



Analisa Sentimen Ulasan Aplikasi Wetv Untuk Peningkatan Layanan Menggunakan Metode Naïve Bayes

Novi Lestari*, Elin Haerani, Reski Mai Candra

Fakultas Sains dan Teknologi, Teknik Informatika, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, Pekanbaru
Jl. HR. Soebrantas No.Km. 15, RW.15, Simpang Baru, Kota Pekanbaru, Riau, Indonesia

Email: ^{1,*}11950125150@students.uin-suska.ac.id, ²elin.haerani@uin-suska.ac.id, ³reski.candra@uin-suska.ac.id

Email Penulis Korespondensi: 11950125150@students.uin-suska.ac.id

Submitted: 10/04/2023; Accepted: 30/04/2023; Published: 30/04/2023

Abstrak—Aplikasi streaming online yang paling terpopuler adalah WeTV. WeTV merupakan Streaming Internet based yang digunakan masyarakat untuk sebagai media hiburan. Aplikasi WeTV ini telah diunduh sebanyak 50.000 pengguna. Komentar dari para pengguna aplikasi dapat mempengaruhi citra dari aplikasi tersebut, tergantung dari bagaimana layanan yang diberikan pengembang aplikasi. Banyaknya berbagai tanggapan baik positif, netral dan negatif membawa pengaruh besar bagi pihak WeTV. Untuk mengklasifikasi ulasan dari para pengguna tidak bisa dilakukan secara manual, dengan jumlah datayang sangat banyak maka tidak bisa dilakukan dengan mudah. Oleh karena itu pada penelitian ini bertujuan untuk menganalisis ulasan dari para pengguna aplikasi WeTV di goggle Playstore. Pada penelitian ini dilakukan tahap processing terdiri dari cleaning, case folding, tokenizing, normalisasi, stopword removal dan steaming selanjutnya masuk ketahap tf-idf dan untuk hasil akhirnya dilakukan dengan menggunakan confusion matrix menggunakan bahasa pemrograman python dengan menggunakan metode Naive Bayes Classifier dalam penelitian ini data yang digunakan berjumlah 12000 ulasan yang didapatkan di goggle playstore. untuk menghasilkan sentimen positive, negative dan netral terhadap komentar pengguna aplikasi Wetv di goggle Playstore. Pengujian dengan nilai accuracy tertinggi sebesar 0,64% dengan nilai precision -1 0,58% pada Class Recall dihasilkan nilai 0,89% pada model dataset 90%:10%

Kata Kunci: Confusion Matrix; Naïve Bayes; Preprocessing; TF-IDF; WeTV

Abstract—The most popular online streaming application is WeTV. WeTV is an internet-based streaming service that is used by the public as an entertainment medium. The WeTV application has been downloaded by up to 50,000 users. Application user ratings may affect the image of the application depending on the services provided by the application developer. Many positive, neutral and negative reactions have had a big impact on WeTV. Categorizing user ratings cannot be done manually because it is not easy with very large amounts of data. Therefore, the purpose of this research is to analyze the user rating of the WeTV application on the Goggle Playstore. In this study the processing steps consisted of cleaning, case convolution, tokenization, normalization, stopword and vape removal, after which it was continued with the TF-IDF step and the final result was a confused matrix using the Python programming language with Naive Bayes classifier. method in this research. Using 12,000 reviews found on Google Playstore. to generate positive, negative and neutral sentiments from Wetv application user comments in the play store. The test with the highest precision value of 0.64% with a -1 precision value of 0.58% in Class Recall gives a value of 0.89% in the 90%:10 balance model.

