

# Sentimen Analisis Media Sosial *Twitter* Terhadap Layanan First Media Menggunakan Metode *Naïve Bayes*

Rizki Indah Pratiwi<sup>1</sup>, Fikri Adams<sup>2</sup>, Ermatita<sup>3</sup>, Nurul Chamidah<sup>4</sup>

Informatika / Fakultas Ilmu Komputer

Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jakarta

Jl. Rs. Fatmawati, Pondok Labu, Jakarta Selatan, DKI Jakarta, 12450, Indonesia.

rizkiindah@upnvj.ac.id<sup>1</sup>, fikriadams@upnvj.ac.id<sup>2</sup>, ermatitaz@yahoo.com<sup>3</sup>, nurul.chamidah@upnvj.ac.id<sup>4</sup>

**Abstrak.** *Twitter* merupakan salah satu media sosial yang sering digunakan oleh pelanggan untuk menyampaikan keluhan serta pendapat terkait layanan dari suatu perusahaan. Dimana pada setiap keluhan atau pendapat yang diunggah oleh pelanggan, dapat diketahui sentimen yang terkandung didalamnya. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan data *tweet* yang didalamnya mengandung sentimen positif serta negatif mengenai layanan yang diberikan oleh First Media menggunakan metode *Naïve Bayes*. Data *tweet* yang digunakan merupakan data yang diambil pada tanggal 9 sampai dengan 15 Maret 2021 dengan menyertakan *@FirstMediaCares* sebagai kata kunci pencarian. Dimana *tweet* yang telah terkumpul selanjutnya diberikan label positif dan negatif untuk memudahkan dalam pemrosesan data. Selanjutnya dari 948 *tweet* yang telah terkumpul, akan dibagi menjadi data uji sebanyak 30% dan data latih sebanyak 70%. Hasil evaluasi yang didapat menunjukkan nilai akurasi yaitu sebesar 89.47%, dimana tahapan evaluasi berfungsi untuk mengetahui performa dari metode *Naïve Bayes* dalam mengklasifikasikan setiap *tweet* kedalam kategori negatif dan positif.

**Kata Kunci:** *Twitter*, *tweet*, *Naïve Bayes*, analisis sentimen, evaluasi.

## 1 Pendahuluan

*Twitter* menjadi salah satu media yang dapat memudahkan pelanggan untuk menyampaikan keluhan serta pendapat terkait dengan layanan yang diberikan oleh suatu perusahaan. Sehingga salah satu perusahaan seperti First Media turut serta menggunakan *Twitter* sebagai salah satu media yang dimanfaatkan untuk menyampaikan setiap keluhan serta pendapat yang berasal dari pelanggannya melalui *official account Twitter* First Media, yaitu *@FirstMediaCares*. Berdasarkan uraian sebelumnya, data-data yang didapatkan dari unggahan media sosial, salah satunya *Twitter* dapat dijadikan sebagai bahan yang digunakan untuk menganalisis sentimen, dimana hasil analisis yang dilakukan dapat berguna untuk produk maupun layanan dari suatu perusahaan penyedia jasa [1]. Sehingga saat ini banyak penelitian yang ditunjukkan dengan tujuan untuk mengetahui respon dari produk serta layanan, dimana untuk mengetahui hasil analisis sentimen maka harus diklasifikasikan terlebih dahulu kedalam kategori sentimen positif atau negatif [2].

Banyak metode yang dapat diterapkan untuk melakukan sentimen analisis, dimana metode *Naïve Bayes* menjadi salah satunya. *Naïve Bayes* merupakan salah satu metode pembelajaran mesin yang cukup sering digunakan untuk melakukan proses pengklasifikasian data dalam bentuk teks, dimana hasil dari proses komputasinya dapat menghasilkan nilai efisiensi serta nilai akurasi yang tinggi [3]. Dipertegas oleh Pratama dkk dalam penelitiannya tentang analisis sentimen *Twitter* mengenai debat pemilihan calon Gubernur Jakarta, dimana setiap data *tweet* akan diproses terlebih dahulu dan dihitung dengan algoritma *Naïve Bayes*, dimana hasil dari penelitian ini yaitu berupa akurasi sebesar 96% [4]. Sehingga pada penelitian ini akan melakukan proses pengklasifikasian *tweet* yang bertujuan untuk menganalisis sentimen terhadap layanan yang diberikan oleh First Media melalui *Twitter* menggunakan metode *Naïve Bayes*.

