

# PENERAPAN *BERNOULLI NAÏVE BAYES* UNTUK ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA TWITTER TERHADAP LAYANAN *ONLINE FOOD DELIVERY* DI INDONESIA\*

Dea Fisyahri Akhilah Putri<sup>1</sup>, Mohammad Masjkur<sup>1‡</sup>, Indahwati<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Department of Statistics, IPB University, Indonesia

<sup>‡</sup>corresponding author: [masjkur@apps.ipb.ac.id](mailto:masjkur@apps.ipb.ac.id)

Copyright © 2023 Dea Fisyahri Akhilah Putri, Mohammad Masjkur, and Indahwati. This is an open-access article distributed under the Creative Commons Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

## Abstract

Online food delivery is one of the drivers of the digital economy that all societies today are interested in. The trend of these services has intensified as changes in people's behavior and lifestyle in the Covid-19 pandemic. The digital platforms of food delivery services in Indonesia are GoFood, ShopeeFood, and GrabFood, present ease in both competitive transactions and multiple options by consumers. Its widespread use of these platforms certainly generates a variety of reviews and public opinion; one is through tweets on Twitter. This study aims to classify the sentiments on the various reviews into the label of positive and negative sentiments using the Bernoulli Naïve Bayes algorithm. The majority of reviews from March 15, 2022 to March 30, 2022 were positive sentiments, which indicated that people gave a positive impression during these online food delivery service. The results of this study show that Bernoulli Naïve Bayes with the feature selection of information gain generates a good performance in classifying sentiment labels based on accuracy scores obtained at 89%, 87%, 86%, and 85% in all data and each online food delivery platform (GoFood, ShopeeFood, and GrabFood).

**Keywords:** Bernoulli Naïve Bayes, information gain, online food delivery, sentiment analysis, Twitter.

---

\* Received: Jan 2023; Reviewed: Jan 2023; Published: Jan 2023

## 1. Pendahuluan

Teknologi digital berkembang pesat didukung dengan meningkatnya penggunaan media sosial berdampak pada berbagai aspek kehidupan termasuk dunia kuliner. Hal ini mendorong pelaku usaha kuliner untuk beradaptasi dalam menciptakan inovasi dan strategi pemasaran bisnis yang lebih luas. Salah satu bentuk pemikiran inovatif tersebut dengan terciptanya layanan pesan-antar makanan sebagai penggerak perekonomian dan mendorong pertumbuhan ekonomi digital yang efektif sehingga menjadi tren yang digemari semua kalangan masyarakat saat ini.

*Online food delivery* merupakan suatu layanan pesan-antar makanan yang menghubungkan konsumen dengan tempat usaha kuliner secara daring (Az-zahra *et al.* 2021). Dilihat dari segi skalabilitas, layanan ini memberikan kemudahan konsumen dalam memesan makanan atau minuman sehingga menghemat waktu dan tenaga tanpa mengunjungi restorannya secara langsung. Untuk menunjang minat konsumen, penjual menghadirkan berbagai pilihan menu dengan harga dan promosi yang menarik. Layanan ini membawa perubahan efisiensi transaksi melalui berbagai metode pembayaran dompet digital. *Online food delivery* dapat disebut sebagai lahan promosi yang efektif dalam upaya penjual menjangkau konsumen yang lebih luas.

*Indonesian Digital Report* (2021) oleh We Are Social-Hootsuite mencatat sebanyak 74,4% pengguna internet di Indonesia menggunakan layanan pesan-antar makanan yang tertinggi di dunia. Sejak munculnya virus Covid-19 pada Maret 2020 di Indonesia, pemerintah menetapkan pemberlakuan kebijakan menjaga jarak, *work from home*, dan Pembatasan Sosial Berskala Besar (PSBB) untuk memutus rantai penyebaran virus. Hal ini menjadikan layanan *online food delivery* sebagai pilihan terbaik dalam menjawab kebutuhan masyarakat terutama untuk makanan dan minuman. Pandemi Covid-19 membuat masyarakat mampu beradaptasi untuk melakukan transaksi pemesanan atau berbelanja secara daring.

Tren penggunaan layanan *online food delivery* ini berdampak pada perubahan perilaku dan gaya hidup masyarakat sebagai bentuk adaptasi kebiasaan pandemi Covid-19. Hasil riset *Tenggara Strategic* (2022) yang bertajuk "Survei Persepsi dan Perilaku Konsumsi *Online Food Delivery* (OFD) di Indonesia" menyimpulkan bahwa GoFood merupakan platform OFD yang menjadi preferensi utama konsumen sebagai aplikasi yang paling banyak digunakan dan diingat (72%), diikuti ShopeeFood (61%), dan GrabFood (57%). Mayoritas konsumen berniat untuk terus menggunakan layanan ini seiring peningkatan penggunaan platform tersebut yang semakin luas.