Keywords: Confusion Matrix; Naïve Bayes; Preprocessing; TF-IDF; WeTV

1. PENDAHULUAN

Perkembangan aplikasi mobile di Indonesia bermula dari pesatnya pertumbuhan teknologi smartphone. Menurut Menristekdikti, saat ini terdapat sekitar 167 juta pengguna smartphone di Indonesia, atau 89% dari total populasi negara [1]. Karena angka ini sangat menarik dalam hal peluang pasar, banyak orang akan memanfaatkan kesempatan ini untuk mengembangkan aplikasi seluler yang akan membantu mereka dalam aktivitas dan kehidupan sehari-hari [2]. Di era globalisasi saat ini kemajuan teknologi semakin maju dan semakin banyak masyarakat yang menggunakannya. Seperti aplikasi layanan streaming film yang bisa di unduh di smartphone [3]. Teknologi ini diciptakan dengan menggunakan media perangkat seluler serta internet yang semakin hari semakin canggih fitur-fiturnya [4]. Teknologi ini ditawarkan oleh para pembuat media komunikasi tersebut agar memudahkan penggunaannya. Salah satu aplikasi streaming online yang memiliki banyak peminatnya yaitu WeTV. WeTV merupakan aplikasi streaming online yang telah diunduh lebih dari 50 juta kali di situs google play store dan aplikasi ini dikembangkan oleh image future. Pada aplikasi wetv pengguna bisa mendapatkan berbagai macam kategori tontonan dimulai dari serial original wetv, variety show, drama, bahkan film yang berasal berbagai negara Asia, seperti Korea, China, Indonesia dan lainnya [5]. Seiring waktu, pengguna aplikasi WeTV sering membicarakan akan layanan dari aplikasi WeTV. Berbagai macam komentar berpengaruh besar bagi pihak WeTV karena menyertakan komentar yang positif, negatif, dan netral. Perusahaan menggunakan komentar yang diberikan oleh pengguna WeTV sebagai bentuk perbaikan untuk meningkatkan layanan aplikasi WeTV dan menjadikannya lebih baik lagi di kalangan pecinta WeTV. Namun, karena banyaknya ulasan dari pengguna yang diterima mempersulit pengembang untuk membacanya akan membutuhkan lebih banyak waktu dan kerja keras untuk membaca dan menganalisa secara manual dan cara ini tidak disarankan karena itu tidak layak [6]. Dalam menyelesaikan masalah tersebut, penulis melakukan sentimen analysis akan ulasan aplikasi WeTV dengan menggunakan metode Naïve Bayes Classifier. Analisis sentimen yaitu sekumpulan data yang berdasarkan rating dari pengguna aplikasi yang dapat menghasilkan kumpulan data yang nantinya dapat digunakan sebagai bentuk evaluasi atau sebagai salah satu alat yang digunakan oleh bisnis untuk memutuskan perlu tidaknya meningkatkan