## 2 Landasan Teori

### 2.1 Sentimen Analisis

Sentimen analisis merupakan langkah yang ditunjukkan untuk mengetahui bagaimana sentimen serta emosi, dimana pendapat tersebut biasanya akan diproses lalu dikategorikan kedalam sentimen negatif atau positif [5].

## 2.2 Twitter

Twitter menjadi salah satu media yang berfungsi untuk mengunggah *tweet* dari berbagai macam komunitas masyarakat, dimana dalam setiap *tweet* yang diunggah dapat berisi komentar positif atau negatif [6].

## 2.3 Naïve Bayes

Metode ini dijalankan berdasar pada aturan dasar *Bayes*, dimana untuk setiap atribut dapat diasumsikan tidak memiliki suatu keterkaitan atau independen [7]. Secara umum aturan dasar *Bayes* dapat dituliskan dalam persamaan berikut [8]:

$$P(c|d) = \frac{P(c) P(d|c)}{P(d)} \quad (1)$$

Keterangan:

- $c$  : kategori yang akan dikategorikan atau diklasifikasikan
- $d$  : data yang belum diketahui kategorinya
- $P(c|d)$  : probabilitas kemunculan  $c$  berdasar pada  $d$
- $P(c)$  : probabilitas kemunculan dari kategori  $c$
- $P(d|c)$  : probabilitas kemunculan  $d$  berdasar pada kondisi  $c$
- $P(d)$  : probabilitas kemunculan  $d$

Berdasarkan pada aturan dasar *Bayes*, pada penelitian ini akan menerapkan suatu pendekatan dengan memilih kategori dengan nilai probabilitas tertinggi ( $c_{MAP}$ ) sesuai dengan persamaan berikut:

$$(c_{MAP}) = \operatorname{argmax}_{c_j} P(c_j) \prod_i P(w_i | c_j) \quad (2)$$

Keterangan:

- $P(c_j)$  : probabilitas kemunculan suatu dokumen dalam kategori  $j$
- $P(w_i | c_j)$  : probabilitas kemunculan kata  $w_i$  pada kategori  $j$

Selanjutnya dalam mencari nilai  $P(c_j)$  dan menghindari nilai probabilitas setiap pada setiap kategori  $P(w_i | c_j)$  yang menghasilkan nilai 0 atau yang disebut *division of zero*, maka perlu menerapkan perhitungan dengan menambahkan nilai 1 pada setiap perhitungan menggunakan persamaan *laplace smoothing*:

$$P(c_j) = \frac{|dokumen\ c|}{|dokumen|} \quad (3)$$

$$P(w_i | c_j) = \frac{n(w_i, j) + 1}{|C| + n(kosakata)} \quad (4)$$

Keterangan:

- $P(c_j)$  : probabilitas kemunculan suatu dokumen dalam kategori  $j$
- $dokumen\ c$  : jumlah dokumen untuk setiap kategori  $j$
- $dokumen$  : jumlah semua dokumen
- $P(w_i | c_j)$  : probabilitas dari kemunculan kata  $w_i$  pada suatu kategori  $j$
- $n(w_i, j)$  : jumlah kemunculan kata  $w_i$  dalam suatu kategori  $j$
- $|C|$  : semua kata yang terdapat pada kategori  $j$
- $n(kosakata)$  : jumlah seluruh kata

## 2.4 Evaluasi

Merupakan tahapan yang diterapkan untuk mengevaluasi suatu model klasifikasi menggunakan *confusion matrix* [9]. Dimana tahap ini bertujuan untuk membandingkan hasil klasifikasi yang dihasilkan oleh sistem dengan data yang sebenarnya.