Twitter merupakan sebuah platform media sosial dan layanan *microblogging* untuk mengirim dan membaca pesan teks secara *realtime* (Hadna *et al.* 2016). Twitter unggul sebagai media penyalur informasi tercepat karena terdapat berbagai topik yang *trending* dan menarik sehingga muncul banyak opini serta komentar publik. Hal ini berpotensi menjadikan twitter sebagai sumber data yang efisien untuk analisis sentimen. Analisis sentimen merupakan suatu studi komputasi untuk memahami, mengekstrak, dan melakukan pengolahan data berbentuk teks untuk mendapatkan informasi sentimen dalam suatu kalimat (Saputra *et al.* 2019). *Naïve bayes* merupakan algoritma yang banyak digunakan untuk klasifikasi data teks dengan performa yang baik (Paudel *et al.* 2019). *Bernoulli* adalah model *naïve bayes* yang menggunakan informasi kejadian biner, yaitu 0 dan 1 menunjukkan muncul dan tidak munculnya kata pada dokumen (Manning *et al.* 2008).

Dewi *et al.* (2021) melakukan prediksi *retweet* di twitter mengenai vaksinasi Covid-

19 dan model *Bernoulli naïve bayes* menghasilkan performa klasifikasi yang lebih baik dibandingkan *Gaussian naïve bayes* dengan nilai *macro average F1-score* sebesar 60,08% dengan pembagian 80% dan 20%. Model *naïve bayes* sensitif akan *noise feature*. Jumlah fitur yang banyak meningkatkan waktu komputasi dan menurunkan performa kinerja klasifikasi. Klasifikasi *naïve bayes* dengan implementasi seleksi fitur *information gain* memiliki pengaruh yang cukup untuk meningkatkan akurasi kinerja klasifikasi sebesar 86,95% pada 1000 data latih (Negara et al. 2020).

## 2. Metodologi

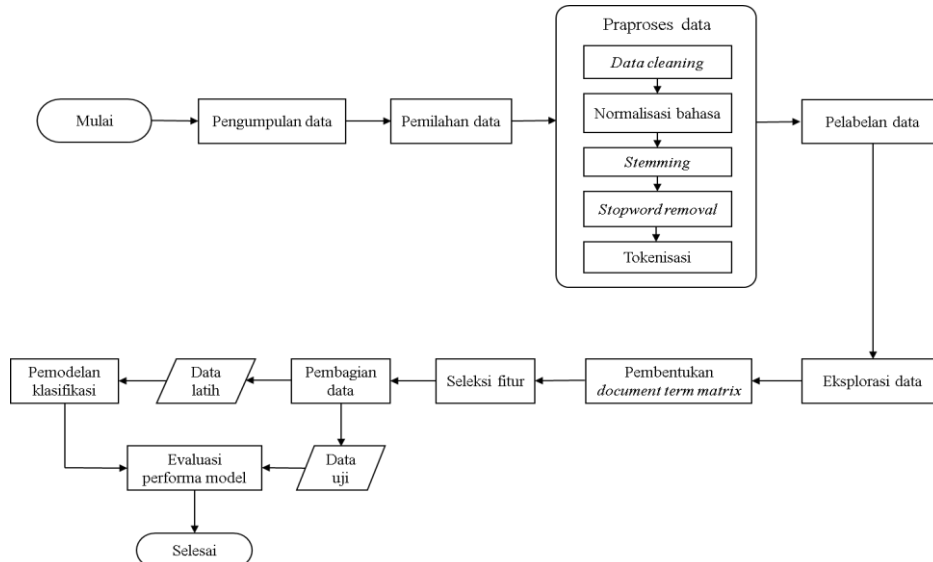
### 2.1 Bahan dan Data

Data yang digunakan merupakan data sekunder hasil *crawling* ulasan dan opini publik twitter terhadap layanan dan platform *online food delivery* di Indonesia. Sebanyak 1920 *tweet* terpilih dari 21.859 total *tweet* pada 15 Maret - 30 Maret 2022. Peubah yang digunakan dalam pemodelan klasifikasi tercantum pada Tabel 1.

Tabel 1 Peubah pada proses pemodelan

Peubah	Keterangan	Skala Data
$X_i$	Fitur pada <i>Document Term Matrix</i> (DTM) (1 = muncul, 0 = tidak muncul)	Nominal
$Y$	Label kelas sentimen (-1= negatif, 1 = positif)	Ordinal

### 2.2 Metode Penelitian



Gambar 1 Diagram alir penelitian

Rincian tahapan dalam proses analisis data sebagai berikut:

#### 1. Pengumpulan data

Pengumpulan *tweet* terhadap layanan *online food delivery* di Indonesia menggunakan *software Jupyter Notebook* pada bahasa pemrograman *python* dibantu *library tweepy*. Proses penarikan data ini menggunakan empat kata kunci, yaitu “*online food delivery*”, “*shopeefood*”, “*gofood*”, dan “*grabfood*” yang disesuaikan dengan topik penelitian. Tabel 2 menampilkan contoh dari hasil penarikan data twitter yang telah dilakukan dengan empat peubah sesuai banyaknya kolom.