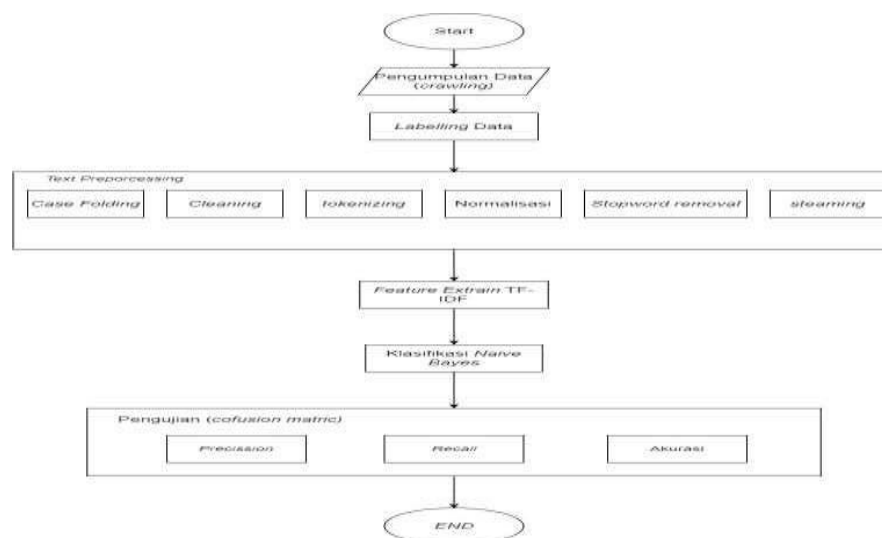
aplikasi WeTV [7]. Penelitian ini mengambil data dari playstore sebanyak 1.500 data. Komentar dari pengguna aplikasi perlu dilakukan klasifikasi ulasan positif, negatif dan netral, yang dilakukan proses menggunakan algoritma Naïve Bayes Classifier. Salah satu teknik klasifikasi berdasarkan teorema Bayes adalah naive bayes classifier[8]. Metode klasifikasi menggunakan metode probabilistik dan statistik, yang secara khusus memprediksi kemungkinan berdasarkan pengalaman masa lalu (teorema Bayes), yang ciri utamanya adalah asumsi ketergantungan (naif) yang sangat kuat dari setiap keadaan/peristiwa[9]. Penelitian yang dilakukan oleh Lorosae, dkk (2018), analisis sentimen pada media sosial terkhusus twitter dalam pelayanan yang disediakan oleh penyedia jasa ekspedisi barang merupakan proses untuk mengelompokkan respon seseorang terhadap pelayanan pengiriman barang yang sedang atau telah dilakukan. Permasalahan yang terjadi dalam penelitian ini terdapat kesulitan untuk menentukan opini yang bersifat positif, negatif ataupun netral. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan aplikasi yang mampu melakukan analisis sentimen konsumen, dimana Naive Bayer Classifier digunakan sebagai metode klasifikasi. Sistem yang dibuat mampu mengklasifikasikan sentimen pada twitter kedalam sentimen positif, netral atau negatif. Hasil yang didapatkan dari akurasi naïve bayes pada data uji positif memperoleh ketepatan 84%. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh a. Kusuma dan a. nugroho, (2021), analisis kenaikan harga dasar listrik naive bayesian di twitter dengan menerapkan teknik text mining pada sistem yang akan dibangun cukup berhasil. Terbukti bahwa sistem yang dibangun dapat melakukan pre-processing teks dan mengklasifikasikan data tweet dalam jumlah besar secara otomatis. Metode klasifikasi Naive Bayes dapat digunakan sebagai proses klasifikasi untuk menghasilkan opini analitik dengan akurasi 92,00 menggunakan ekstraksi fitur n-gram.[10] Pengujian yang dilakukan oleh Muljono, Dian Putri Artanti, Abdul Syukur, Adi Prihandono, De Rosal I. Moses Setiadi Analisa Sentimen Untuk Penilaian Pelayanan Situs Belanja Online Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Hasil pengujian menggunakan metode Naïve Bayes menunjukkan rata-rata akurasi sebesar 93,33%. Penelitian yang dilakukan oleh Dyarsa (2015) di media sosial Twitter dengan menggunakan Naive Bayes kata kunci “Kurikulum 2013” menciptakan sebuah sistem yang secara otomatis dapat mengklasifikasikan emosi ke dalam kategori positive, negative, dan netral berdasarkan 3.000 data pelatihan dan hasil tes. 100 data uji, akurasi hingga 91%[11]. Aplikasi WeTV bersifat positif, netral dan negatif dan telah digunakan untuk menganalisis produk tertentu guna meningkatkan kualitasnya. Dalam hal ini, pendapat pengguna dapat ditemukan di survei untuk aplikasi yang tersedia di Google Play Store. Perbedaan dengan penelitian sebelumnya akan didasarkan pada data yang dikumpulkan. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah Naive Bayes, dan data yang digunakan adalah data penggunaan WeTV dari bulan Agustus hingga Desember 2022 yang dapat dilihat di Google Play Store.

Tujuan dari penelitian ini menghasilkan sekumpulan informasi berdasarkan review yang diberikan oleh pengguna aplikasi sehingga informasi ini nantinya dapat digunakan sebagai acuan atau salah satu alat digunakan untuk bahan pertimbangan perusahaan dalam mengambil sebuah keputusan untuk melakukan perbaikan terhadap aplikasi

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian harus sesuai dengan gambar penelitian sebagai berikut:[8]



Gambar 1. Proses penelitiann

Pada Gambar 1 proses penelitian ini berkaitan dengan beberapa tahapan, yaitu pengumpulan data, text preprocessing, feature extrain TF-IDF, klasifikasi Naive Bayes, pengujian confusion Matrix. Hasil yang diperoleh



dapat digunakan sebagai umpan balik bagi pengembang aplikasi untuk meningkatkan kualitas dan kepuasan pengguna.

2.2 Pengumpulan Data

Data berasal dari ulasan aplikasi WeTV di Google Play Store. Proses pengumpulan data dengan menggunakan bahasa pemrograman Python dan web scrapping. Data yang dihasilkan sebanyak 12000 data yang diambil dari Juli 2019- Maret 2023. Data yang sudah disediakan akan dibagi menjadi 3 kelas sentimen, yaitu positive, netral dan negative.