**Tabel 1.** *Confusion Matrix*

		Kelas Sebenarnya	
		Positif	Negatif
Kelas Prediksi	Positif	TP	FP
	Negatif	FN	TN

Keterangan:

TP (*True Positive*) : kelas yang bernilai positif pada saat diprediksi maupun pada data sebenarnya

TN (*True Negative*) : kelas yang bernilai negatif pada saat diprediksi maupun pada data sebenarnya

FP (*False Positive*) : kelas yang memiliki nilai positif pada saat prediksi, namun nyatanya bernilai negatif

FN (*False Negative*) : kelas yang memiliki nilai negatif pada saat prediksi, namun nyatanya bernilai positif

Selanjutnya dapat diketahui nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *specificity* dengan menghitung berdasarkan pada persamaan berikut:

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+FN+FP+TN} \quad (5)$$

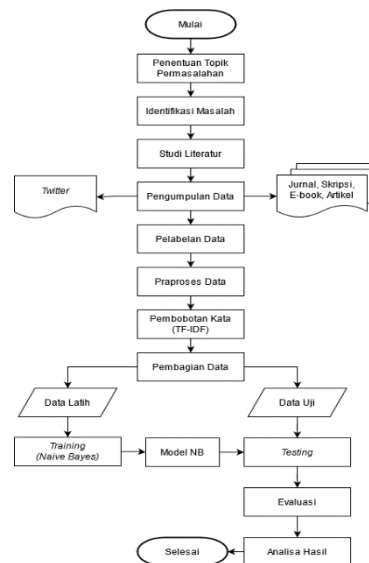
$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \quad (6)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (7)$$

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP} \quad (8)$$

## 3 Metodologi Penelitian

### 3.1 Kerangka Pikir



**Gambar. 1.** Kerangka Pikir.

### 3.2 Penentuan Topik Permasalahan

Pada tahap ini penulis memilih topik permasalahan mengenai sentimen analisis yang ditunjukkan pada layanan dari First Media berdasarkan pada *tweet* yang diunggah melalui *Twitter*.

### 3.3 Identifikasi Masalah

Tahap ini dilakukan dengan tujuan untuk merumuskan serta menentukan hal apa saja yang akan dijadikan sebagai batasan masalah dari penelitian yang dijalankan.

### 3.4 Studi Literatur

Tahap ini dilakukan untuk mendapatkan pemahaman mengenai teori serta konsep yang berkaitan dengan penelitian melalui berbagai macam sumber yang relevan seperti jurnal, skripsi, *e-book*, dan artikel.

### 3.5 Pengumpulan Data

Data *tweet* yang digunakan akan dikumpulkan (*crawling*) menggunakan fitur *Twitter API*, dimana data tersebut merupakan *tweet* yang diunggah dari tanggal 9-15 Maret 2021 dengan menyertakan *@FirstMediaCares* sebagai kata kunci. Dimana pada penelitian ini dihasilkan sebanyak 1937 variabel kata dari keseluruhan 948 data yang terkumpul.

### 3.6 Pelabelan Data

Pelabelan dilakukan oleh 2 orang anotator yang dilakukan secara manual, karena anotator bukan berasal dari seorang ahli maka dibutuhkan lebih dari satu orang anotator. Dimana label akan dibedakan kedalam label negatif untuk *tweet* yang mengandung reaksi atau opini negatif, dan label positif untuk *tweet* yang mengandung reaksi atau opini positif. Selanjutnya data yang sudah diberi label akan diuji menggunakan nilai *Kappa*. Hal tersebut bertujuan untuk memastikan bahwa data yang sudah terlabel memiliki representasi yang sesuai dengan label dari masing-masing anotator [10]. Berikut merupakan persamaan yang digunakan untuk menghitung nilai *Kappa*:

$$Kappa = \frac{Pr(a) - Pr(e)}{1 - Pr(e)} \quad (9)$$

Keterangan:

$Pr(a)$  : jumlah pengukuran yang setuju antar anotator

$Pr(e)$  : proporsi dari ukuran kesesuaian antar anotator yang seolah-olah terjadi secara kebetulan

### 3.7 Praproses Data

Tahap ini dilakukan dengan tujuan untuk menghilangkan *noise* yang tidak diperlukan pada pemrosesan selanjutnya seperti *URL*, *username*, angka, simbol, tanda baca, serta kata yang tidak penting. Dimana pada tahap ini terdapat berapa proses yang dilakukan yaitu *cleaning*, *case folding*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming*.