Tabel 2 Contoh hasil penarikan data twitter

<i>Username</i>	<i>Created_at</i>	<i>Text</i>	<i>Location</i>
yusrizalb_	2022-03-15 08:53:50	gofood mcd gara2 diskon nunggu udah sejam lebih	Semarang
salsachaaa	2022-03-16 05:53:22	ga asik bgt si shopeefood sama gofood vocer nyaa bisa dipake klo pake shopeepay sma gopay aja ☹️	Bandar Lampung

## 2. Pemilahan data

Pemilahan data dengan menghapus *tweet* yang duplikat dan *cleaning* lokasi *user* menggunakan *software Jupyter Notebook* dan secara manual disebabkan ada yang tidak terhapus oleh sistem. *Cleaning* lokasi dilakukan manual untuk menghapus lokasi yang tidak teridentifikasi (di luar nama daerah di Indonesia), seperti “where am I”, “di tengah clepitan surge”, serta nama dengan huruf korea. Tabel 3 menunjukkan contoh lokasi *user* yang perlu dilakukan proses *cleaning*. Terdapat 522 *tweet* yang dihapus dari proses ini atau sebesar 2,4% dari seluruh *tweet*.

Tabel 3 Contoh *cleaning* lokasi *user*

No	<i>Username</i>	<i>Tweet</i>	<i>Location</i>
1	inisiboy__	Nempoan gofood hanyalah nyiar2 pi lapareun 👤 📍	Dimanajah.com
2	moncheri_jn	@choisckkum Waktu itu aku beli di temen yg jualan sih, tp pngn coba cari di gofood kali ada	자카르타

Penghapusan *tweet* duplikat ini mengikis 75% data setelah *cleaning* lokasi *user*. Terdapat 3421 *tweet* duplikat yang dihapus manual atau 64% dari data yang tersisa sebelumnya. Proses pemilahan ini menyisakan 1920 *tweet* dan akan diidentifikasi manual yang termasuk ke dalam tiga platform *online food delivery*, yaitu GoFood, ShopeeFood, dan GrabFood. Jumlah *tweet* setiap platform dapat dilihat pada Tabel 4. Namun, ada 276 *tweet* yang tidak termasuk ke dalam salah satu platform tersebut. Rincian pada tahapan pemilahan data ini sesuai dengan Tabel 5.

Tabel 4 Jumlah *tweet* setiap platform *online food delivery*

No	Platform	Jumlah
1	GoFood	965
2	ShopeeFood	533
3	GrabFood	146

Tabel 5 Rincian tahapan pemilahan data

No	Tahap	Jumlah <i>tweet</i>
1	<i>Crawling</i> data awal	21859
2	<i>Cleaning</i> lokasi	21337
3	Penghapusan <i>tweet</i> duplikat	5341
4	Data akhir	1920

### 3. Praproses data

Tahapan praproses meliputi:

#### a. *Data cleaning*

Membersihkan data dengan menghapus semua karakter selain huruf, seperti tanda baca, *link*, *hashtag*, *mention*, *emoticon*, angka, simbol, dan melakukan penyeragaman bentuk huruf menjadi non-kapital (*lower case*).

#### b. Normalisasi bahasa

Mengubah kata tidak baku menjadi baku dan memperbaiki kesalahan penulisan sehingga sesuai kaidah KBBI. Normalisasi ini menggunakan dua kamus. Kamus pertama yaitu *Colloquial Indonesian Lexicon* dari penelitian Salsabila et al. (2018) dan kamus InaNLP (*Indonesia Natural Language Processing*) dari penelitian Purwarianti et al. (2016) sesuai topik penelitian. Kamus kedua sebagai pelengkap yang susun manual sebanyak 1525 kata.

#### c. *Stemming*

Penguraian suatu kata yang berimbuhan menjadi bentuk kata dasarnya.

#### d. *Stopwords removal*

Menghilangkan kata umum yang tidak ada kekuatan dan kepentingan dalam klasifikasi. Proses *stopwords removal* dan *stemming* dibantu *library sastrawi* dan NLTK pada bahasa pemrograman *python*.

#### e. Tokenisasi

Proses pemisahan atau penguraian *string* dalam kalimat dari suatu tweet menjadi satuan kata penyusunnya (token) dengan karakter spasi.