2.3 Pembobotan Kata

Pembobotan kata adalah metode yang memberi bobot pada suatu kata (term) dengan suatu dokumen. Frekuensi informasi dalam sebuah dokumen menunjukkan seberapa penting sebuah kata dalam dokumen tersebut [9]. Frekuensi dokumen yang berisi informasi menunjukkan seberapa umum informasi tersebut. Bobot sebuah kata bertambah ketika sering muncul dalam sebuah dokumen dan berkurang ketika muncul dalam banyak dokumen [10]. Persamaan yang digunakan untuk menentukan proses TF-IDF adalah sebagai berikut:

$$IDF = \text{Log} \frac{D}{DF} \tag{1}$$

$$TF - IDF = tf * idf \tag{2}$$

Keterangan:

D : Jumlah dokumen dalam set data

DF: Jumlah teks yang mengandung kata tersebut

tf : term frequency

idf : inversi dokument frequency

2.4 Klasifikasi

Naive Bayes Classifier menggunakan teorema Bayes untuk mengklasifikasikan dan menghitung sekumpulan probabilitas dengan menjumlahkan frekuensi dengan menggabungkan nilai dataset [12]. Keuntungan lain menggunakan algoritma naïve bayes adalah tidak memerlukan banyak data pelatihan untuk proses klasifikasi. Struktur Pengklasifikasi Nave Bayes sederhana namun berkualitas tinggi. Metode Naive Bayes Classifier mudah diimplementasikan karena strukturnya yang sederhana, waktu pemrosesan yang singkat, akurasi tinggi, dan kemudahan implementasi [8].

Variabel-variabel dalam pendekatan Naive Bayes Classifier tidak saling bergantung [13]. metode Pengklasifikasi Naive Bayes terkenal dengan tingkat akurasi yang tinggi dengan perhitungan langsung, metode ini sering digunakan untuk menyelesaikan masalah terkait pembelajaran mesin. Pengklasifikasian data ke dalam kelas-kelas tertentu merupakan tujuan dari metode naïve bayes.[14]. Rumus untuk menentukan probabilitas setiap kelas adalah sebagai berikut:

$$p(\text{positif/netral/negatif}) = \frac{| \text{dos} |}{| \text{jumlah data} |} \tag{3}$$

Keterangan:

p(positif/netral/negatif) : Potensi kemunculan suatu dokumen yang memiliki kategori j

dos j : Berapa banyak dokumen dalam setiap katagori j

|jumlah data| : Jumlah dari dokumen dari semua katagori

Kemudian untuk melakukan perhitungan probabilitas kata terhadap pada setiap kelas j, dengan cara

$$P (X_i | V_j) = \frac{nk+1}{n+| \text{kosakata} |} \tag{4}$$

Keterangan:

P (Xi|Vj) : Peluang kemunculan Xi pada kategori Vj

nk : Hasil dari kemunculan frekuensi tiap kata

n : Hasil dari kemunculan kata dari tiap kategori

|kosakata|: Hasil semua kata dari kategori yang ada

Selanjutnya untuk proses klasifikasi data uji menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$V_{MAP} = \underset{v_j \in V}{\text{argmax}} p (v)_j \pi p_i (x_i | v_j) \tag{5}$$

Keterangan:

P (Vj) : Peluang kemunculan suatu dokumen yang memiliki kategori j

P (Xi|Vj): Peluang kemunculan Xi pada kategori Vj

2.5 Pengujian

Confusion matrix merupakan Salah satu teknik untuk menentukan akurasi berdasarkan prediksi status benar atau salah suatu objek [15]. Nilai akurasi adalah derajat kedekatan antara nilai prediksi dengan nilai sebenarnya. Akurasi adalah tingkat kesesuaian antara informasi yang diminta dan jawaban yang diberikan oleh sistem. Recall



adalah tingkat keberhasilan sistem dalam mengambil informasi [16]. Berikut merupakan tabel dari confusion matrix.

Tabel 1. Confusion Matrix

		Kelas Hasil Prediksi		
		Positive	Netral	Negative
Kelas asli	Positive	True Positive	False Positive	False Positif Negatif
	Netral	False Netral Positive	False Netral Negative	True Netral
	Negative	False Negatif Positif	True Negative	False Negatif Netral

$$Akurasi = \frac{(TP+TN)}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \tag{6}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \tag{7}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \tag{8}$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Data Selection

Saat ini, penelitian sedang dilakukan melalui teknik pengumpulan data. Tinjauan WeTV mempertimbangkan kumpulan data. Metode Nave Bayes Classifier digunakan dalam proses pengumpulan data, yang melibatkan pengumpulan hingga 12.000 data menggunakan bahasa pemrograman Python selama bulan Agustus dan Desember 2022. Tiga kategori, positif, netral, dan negatif, akan digunakan untuk mengelompokkan data yang dikumpulkan.