### 3.8 Pembobotan Kata

Pembobotan kata dilakukan dengan metode TF-IDF, hal tersebut dilakukan dengan tujuan untuk mentransformasikan data *tweet* menjadi data numerik [11]. Metode pembobotan TF-IDF dilakukan dengan menghitung nilai kombinasi antara *Term Frequency* (TF), yaitu nilai frekuensi kemunculan dari setiap kata yang ada pada suatu dokumen dan nilai *Invers Document Frequency* (IDF). Dimana untuk menghitung nilai bobot dengan TF-IDF dapat menggunakan persamaan berikut:

$$IDF = \log \frac{D}{df} \quad (10)$$

$$w_{ij} = tf_{ij} \times \log \frac{D}{df} \quad (11)$$

Keterangan:

$IDF$  : nilai IDF dari setiap kata

$D$  : total dokumen yang tersedia

$df$  : jumlah kemunculan kata pada semua dokumen

$w_{ij}$  : nilai bobot kata

$tf_{ij}$  : jumlah kemunculan kata pada suatu dokumen

### 3.9 Pembagian Data

Data selanjutnya dibagi kedalam data latih sebanyak 70% dan data uji sebanyak 30%. Pada pembagian untuk data latih lebih besar dibandingkan dengan data uji, dimana hal tersebut bertujuan agar sistem bekerja lebih baik dalam mengidentifikasi pola data baru [12].

### 3.10 Training

Tahap ini akan dilakukan dengan metode algoritma *Naïve Bayes*, dimana data yang digunakan dalam proses ini yaitu dengan data latih sebesar 70% dari total data keseluruhan. Proses *training* dilakukan sesuai dengan persamaan (3) dan (4). Proses ini bertujuan untuk membentuk suatu model yang nantinya akan diujikan menggunakan data uji pada proses *testing*.

### 3.11 Testing

Tahap *testing* dijalankan dengan tujuan untuk menguji model yang sudah terbentuk menggunakan data uji yang sudah tersedia, yaitu sebesar 30% dari total data keseluruhan. Pada tahap ini akan dilakukan proses pengelompokan sesuai dengan pola yang terbentuk, dimana proses ini dijalankan berdasarkan persamaan (2).

### 3.12 Evaluasi

Selanjutnya pada tahap ini hasil akan dievaluasi dengan menggunakan *confusion matrix* untuk melihat hasil perbandingan dari kelas sebenarnya dengan hasil yang sudah diprediksi oleh model yang terbentuk pada proses sebelumnya. Selanjutnya perhitungan nilai akurasi, presisi, dan *recall* serta *specificity* akan dilakukan berdasarkan persamaan (5), (6), (7), dan (8).

### 3.13 Analisa Hasil

Tahap ini akan menjelaskan mengenai analisa penulis terhadap hasil yang didapatkan. Dimana analisa tersebut akan menjelaskan apakah model sudah bekerja dengan baik atau belum, selanjutnya menjelaskan apakah nilai akurasi, presisi, *recall*, *specificity* yang didapat menunjukkan hasil uji performa yang cukup baik atau belum, serta menampilkan dan memberikan hasil analisa dari setiap kategori sentimen *tweet* terhadap objek yang dibahas.

## 4 Hasil dan Pembahasan

Jumlah data keseluruhan yang digunakan pada penelitian ini yaitu 948 data, dengan hasil pengujian nilai *Kappa* terhadap data yang terlabel menggunakan persamaan (9) yaitu sebesar 0.9036. Dimana nilai *Kappa* > 0.60 dapat dikategorikan kedalam persetujuan yang bersifat sangat baik sehingga memiliki interpretasi yang sama dengan anotator [13]. Setelah proses uji nilai *Kappa*, didapatkan hasil label akhir yaitu untuk kelas positif sebanyak 99 dan 948 untuk kelas negatif. Data yang digunakan terbagi kedalam data latih sebanyak 663 dan 285 untuk data uji.

**Tabel 2.** Sampel Data Latih

Sampel Sebelum Praproses	Sampel Setelah Praproses	Kategori
@FirstMediaCares Kira2 kapan datang teknisinya? Sudah 3 hari internet mati	teknisi internet mati	Negatif
@FirstMediaCares Pokoknya, kotoran lah kualitas internet saya ini ðŸŒœ	pokok kotor kualitas internet	Negatif
@FirstMediaCares baik terima kasih min, segera dijadwalkan untuk mengirim teknisinya	terima kasih min jadwal kirim teknisi	Positif
@FirstMediaCares Terima kasih ðŸŒš	terima kasih	Positif

Selanjutnya sampel data tersebut akan dilakukan pembobotan untuk setiap kata, dimana pada penelitian ini dihasilkan sebanyak 1937 variabel kata dari keseluruhan 948 data yang melewati proses pembobotan. Berikut merupakan hasil pembobotan dari sampel data latih berdasarkan sampel data latih pada Tabel 2.