### 4. Pelabelan data

Pelabelan kelas sentimen seluruh ulasan layanan dan platform *online food delivery* menggunakan *software* R Studio dengan menghitung skor sentimen setiap *tweet*. Apabila skor ini bernilai  $> 0$  maka *tweet* akan berlabel positif dan jika skor tersebut bernilai  $< 0$  akan berlabel negatif serta skor dengan nilai  $= 0$  termasuk ke dalam label netral. Perhitungan skor sentimen ini berdasarkan rumus dari penelitian Pamungkas et al. (2022) sebagai berikut:

$$\text{Skor} = (\sum \text{Kata positif} - \sum \text{Kata negatif}) \quad (1)$$

### 5. Eksplorasi data

#### - Proporsi label kelas sentimen

Proporsi label sentimen positif dan negatif seluruh data dan setiap platform *online food delivery* dari visualisasi diagram lingkaran atau *pie chart*.

#### - Awan kata (*word cloud*)

Pembentukan awan kata berdasarkan label sentimen untuk melihat frekuensi kemunculan kata pada seluruh ulasan dan tiap platform *online food delivery*.

#### - Peta persebaran lokasi pengguna twitter

Persebaran lokasi *user's profile* twitter melalui visualisasi dalam peta Indonesia.

### 6. Pembentukan *Document Term Matrix*

Matriks ini menggambarkan keberadaan fitur yang bersesuaian dengan setiap *tweet*. Jika suatu fitur terdapat pada *tweet* ke- $j$  maka bernilai 1 dan jika tidak akan bernilai 0. Matriks ini berukuran 1179 baris  $\times$  2044 kolom dengan kolom sesuai banyaknya fitur dan banyaknya baris merepresentasikan jumlah *tweet*. Ilustrasi hasil pembentukan *document term matrix* dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6 Ilustrasi hasil pembentukan *document term matrix*

Tweet ke- $j$	Fitur						Label
	akurat	bagus	.....	promosi	shopeefood	yakin	
1	0	0	.....	1	0	1	Positif
2	0	1	.....	1	0	0	Positif
3	0	0	.....	0	0	1	Negatif

### 7. Seleksi fitur

Seleksi fitur merupakan salah satu teknik pemilihan fitur yang dianggap relevan untuk membangun suatu model sehingga lebih mudah diinterpretasikan. *Information gain* adalah metode seleksi fitur dengan memberikan bobot setiap fitur berdasarkan kelas tertentu dengan memaksimalkan nilai *entropy* (Nabella *et al.* 2019). *Entropy* digunakan untuk mendefinisikan nilai *information gain* (Maulida *et al.* 2016). Secara sistematis dirumuskan dengan:

$$Entropy(S) = -\sum_{i=1}^c p_i \log_2(p_i) \quad (2)$$

$$Gain(S, A) = Entropy(S) - \sum_{v \in Values(A)} \frac{|S_v|}{|S|} \times Entropy(S_v) \quad (3)$$

dengan  $Entropy(S)$  adalah nilai *entropy* keseluruhan,  $c$  adalah jumlah label sentimen,  $p_i$  adalah rasio label ke- $i$  pada seluruh *tweet*,  $Gain(S, A)$  adalah nilai *information gain* tiap fitur,  $A$  adalah fitur,  $v$  adalah kemungkinan nilai fitur  $A$ ,  $S_v$  adalah jumlah *tweet* untuk nilai  $v$ , dan  $Entropy(S_v)$  adalah nilai *entropy* setelah dipartisi dengan fitur  $A$ .

### 8. Pembagian data

Pembagian data ulasan layanan *online food delivery* secara acak dengan proporsi 80:20 yaitu 80% data latih dan 20% data uji. Hasil pembagian data latih dan uji pada setiap data sesuai Tabel 7.

Tabel 7 Rincian pembagian data latih dan data uji

Data	Total <i>tweet</i>	Label	Total <i>tweet</i>	Pembagian data	
				Latih (80%)	Uji (20%)
Keseluruhan	1179	Positif	799	639	160
		Negatif	380	304	76
Gofood	584	Positif	388	310	78
		Negatif	196	157	39
Shopeefod	311	Positif	198	158	40
		Negatif	113	90	23
Grabfood	96	Positif	63	50	13
		Negatif	33	26	7

### 9. Pemodelan klasifikasi

Model klasifikasi dibangun pada data latih menggunakan algoritma *Bernoulli naïve bayes*. Metode *naïve bayes* memiliki proses klasifikasi sederhana, efisiensi komputasi tinggi, dan tingkat keakuratan hasil klasifikasi yang baik, terutama data dengan dimensional tinggi seperti data teks (Wu *et al.* 2015). *Bernoulli* adalah salah satu model *naïve bayes* yang biasanya digunakan untuk klasifikasi data teks yang tidak terlalu panjang, seperti twitter (Hanifah 2020). Model ini mengansumsikan bahwa setiap fitur dalam suatu *tweet* digambarkan sebagai variabel biner yang independen,

yaitu 0 dan 1 yang menunjukkan ketidakhadiran dan kehadiran kata dalam suatu *tweet* (Manning et al. 2008). Persamaan yang digunakan:

