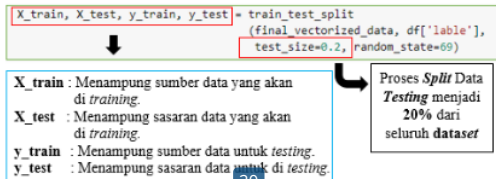
B. Implementasi CountVectorizer

CountVectorizer umumnya digunakan pada pemrograman *Python* yang tujuannya untuk mengubah teks kedalam nilai atau bentuk matriks. Bentuk deklarasi terlihat pada proses pengkodean dibawah ini.



Gambar. 15 Implementasi *CountVectorizer*.

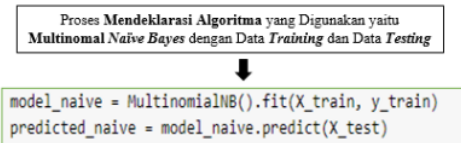
Langkah selanjutnya adalah membagi data menjadi *data training* dan *data testing* dengan perbandingan 80:20. Dengan rincian pembagian untuk *data training* sebanyak 80% dari seluruh *dataset*, sedangkan *data testing* sebanyak 20% dari seluruh *dataset*.



Gambar. 16 Proses *split* data menjadi *data training* dan *data testing*.

C. Implementasi Algoritma

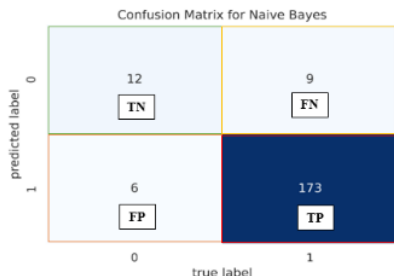
Algoritma yang digunakan oleh peneliti adalah model *Multinomial Naive Bayes Classifier*. Proses deklarasi dari algoritma yang digunakan terhadap *data training* dan *data testing*, diperlihatkan oleh gambar dibawah ini.



Gambar. 17 Deklarasi algoritma.

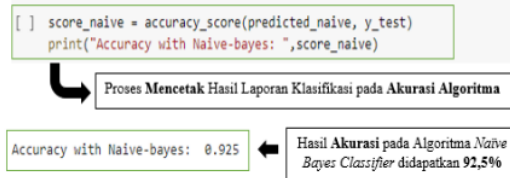
Langkah selanjutnya adalah memproses data testing untuk diuji yaitu sebanyak 200 data, yang sudah dibagi dengan menggunakan *confusion matrix*. Dari 200 data yang di testing, maka didapatkan hasil yaitu sebagai berikut:

- Ditemukan sebanyak 12 data menjadi *True Negative* (TN).
- Ditemukan sebanyak 9 data menjadi *False Negative* (FN).
- Ditemukan sebanyak 6 data menjadi *False Positive* (FP).
- Ditemukan sebanyak 173 data menjadi *True Positive* (TP).



Gambar. 18 Visualisasi *confusion matrix* algoritma.

Selanjutnya yaitu melakukan pengujian tingkat akurasi dari algoritma yang digunakan oleh peneliti, yaitu *Naive Bayes Classifier*. Dari output tersebut menghasilkan tingkat akurasi sebesar 92,5%. Seperti diperlihatkan oleh gambar dibawah ini.



Gambar. 19 Hasil output pengujian tingkat akurasi dari algoritma.

D. Pengujian Evaluasi

Tahap akhir yang dilakukan yaitu melakukan pengujian evaluasi terhadap *data testing*. Pengujian evaluasi diperlukan dan merupakan tahapan yang sangat penting, yang tujuannya adalah untuk mendapatkan nilai dari *precision*, *recall* dan *f1-score*.

	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.57	0.67	0.62	18
Positif	0.97	0.95	0.96	182
accuracy			0.93	200
macro avg	0.77	0.81	0.79	200
weighted avg	0.93	0.93	0.93	200

Gambar. 20 Hasil pengujian evaluasi.

Hasil nilai akurasi pada proses evaluasi didapatkan untuk sentimen negatif mendapatkan nilai *precision* sebesar 57%, *recall* 67% dan *f1-score* 62%. Sedangkan untuk sentimen positif mendapatkan nilai *precision* sebesar 97%, *recall* 95% dan *f1-score* 96%.