**Tabel 3.** Hasil Pembobotan Sampel Data Latih

Kata ( <i>term</i> )	Dokumen				DF	IDF	TF-IDF			
	D1	D2	D3	D4			D1	D2	D3	D4
internet	1	1	0	0	2	0.3	0.3	0.3	0	0
jadwal	0	0	1	0	1	0.6	0	0	0.6	0
kasih	0	0	1	1	2	0.3	0	0	0.3	0.3
kirim	0	0	1	0	1	0.6	0	0	0.6	0
kotor	0	1	0	0	1	0.6	0	0.6	0	0
kualitas	0	1	0	0	1	0.6	0	0.6	0	0
mati	1	0	0	0	1	0.6	0.6	0	0	0
min	0	0	1	0	1	0.6	0	0	0.6	0

pokok	0	1	0	0	1	0.6	0	0.6	0	0
teknisi	1	0	1	0	2	0.3	0.3	0	0.3	0
terima	0	0	1	1	2	0.3	0	0	0.3	0.3

Proses selanjutnya yaitu mencari nilai probabilitas untuk setiap kata pada Tabel 3 berdasarkan kategori positif atau negatif yang dilakukan berdasarkan persamaan (3) dan (4). Setelah itu, pada proses *testing* yang menjadi sampel data uji adalah sebagai berikut.

**Tabel 4.** Sampel Data Uji

Sampel Sebelum Praproses	Sampel Setelah Praproses	Kategori
@FirstMediaCares tolong segera perbaiki internet dan kabel TV saya secepatnya 18548901	tolong baik internet kabel tv cepat	Negatif

Selanjutnya dilakukan pembobotan sampel data uji berdasarkan Tabel 4, sehingga didapatkan hasil sebagai berikut.

**Tabel 5.** Hasil Pembobotan Sampel Data Uji

Kata ( <i>term</i> )	TF	DF	IDF	TF-IDF
baik	0	0	0	0
cepat	0	0	0	0
internet	1	1	0.3	0.3
kabel	0	0	0	0
tolong	0	0	0	0
tv	0	0	0	0

Tahap selanjutnya yaitu menentukan nilai bobot setiap kata pada sampel data uji yang terdapat pada Tabel 5, dimana penentuan nilai tersebut didasarkan pada model yang terbentuk pada proses *training*. Berikut merupakan salah satu proses perhitungan bobot dari kata "internet" untuk setiap kategori:

$$P(\text{"internet"} | \text{"positif"}) = (\text{"internet"} | \text{"positif"}) + 1 / (\text{"positif"}) + n(\text{kosakata}) = (0 + 1) / (6 + 11) = 0.0588$$

$$P(\text{"internet"} | \text{"negatif"}) = (\text{"internet"} | \text{"negatif"}) + 1 / (\text{"negatif"}) + n(\text{kosakata}) = (0.3 + 1) / (5 + 11) = 0.08125$$

Selanjutnya proses tersebut diterapkan untuk setiap kata yang terdapat pada Tabel 5. Setelah itu dijalankan proses perhitungan untuk menentukan kategori pada sampel data uji yang digunakan berdasarkan persamaan (2). Dimana pada perhitungan tersebut akan mengalikan nilai probabilitas dari setiap kategori yang ada dengan nilai probabilitas kemunculan setiap kata pada setiap kategori. Didapatkan hasil akhir probabilitas kelas dari sampel data uji untuk  $P(\text{positif} | \text{datauji})$  sebesar 0,0000002066, sedangkan untuk  $P(\text{negatif} | \text{datauji})$  sebesar 0,0000003874. Berdasarkan hasil tersebut, maka sampel data uji yang digunakan dapat diklasifikasikan kedalam kategori negatif.