$$P(c|d_j) = \arg \max_{c \in C} P(c) \times \prod_{i=1}^u P(e_i|c) \times \prod_{i=1}^l [1 - P(e_i|c)] \quad (4)$$

dengan  $P(c|d_j)$  adalah peluang kelas sentimen  $c$  jika diketahui *tweet* ke- $j$ ,  $P(c)$  adalah peluang *tweet* pada kelas sentimen  $c$ ,  $i$  untuk indeks setiap fitur,  $u$  dan  $l$  sebagai jumlah fitur yang muncul dan tidak muncul pada *tweet* ke- $j$ ,  $P(e_i|c)$  adalah peluang kemunculan fitur ke- $i$  pada kelas sentimen  $c$ . Peluang kemunculan fitur ke- $i$  pada kelas sentimen  $c$  ini dapat dihitung dengan rumus berikut:

$$P(e_i|c) = \frac{P(e_i \cap c)}{P(c)} \rightarrow \frac{P(e_i|c) + 1}{P(c) + 2} \quad (5)$$

dengan  $P(e_i \cap c)$  adalah peluang *tweet* yang terdapat fitur ke- $i$  pada kelas sentimen  $c$ . Proses *smoothing* sederhana dengan menambahkan angka 1 untuk menghindari hasil dari  $P(e_i \cap c)$  bernilai nol yang dikenal dengan metode *Laplace correction*.

## 10. Evaluasi performa model

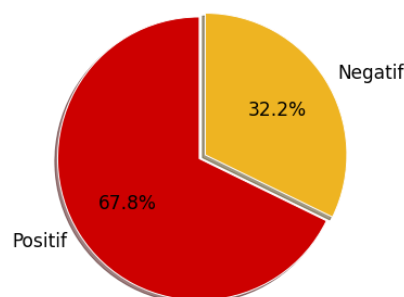
Evaluasi kinerja model klasifikasi pada data uji dengan menghitung nilai akurasi, *F1-score*, dan AUC. Kemudian, menunjukkan contoh *tweet* hasil klasifikasi sentimen.

## 3. Hasil dan Pembahasan

### 3.1 Eksplorasi Data

#### a. Proporsi Kelas Sentimen Seluruh Data

Pelabelan 1920 *tweet* ke dalam tiga kelas sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral. Namun, proses klasifikasi tidak melibatkan *tweet* sentimen netral. Gambar 2 menunjukkan bahwa *tweet* yang termasuk kelas sentimen positif memiliki proporsi dua kali lipat lebih besar (67,8%) dibandingkan sentimen negatif (32,2%). Hal ini memberikan informasi bahwa publik twitter cenderung memberikan kesan dan ulasan positif terhadap layanan dan platform *online food delivery* di Indonesia. Jumlah *tweet* untuk setiap kelas sentimen secara rinci dapat dilihat pada Tabel 8.



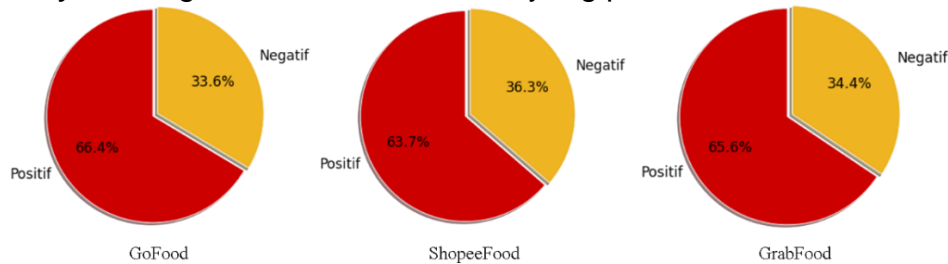
Gambar 2 *Pie chart* sentimen ulasan layanan *online food delivery*

Tabel 8 Frekuensi *tweet* setiap kelas sentimen

Kelas sentimen	Jumlah <i>tweet</i>
Positif	799
Negatif	380
Netral	741

b. Proporsi Kelas Sentimen Setiap Platform *Online Food Delivery*

Gambar 3 menunjukkan bahwa mayoritas *tweet* bersentimen positif untuk setiap platform, yaitu ShopeeFood, GrabFood, dan GoFood. Hasil ini menunjukkan pengguna twitter merasakan kebermanfaatan akan adanya ketiga platform *online food delivery* ini dengan memberikan ulasan yang positif.



Gambar 2 Pie chart sentiment setiap platform *online food delivery*

Frekuensi kelas sentimen setiap platform *online food delivery* dengan *sentiment scoring* sesuai Tabel 9 yang mayoritas berisi ulasan bersentimen positif.