IV. KESIMPULAN

Hasil output yang didapatkan dari 1000 dataset yang dianalisa mengenai kepuasan pelanggan terhadap layanan Grab Indonesia, bahwa sentimen positif yang didapatkan adalah sebanyak 911, sedangkan sentimen negatif dengan hasil sebanyak 89. Hasil akurasi pada pengujian Algoritma dari metode *Naive Bayes Classifier* didapatkan hasil sebesar 92,5% dan pada proses pengujian evaluasi untuk sentimen negatif mendapatkan nilai *precision* sebesar 57%, *recall* 67% dan *f1-score* 62%. Sedangkan untuk sentimen positif mendapatkan nilai *precision* sebesar 97%, *recall* 95% dan *f1-score* 96%. Hasil analisis sentimen menunjukkan bahwa rata-rata sentimen yang diberikan mengandung arti positif, sehingga dapat

diartikan bahwa pelanggan merasa puas dengan pelayanan dan fasilitas yang telah diberikan oleh Grab Indonesia.

ACKNOWLEDGMENT

Ucapan terima kasih kepada sosial media *Twitter* yang telah memberikan akun *Twitter Development* untuk melakukan analisis sentimen, serta akun @GrabID milik PT.Grab Indonesia yang bersedia dijadikan sebagai objek penelitian, dan juga kepada Universitas Muhammadiyah Prof. Dr. Hamka.

REFERENSI

- [1] E. Rezki Muhammad, Sukmawati Linda, Rivana Dwiza, "Pengaruh Kualitas Pelayanan Dan Harga Terhadap Kepuasan Pelanggan Jasa Transportasi Online," *IJCIT (Indonesian J. Comput. Inf. Technol.)*, vol. 4, no. 1, pp. 50–57, 2019.
- [2] F. N. Hasan, "Implementasi Sistem Business Intelligence Untuk Data Penelitian di Perguruan Tinggi," in *Prosiding Seminar Nasional TEKNOKA 4*, 2019, vol. 4, no. 2502, pp. 11–110.
- [3] S. Fitriani and F. N. Hasan, "Sistem Informasi Berbasis Android untuk Meningkatkan Layanan Terhadap Alumni (Studi Kasus: Keluarga Mahasiswa Fakultas Teknik Uhamka)," *Pros. Semin. Nas. Teknoka*, vol. 5, no. 2502, pp. 93–100, 2020.
- [4] R. Gustini and F. N. Hasan, "Perancangan Sistem Aplikasi Monitoring Barang menggunakan Barcode Berbasis Android (study kasus Toko Chacha cell ITC Cempaka mas)," *Pros. Semin. Nas. Teknoka*, vol. 5, no. 2502, pp. 87–92, 2020.
- [5] E. I. Pantoro, R. Jokom, and A. Harianto, "Harapan Dan Persepsi Konsumen Terhadap Kualitas Pelayanan di Kantin di Universitas Kristen Petra," *J. Hosp. dan Manaj. Jasa*, vol. 5, no. 2, pp. 501–502, 2017.
- [6] Y. Astari and R. Wahib, "Analisis Sentimen Multi-Class pada Sosial Media menggunakan metode Long Short-Term Memory (LSTM)," *J. Linguist. Komputasional*, vol. 4, no. 1, pp. 8–12, 2021.
- [7] W. Maulana and M. Mulyadi, "Ujaran Kebencian Terhadap Jokowi pada Masa Pandemi Covid-19: Studi Kasus Twitter," *J. Lisnguistik Komputasional*, vol. 4, no. 1, pp. 27–33, 2021.
- [8] B. Liu, "Sentiment analysis and opinion mining Synthesis Lectures on Human Language Technologies," in *Synthesis Lectures on Human Language Technologies 5.1 (2012)*, 2012, pp. 1–167.
- [9] F. N. Hasan and A. Febriandirza, "Perancangan Data Warehouse Untuk Data Penelitian di Perguruan Tinggi Menggunakan Pendekatan Nine Steps Methodology," *Adocode*, vol. VIII, no. 1, pp. 49–57, 2021.
- [10] A. R. Prananda and I. Thalib, "Sentiment Analysis for Customer Review: Case Study of GO-JEK Expansion," *J. Inf. Syst. Eng. Bus. Intell.*, vol. 6, no. 1, p. 1, 2020.
- [11] F. S. B., "2018 Prediction of Song Popularity Based on BILLBOARD Chart Using The NAIVE BAYES Algorithm," *J. Inform. UPG*, vol. 4, no. 1, pp. 120–122, 2018.
- [12] B. Zhang & Liu, "Sentiment Analysis and Opinion Mining," *Cycl. Mach. Learn. Data Min.*, pp. 1–10, 2016.
- [13] Z. Sari, M. Sarosa, and S. Suhari, "'Si Tole' Chatterbot untuk Melatih Rasa Percaya Diri Menggunakan Naive Bayes Classification," *J. Nas. Tek. Elektro dan Teknol. Inf.*, vol. 7, no. 7, pp. 64–71, 2018.
- [14] A. Nurzahputra and M. A. Muslim, "Analisis Sentimen pada Opini Mahasiswa Menggunakan Natural Language Processing," *Semin. Nas. Ilmu Komput.*, no. Snik, pp. 114–118, 2013.
- [15] S. Fanissa, M. A. Fauzi, and S. Adinugroho, "Analisis Sentimen Pariwisata di Kota Malang Menggunakan Metode Naive Bayes dan Seleksi Fitur Query Expansion Ranking 1

Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 8, pp. 2766–2770, 2018.

- [16] A. Fuad, "Sistem Monitoring Sentimen Masyarakat Terhadap Pemerintah Pada Media Sosial," 2020.
- [17] F. Koto and G. Y. Rahmangtyas, "Inset lexicon: Evaluation of a word list for Indonesian sentiment analysis in microblogs," *Proc. 2017 Int. Conf. Asian Lang. Process. IALP 2017*, vol. 2018-Janua, no. December, pp. 391–394, 2018.

Analisis Sentimen Ulasan Pelanggan Terhadap Layanan Grab Indonesia Menggunakan Multinomial Naïve Bayes Classifier

ORIGINALITY REPORT

13%

SIMILARITY INDEX

12%

INTERNET SOURCES

6%

PUBLICATIONS

6%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	Submitted to Academic Library Consortium Student Paper	3%
2	eprints.umm.ac.id Internet Source	1%
3	baper.if.uinsgd.ac.id Internet Source	1%
4	ejournal.uinib.ac.id Internet Source	1%
5	ejnteti.jteti.ugm.ac.id Internet Source	1%
6	repository.ub.ac.id Internet Source	1%
7	Submitted to Universitas Dian Nuswantoro Student Paper	1%
8	Submitted to University of Portsmouth Student Paper	<1%
9	journal.upgris.ac.id Internet Source	<1%

10	Submitted to Universitas Riau Student Paper	<1 %
11	123dok.com Internet Source	<1 %
12	inacl.id Internet Source	<1 %
13	ejournal.antarbangsa.ac.id Internet Source	<1 %
14	ejournal.pnc.ac.id Internet Source	<1 %
15	repository.uhamka.ac.id Internet Source	<1 %
16	Jefri Radjabaycolle, Reza Pulungan. "PREDIKSI PENGGUNAAN BANDWIDTH MENGGUNAKAN ELMAN RECURRENT NEURAL NETWORK", BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan, 2016 Publication	<1 %
17	Roziyani Setik, Raja Mohd Tariqi Raja Lope Ahmad, Suziyanti Marjudi. "Aspect-Based Sentiment Analysis for Posts on Friday Prayer During MCO in Malaysia", 2021 International Congress of Advanced Technology and Engineering (ICOTEN), 2021 Publication	<1 %

18

Internet Source

<1 %

19

mikaelalfino.blogspot.com

Internet Source

<1 %

20

Ni Putu Nanik Hendayanti, I Ketut Putu Suniantara, Maulida Nurhidayati. "Penerapan Support Vector Regression (Svr) Dalam Memprediksi Jumlah Kunjungan Wisatawan Domestik Ke Bali", Jurnal Varian, 2019

Publication

<1 %

21

jurnal.polgan.ac.id

Internet Source

<1 %

22

www.sciencegate.app

Internet Source

<1 %

23

ecampus.pelitabangsa.ac.id

Internet Source

<1 %

24

journal.stkipsingkawang.ac.id

Internet Source

<1 %

25

vdocuments.site

Internet Source

<1 %

26

Nasa Zata Dina, Ria Triwastuti, Mega Silfiani. "TF-IDF Decision Matrix to Measure Customers' Satisfaction of Ride Hailing Mobile Application Services: Multi-Criteria Decision-Making Approach", International Journal of Interactive Mobile Technologies (ijIM), 2021

<1 %

27

www.neliti.com

Internet Source

<1 %

Exclude quotes Off

Exclude matches Off

Exclude bibliography On