Setelah itu dilakukan proses evaluasi menggunakan *confusion matrix*, dimana didapatkan hasil TP = 16, TN = 239, FP = 16, dan FN = 14. Selanjutnya berdasarkan hasil tersebut dapat diketahui performa model dengan menghitung akurasi, presisi, *recall*, serta *specificity* berdasarkan persamaan (5), (6), (7), dan (8).

$$\text{Akurasi} = \frac{16 + 239}{16 + 16 + 14 + 239} = 0.8947$$

$$\text{Presisi} = \frac{16}{16 + 16} = 0.5$$

$$\text{Recall} = \frac{16}{16 + 14} = 0.5333$$

$$\text{Specificity} = \frac{239}{239 + 16} = 0.9373$$

Berdasarkan hasil evaluasi yang didapat, penerapan model yang terbentuk dinilai masih kurang efektif. Hal tersebut disebabkan karena nilai akurasi yang didapat yaitu 89.47%, sedangkan nilai *recall* yang menunjukkan nilai akurasi untuk kelas positif hanya didapatkan nilai sebesar 53.33%. Kondisi menunjukkan bahwa jumlah kelas positif yang benar diprediksi (TP) hanya sebanyak 16 dari total kelas positif yaitu 32. Berikut merupakan perbandingan yang mengacu pada hasil *confusion matrix* yang didapat.

**Tabel 6.** Perbandingan Hasil *Confusion Matrix*

Kelas Prediksi	Kelas Sebenarnya			Total	<i>Recognition</i> (%)
	Positif	Negatif	Total		
Positif	16	16	32	53.33	
Negatif	14	239	253	93.73	
Total	30	255	285	89.47	

Berdasarkan Tabel 6, hasil *recall* berbanding jauh dengan nilai *specificity* yang merupakan nilai akurasi untuk kelas negatifnya yang sangat tinggi yaitu sebesar 93.73%. Dimana hal tersebut ditunjukkan dengan jumlah kelas negatif yang memiliki TN (*true negatif*) sebanyak 239 dari total kelas negatif sebanyak 253. Dimana hal tersebut menunjukkan adanya jumlah proporsi yang berbeda jauh (*imbalance class*) antara jumlah data untuk kelas positif dan negatif seperti data yang digunakan pada penelitian ini. Sehingga kondisi tersebut mempengaruhi hasil yang didapatkan menjadi tidak cukup bagus untuk setiap nilai yang dijadikan sebagai tolak ukur performa model yang digunakan.

Untuk mengatasi kondisi tersebut, dapat diatasi dengan menerapkan metode *undersampling*. Dimana pada penelitian ini data latih akan diseimbangkan sehingga kelas negatif jumlahnya akan disamakan dengan kelas positif. Setelah menerapkan metode tersebut, didapatkan hasil evaluasi dengan nilai TP = 25, TN = 177, FP = 78, FN = 5. Berdasarkan hasil evaluasi tersebut didapatkan hasil performa sebagai berikut.

$$Akurasi = \frac{25 + 177}{25 + 5 + 78 + 177} = 0.7088$$

$$Presisi = \frac{25}{25 + 78} = 0.2427$$

$$Recall = \frac{25}{25 + 5} = 0.8333$$

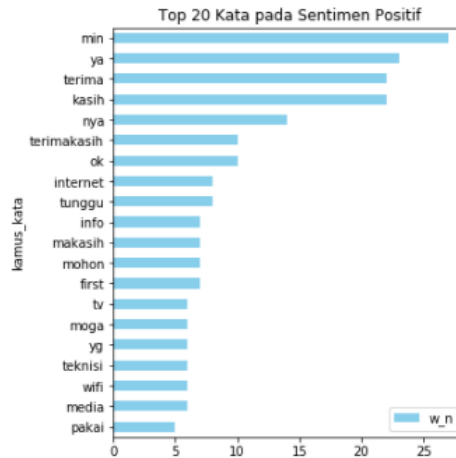
$$Specificity = \frac{177}{177 + 78} = 0.6941$$

Berdasarkan pada *tweet* yang mengandung sentimen positif atau negatif, didapatkan hasil analisa sebagai berikut.

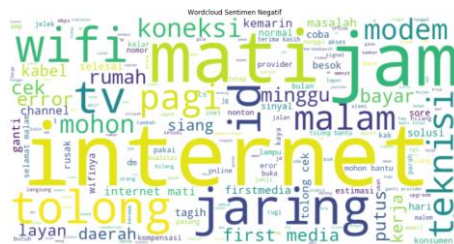


**Gambar. 2.** Dari gambar diatas menunjukkan bahwa kata-kata seperti “terima”, “kasih”, “terimakasih”, “tunggu”, “ok”, “mohon”, “teknisi”, “internet”, “wifi” sering muncul pada *tweet* yang mengandung sentimen positif. Dimana berdasarkan pada *tweet* yang mengandung sentimen positif, banyak pengguna yang mengunggah *tweet* untuk mengucapkan terima kasih setelah adanya penanganan pada masalah yang mereka hadapi mengenai layanan internet, TV kabel, *wifi* yang telah ditangani oleh teknisi ataupun direspon oleh admin dari akun *Twitter* First Media.