Tabel 9 Frekuensi kelas sentimen setiap platform *online food delivery*

Platform	Kelas sentimen	
	Positif	Negatif
GoFood	388	196
ShopeeFood	198	113
GrabFood	63	33

c. Awan Kata (*Word Cloud*)

Gambar (4a) menyajikan awan kata seluruh ulasan 1920 *tweet*. Kata “gofood”, “shopeefood”, “makan”, “promo”, “diskon”, dan “order” cukup sering muncul setiap *tweet*. Lalu, “promo”, “diskon”, “enak”, “voucher”, “beli” memiliki persebaran yang tinggi pada awan kata sentimen positif (4b). Sebaliknya pada sentimen negatif (4c), dijumpai kata umpatan “anjing”, “*driver*”, “eror”, dan “bingung” cukup sering muncul.



Gambar 3 Awan kata (a) Keseluruhan, (b) Positif, dan (c) Negatif

Cuitan GoFood dengan sentimen positif (5a) ada beberapa kata yang sering muncul, yaitu “promo”, “diskon”, “enak”, “makan”, dan “voucher” sebagai keuntungan dan rasa senang menggunakan GoFood untuk memesan makanan dengan beragam fitur yang ditawarkan, seperti promosi. Kata “anjing”, “*driver*”, “susah”, bingung, dan “mahal” memiliki persebaran yang tinggi pada sentimen negatif (5b).





Gambar 4 Awan kata platform GoFood (a) Positif dan (b) Negatif

Ulasan tentang ShopeeFood yang termasuk sentimen positif (6a) terdapat kata “makan”, “promo”, “diskon”, “enak”, dan “gratis” sering muncul pada setiap *tweet*. Sedangkan kata umpatan “anjing”, “eror”, “*driver*”, “batal”, dan “aneh” sering muncul pada ulasan bersentimen negatif (6b). Kata “eror” sering dibicarakan karena aplikasi ShopeeFood seringkali mengalami gangguan transaksi, seperti di jam makan siang.



Gambar 5 Awan kata platform ShopeeFood (a) Positif dan (b) Negatif

Ulasan GrabFood bersentimen positif (7a), terdapat kata yang sering muncul yaitu “diskon”, “enak”, “makan”, “promo”, “voucher”, dan “puas”. Sedangkan, kata “*driver*”, “order”, “restoran”, dan “batal” banyak ditemukan pada kelas negatif (7b). Kata-kata tersebut memiliki maksud yang hampir sama dengan platform lainnya.



Gambar 6 Awan kata platform GrabFood (a) Positif dan (b) Negatif

#### d. Peta Persebaran Lokasi Pengguna Twitter

Persebaran lokasi *user* pembuat *tweet* terkait layanan *online food delivery* dalam bentuk Peta Indonesia sesuai Gambar 8. Mayoritas *user* berada di Provinsi DKI Jakarta yang dilihat berdasarkan titik pada peta sebagai representasi *longitude* dan *latitude* dari setiap provinsi di Indonesia.

Gambar 7 Peta persebaran lokasi *tweet online food delivery* di Indonesia

### 3.2 Pelabelan Data

Setiap ulasan telah diberi label menjadi tiga kelas sentimen dengan melakukan perhitungan skor sentimen setiap *tweet*. Namun, tidak mengikutsertakan label netral karena kurang memberikan informasi dari topik penelitian sehingga efektif dengan *binary classification* (Lin dan He 2009). Tabel 10 menyajikan contoh perhitungan dengan melihat jumlah kata positif dan kata negatif yang terdapat pada setiap *tweet*.

Tabel 10 Contoh perhitungan label kelas sentimen

No	<i>Tweet</i>	Kata positif	Kata negatif	Skor sentimen	Label
1	mau pesan gofood mahal ongkos kirim malas ah	-	- mahal - malas	= (0)-(2) = -2 <b>(&lt;0)</b>	Negatif
2	cuma shopeefood yang setia dan adil promo sahabat	- setia - adil - promo	-	= (3)-(0) = 3 <b>(&gt;0)</b>	Positif

Daftar kata positif dan negatif dari kamus opini hasil penelitian Liu *et al.* (2005) yang berbahasa inggris lalu diterjemahkan Wahid dan Azhari (2016) ke dalam bahasa Indonesia yang dilakukan modifikasi sesuai topik penelitian. Terdapat 1153 dan 2335 kata yang termasuk daftar kata positif dan negatif.

### 3.3 Seleksi Fitur

Tokenisasi pada 1179 *tweet* bersentimen positif dan negatif menghasilkan 2044 fitur. Fitur yang terseleksi merupakan fitur yang berpengaruh besar membedakan *tweet* yang bersentimen positif dan negatif dengan nilai *information gain* yang semakin mendekati 1. Nilai *information gain* setiap fitur dapat dilihat pada Tabel 11.

Tabel 11 Nilai *information gain* setiap fitur

No	Fitur (kata)	<i>Information gain</i>
1	promo	1,00
2	eror	0,68
3	diskon	0,60
....	....	...
2044	zuppa	0,00

Penetapan nilai *threshold* dalam pemilihan fitur dengan *information gain* dapat ditentukan dengan nilai 0,05 (Prasetyowati *et al.* 2021). Fitur dengan nilai *information gain* < 0,05 akan direduksi sehingga tersisa 869 fitur atau sebesar 60% dari fitur awal.

### 3.4 Pemodelan Klasifikasi

Pemodelan klasifikasi dengan algoritma *Bernoulli naïve bayes* menggunakan nilai  $\alpha$  sebagai parameter pemulusan *Laplace* untuk menghindari hasil dari  $P(e_i|c)$  bernilai 0 yang mengakibatkan peluang *tweet* akan bernilai 0. Fitur pada *document term matrix* yang telah diseleksi digunakan sebagai peubah penjelas dan label kelas sentimen sebagai peubah respon pada proses pemodelan klasifikasi.

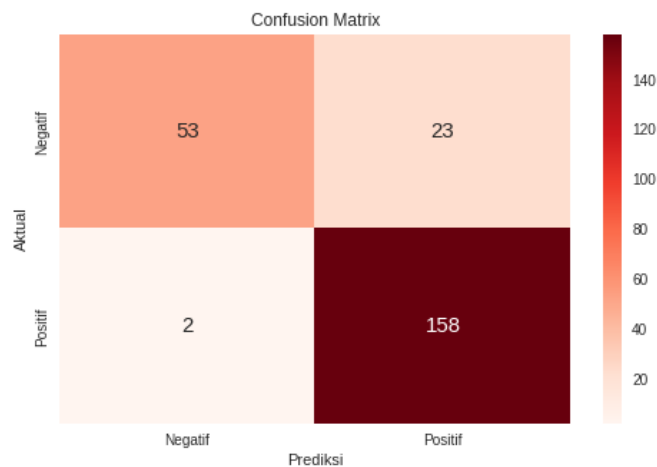
### 3.5 Evaluasi Performa Model

Evaluasi performa kinerja model pada masing-masing data uji. Hasil kinerja model ini dilihat berdasarkan nilai dari *F1-score*, *macro average F1-score*, akurasi, dan AUC. Berdasarkan pada Tabel 12 menunjukkan bahwa klasifikasi *tweet* menggunakan metode *Bernoulli naïve bayes* dengan seleksi fitur *information gain* menghasilkan nilai akurasi, *macro average F1-score*, dan AUC dengan performa yang baik untuk setiap data (nilai berada di atas 80%).

Tabel 12 Performa model klasifikasi *Bernoulli naïve bayes*

Data	Label	<i>F1-score</i>	<i>Macro-avg F1-score</i>	Akurasi	Sensitivitas	Spesifitas	AUC
Keseluruhan	Positif	0,93	87%	89%	0,98	0,70	0,93
	Negatif	0,81					
Gofood	Positif	0,91	84%	87%	0,98	0,65	0,91
	Negatif	0,77					
Shopeefod	Positif	0,90	83%	86%	0,97	0,65	0,94
	Negatif	0,77					
Grabfood	Positif	0,89	83%	85%	0,92	0,71	0,95
	Negatif	0,77					

*Confusion matrix* evaluasi model *Bernoulli naïve bayes* pada seluruh data sesuai Gambar 9. Hal ini menunjukkan bahwa model berhasil melakukan prediksi dengan benar pada 158 dari 160 *tweet* bersentimen positif (98%) dan 53 dari 76 *tweet* bersentimen negatif (70%). Model telah cukup baik dalam melakukan prediksi *tweet*.



Gambar 8 *Confusion matrix* klasifikasi seluruh data

## 4. Simpulan dan Saran

### 4.1 Simpulan

Ulasan terhadap layanan *online food delivery* di Indonesia pada rentang 15-30 Maret 2022 terdapat sebanyak 67,8% *tweet* bersentimen positif. Publik twitter memberikan kesan positif dan keuntungan fitur-fitur pada layanan ini dalam memesan makanan atau minuman. Pilihan menu yang beragam dengan promosi, harga, dan diskon menjadi bahan pembicaraan yang cukup banyak pada *tweet* bersentimen positif. Sebaliknya, sebanyak 32,2% *tweet* bersentimen negatif berisi permasalahan *driver* yang kurang memuaskan, mahalnya ongkos kirim, umpatan, jaringan, bingung, dan susah melakukan pemesanan.

Hasil pemodelan klasifikasi sentimen layanan dan platform *online food delivery* di Indonesia menggunakan algoritma *Bernoulli naïve bayes* dengan seleksi fitur memberikan performa yang cukup tinggi untuk setiap ukuran kebaikan model yaitu akurasi, *macro average F1-score*, dan AUC. Nilai akurasi yang didapatkan sebesar 89%, 87%, 86%, dan 85% untuk seluruh data maupun platform GoFood, ShopeeFood, dan GrabFood. Evaluasi *confusion matrix* seluruh data (1179 *tweet*) menunjukkan ketepatan hasil klasifikasi terprediksi benar positif (98%) dan benar negatif (70%) cukup baik dibandingkan tingkat kesalahan klasifikasinya.