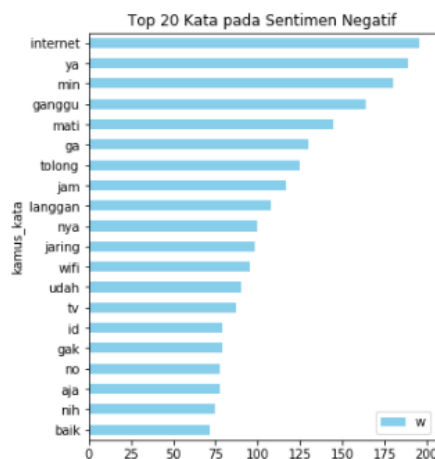




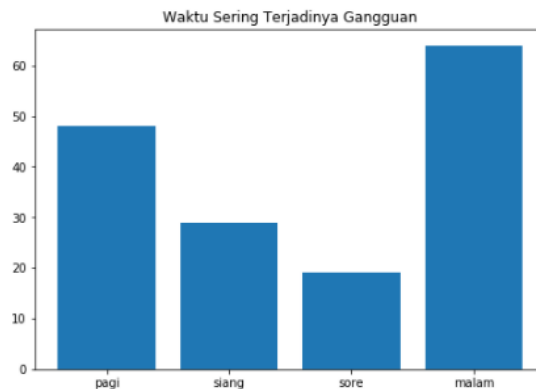
**Gambar. 3.** Pada gambar diatas menunjukan 20 kata teratas yang sering muncul pada *tweet* dengan sentimen positif. Dimana berdasarkan *tweet* positif yang diunggah menunjukan respon positif terhadap *feedback* dari pihak First Media, baik itu mengenai respon dari admin melalui akun *Twitter* ataupun pengiriman teknisi untuk penanganan masalah yang dihadapi pelanggan.



**Gambar. 4.** Gambar diatas menunjukan kata-kata seperti “internet”, “jam”, “mati”, “jaring”, “tolong”, “wifi”, “teknisi”, “tv”, “modem”, dan “koneksi” sering muncul pada *tweet* dengan sentimen negatif. Dimana berdasarkan *tweet* yang memiliki sentimen negatif, banyak pengguna yang mengunggah *tweet* untuk menyampaikan keluhan atau masalah mengenai jaringan internet, *wifi*, serta modem yang lambat atau mati selama berjam-jam sehingga pengguna menyampaika *request* untuk mengirimkan teknisi atau pengecekan dari masalah yang dihadapi.



**Gambar. 5.** Gambar diatas menampilkan 20 kata teratas yang sering muncul pada *tweet* dengan sentimen negatif. Hal tersebut menunjukan bahwa berdasarkan *tweet* dengan sentimen negatif yang diunggah, beberapa layanan seperti jaringan internet dan *wifi*, serta *error* pada TV kabel sering dikeluhkan oleh pelanggan.



**Gambar. 6.** Gambar diatas menunjukkan grafik keterangan waktu dimana sering terjadinya gangguan. Berdasarkan grafik tersebut, waktu yang paling sering terjadinya gangguan terhadap layanan yaitu malam hari. Hal tersebut ditunjukkan dengan sering munculnya kata tersebut berdasarkan *tweet* dengan sentimen negatif dibandingkan dengan kata dari keterangan waktu yang lain.

## 5 Penutup

### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, metode *Naïve Bayes* dapat diterapkan untuk mengklasifikasikan *tweet* positif dan negatif terhadap layanan yang diberikan oleh First Media. Dimana terdapat beberapa tahapan yang dilakukan diantaranya yaitu praproses data yang terdiri dari *cleaning*, *case folding*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming*. Selanjutnya dilakukan proses pembobotan menggunakan TF-IDF, lalu data akan dibagi sebesar 70% untuk data latih dan 30% untuk data uji. Dimana data latih akan diproses untuk membentuk model prediksi yang selanjutnya diuji menggunakan data uji untuk mengetahui performa model dalam melakukan proses klasifikasi *tweet*. Selanjutnya dilakukan proses evaluasi dari performa model, sehingga dihasilkan nilai akurasi sebesar 89.47%, *recall* sebesar 53.33%, presisi sebesar 50%, dan *specificity* sebesar 93.37%.

### 5.2 Saran

Adapun penelitian yang telah dilakukan tidak terlepas dari kekurangan, oleh karena itu penulis memberikan saran yang ditunjukkan untuk pengembangan dari penelitian ini yaitu:

1. Penelitian selanjutnya diharapkan dapat menggunakan metode lain, dimana metode tersebut ditunjukkan sebagai pembandingan dari *Naïve Bayes* yang digunakan untuk melakukan analisis sentimen dari media sosial *Twitter*.
2. Diharapkan untuk penelitian selanjutnya dapat menerapkan metode *undersampling* sebagai salah satu solusi dalam mengatasi kondisi yang disebabkan oleh data yang tidak seimbang (*imbalance class*).

## Referensi

- [1] Song, J. et al. (2017) 'A novel classification approach based on Naïve Bayes for Twitter sentiment analysis', *KSII Transactions on Internet and Information Systems*, 11(6), pp. 2996–3011. doi: 10.3837/tiis.2017.06.011.
- [2] Antinasari, P., Perdana, R. S. and Fauzi, M. A. (2017) 'Analisis Sentimen Tentang Opini Film Pada Dokumen Twitter Berbahasa Indonesia Menggunakan Naive Bayes Dengan Perbaikan Kata Tidak Baku', 1(12), pp. 1733-1741. Available at: <http://j-ptiik.ub.ac.id>.
- [3] Wu, J. et al. (2015) 'Self-adaptive attribute weighting for Naive Bayes classification', *Expert Systems with Applications*, 42(3), pp.1487-1502.

- [4] Pratama, Y. et al. (2019) 'Implementation of Sentiment Analysis on Twitter Using Naïve Bayes Algorithm to Know the People Responses to Debate of DKI Jakarta Governor Election', *Journal of Physics: Conference Series*, 1175(1). doi: 10.1088/1742-6596/1175/1/01210
- [5] Liu, B. (2012). *Sentiment Analysis and Opinion Mining* (G. Hirst (ed.)). Morgan & Claypool. <https://doi.org/10.2200/S00416ED1V01Y201204HLT016>
- [6] Nurjanah, W. E., Perdana, R. S., & Fauzi, M. A. (2017). Analisis Sentimen Terhadap Tayangan Televisi Berdasarkan Opini Masyarakat pada Media Sosial Twitter menggunakan Metode K-Nearest Neighbor dan Pembobotan Jumlah Retweet. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer (J-PTIIK) Universitas Brawijaya*, 1(12), pp. 1750–1757
- [7] Patil, T. R., & Sherekar, S. S. (2013) 'Performance Analysis of Naive Bayes and J48 Classification Algorithm for Data Classification', *International Journal Of Computer Science And Applications*, 6(2), pp. 256-261.
- [8] Schneider, Karl-Michael. (2005). Techniques for Improving the Performance of Naive Bayes for Text Classification. In *Proceedings of CICLing*, pages 682-693
- [9] Manning, C. D., Raghavan, P., & Schütze, H., 2009, *An Introduction to Information Retrieval*, Cambridge University Press, Cambridge.
- [10] Pratama, M. O. et al. (2019) 'The sentiment analysis of Indonesia commuter line using machine learning based on twitter data', *Journal of Physics: Conference Series*, 1193(1), pp. 0–6. doi: 10.1088/1742-6596/1193/1/012029.
- [11] Herwijayanti, B., Ratnawati, D. E. and Muflikhah, L. (2018) 'Klasifikasi Berita Online dengan menggunakan Pembobotan TF-IDF dan Cosine Similarity', *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 2, pp. 306–312.
- [12] Ekojono, Yunhasnawa, Y. & Mardhika, D., (2019). Implementasi Metode Backpropagation pada Prediksi Pemakaian Air Perbulan (Studi Kasus: PDAM Kabupaten Malang Unit Pakisaji). *Jurnal Seminar Informatika Aplikatif*, pp. 137-142.
- [13] Dharma, K. K. (2011) *Metodologi Penelitian Keperwatan: Panduan Melaksanakan dan Menerapkan Hasil Penelitian*. Jakarta: Trans Info Media.