### 4.2 Saran

Berdasarkan hasil dari penelitian ini, dimungkinkan penelitian selanjutnya dapat menerapkan metode klasifikasi data teks dan seleksi fitur lain sebagai perbandingan kinerja dari model tersebut.

## Daftar Pustaka

- Az-zahra HN, Tanya VA, Apsari NC. 2021. Layanan online food delivery dalam membantu meningkatkan penjualan pada usaha mikro. *Jurnal Pengabdian dan Penelitian Kepada Masyarakat (JPPM)*. 2(2):156–165.
- Dewi IP, Jondri, Lhaksmana KM. 2021. Prediksi retweet menggunakan metode bernoulli dan gaussian naïve bayes di media sosial twitter dengan topik vaksinasi covid-19. Di dalam: *E-Proceeding of Engineering*. hlm 11216-11225.
- Hadna NMS, Santosa PI, Winarno WW. 2016. Studi literatur tentang perbandingan metode untuk proses analisis sentimen di twitter. *Prosiding Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi (SENTIKA)*. hlm 57–64.
- Hanifah S. 2020. Perbandingan metode pemilihan fitur dengan teknik filter pada algoritme bernoulli naïve bayes menggunakan data twitter [skripsi]. Bogor : IPB University.
- Lin C, He Y. 2009. Joint sentiment/topic model for sentiment analysis. Di dalam: *Proceedings International Conference on Information and Knowledge Management*. hlm 375–384.
- Liu B, Hu M, Cheng J. 2005. Opinion observer: analyzing and comparing opinions on the web. *Proceedings of the 14th International World Wide Web Conference (WWW)*.
- Manning CD, Raghavan P, Schütze H. 2008. *An Introduction to Information Retrieval*. Cambridge (UK): Cambridge University Press.
- Maulida I, Suyatno A, Hatta HR. 2016. Seleksi fitur pada dokumen abstrak teks bahasa Indonesia menggunakan metode information gain. *JSM STMIK Mikroskil*. 17(2):249–258.
- Nabella F, Sari YA, Wihandika RC. 2019. Seleksi fitur information gain pada klasifikasi

- citra makanan menggunakan hue saturation value dan gray level co-occurrence matrix. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*. 3(2):1892–1900.
- Negara ABP, Muhardi H, Putri IM. 2020. Analisis sentimen maskapai penerbangan menggunakan metode naive bayes dan seleksi fitur information gain. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*. 7(3):599–606. doi:10.25126/jtiik.2020711947.
- Pamungkas KT, Aridinanti L, Wibowo W. 2022. Analisis sentimen pelaporan masyarakat di situs media centre surabaya dengan naïve bayes classifier. *Jurnal Teknologi ITS*. 11(2):197–203.
- Paudel S, Prasad PWC, Alsadoon A, Islam MR, Elchouemi A. 2019. Feature selection approach for twitter sentiment analysis and text classification based on chi-square and naive bayes. *Advances in Intelligent Systems and Computing*. 842:281–298. doi:10.1007/978-3-319-98776-7\_30.
- Prasetyowati MI, Maulidevi NU, Surendro K. 2021. Determining threshold value on information gain feature selection to increase speed and prediction accuracy of random forest. *Journal Big Data*. 8(84):1–22. doi:10.1186/s40537-021-00472-4.
- Purwarianti A, Andhika A, Wicaksono AF, Afif I, Ferdian F. 2016. InaNLP: Indonesia natural language processing toolkit, case study: complaint tweet classification. *Proceedings 4th IGNITE Conference and 2016 International Conference on Advanced Informatics: Concepts, Theory and Application (ICAICTA)*. hlm 5–9.
- Salsabila NA, Winatmoko YA, Septiandri AA, Jamal A. 2018. Colloquial Indonesian lexicon. *Proceedings International Conference on Asia Language Processing (IALP)*. hlm 236–239.
- Saputra SA, Rosiyadi D, Gata W, Husain SM. 2019. Google play e-wallet sentiment analysis using naive bayes algorithm based on particle swarm optimization. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*. 3(3):377–382.
- Tenggara Strategics. 2022. Survei Persepsi dan Perilaku Konsumsi *Online Food Delivery* (OFD) di Indonesia.
- Wahid DH, SN A. 2016. Peringkasan sentimen esktraktif di twitter menggunakan hybrid tf-idf dan cosine similarity. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*. 10(2):207–218. doi:10.22146/ijccs.16625.
- We Are Social-Hootsuite. 2021. *Indonesian Digital Report 2021*.
- Wu J, Pan S, Zhu X, Cai Z, Zhang P, Zhang C. 2015. Self-adaptive attribute weighting for Naive Bayes classification. *Expert Systems with Applications*. 42(3):1487–1502. doi:10.1016/j.eswa.2014.09.019.