3.2. Pelabelan Data

Pelabelan data ulasan WeTV dilakukan secara manual. Untuk menentukan kelas dari pelabelan data yang terdiri dari 3 kelas yaitu positif, negatif dan netral. Berikut contoh hasil pelabelan data ulasan WeTV pada Tabel 2:

Tabel 2. contoh data ulasan WeTV

Teks	Label
Saya suka fitur yang disediakan aplikasi ini 😊	Positif
Kenapa diaplikasi wetv saya tidak muncul subtitelnya	Netral
Saya sudah membayar tapi akses vip belum di berikan padahal pembayaran saya berhasil 🙄🙄🙄	Negatif

3.2 Text Processing

Tahapan pengelolaan data yang bertujuan untuk memudahkan data yang akan diolah pada tahapan selanjutnya. Berikut tahapan yang dilakukan dalam proses pre-processing[17]

- a. Cleaning adalah proses pembersihan atribut yang tidak berhubungan dengan informasi di dalam data, seperti hashtag, URL, mention dan emoticon. hashtag, URL, mention dan emoticon. Berikut hasil proses Cleaning pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Proses Cleaning

Sebelum Cleaning	Hasil Cleaning
Saya suka fitur yang disediakan apalikasi ini 🙄	Saya suka fitur yang disediakan apalikasi ini
Kenapa diaplikasi wetv saya tidak muncnl subtitelnya	Kenapa diaplikasi wetv saya tidak muncnl subtitelnya
Saya sudah membayar tapi akses vipp belum di berikan padahal pembayaran saya berhasil 🙄🙄🙄	Saya sudah membayar tapi akses vipp belum di berikan padahal pembayaran saya berhasil

- b. Case folding mengubah semua huruf dalam dokumen menjadi huruf kecil.[18] Data yang diproses hanya huruf 'a' hingga huruf 'z' yang diterima. Berikut hasil proses Case Folding pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Proses Case folding

Sebelum Case folding	Hasil Case folding
Saya suka fitur yang disediakan apalikasi ini	saya suka fitur yang disediakan apalikasi ini
Kenapa diaplikasi wetv saya tidak muncnl subtitelnya	kenapa diaplikasi wetv saya tidak muncnl subtitelnya
Saya sudah membayar tapi akses vipp belum di berikan padahal pembayaran saya berhasil	saya sudah membayar tapi akses vipp belum di berikan padahal pembayaran saya berhasil

- c. Tokenizing proses pemecahan kalimat menjadi antar [19] bagian- bagian perkata sesuai dengan kata dalam teks.

Tabel 5. Hasil Proses Tokenizing

Sebelum Tokenizing	Hasil Tokenezing
saya suka fitur yang disediakan apalikasi ini	['saya', 'suka', 'fitur', 'yang', 'disediakan', 'apalikasi', 'ini']
kenapa diaplikasi wetv saya tidak muncn subtitelnya	['kenapa', 'di', 'aplikasi', 'wetv', 'saya', 'tidak', 'muncn', 'subtitelnya']
saya sudah membayar tapi akses vipp belum di berikan padahal pembayaran saya berhasil	['saya', 'sudah', 'membayar', 'tapi', 'akses', 'vipp', 'belum', 'di', 'berikan', 'padahal', 'pembayaran', 'saya', 'berhasil']

- d. Normalisasi yaitu tahap yang dilakukan untuk mengganti kata yang salah eja dan juga kata yang tidak baku ke dalam bahasa “apalikasi” menjadi “aplikasi”.

Tabel 6. Hasil Proses Normalisasi

Sebelum Normalisasi	Hasil Normalisasi
Saya	Saya
Suka	Suka
Fitur	Fitur
Yang	Yang
Di	Di
Sediakan	Sediakan
Apalikasi	Aplikasi
Ini	Ini
Kenapa	Kenapa
Di	Di
Aplikasi	Aplikasi
Wetv	Wetv
saya	saya
Tidak	Tidak
Muncn	Muncul
Subtitelnya	Subtitelnya

- e. Removal Stopward proses ini semua kata yang tidak memiliki makna kata seperti kata ‘di’, ‘dan’, ‘oleh’ akan dihilangkan.

Tabel 7. Hasil Proses Removal Stopward

Sebelum Removal Stopward	Hasil Removal Stopward
['saya', 'suka', 'fitur', 'yang', 'disediakan', 'aplikasi', 'ini']	['saya', 'suka', 'fitur', 'yang', 'sediakan', 'aplikasi', 'ini']
['kenapa', 'diaplikasi', 'wetv', 'saya', 'tidak', 'muncul', 'subtitelnya']	['kenapa', 'aplikasi', 'wetv', 'saya', 'tidak', 'muncul', 'subtitelnya']
['saya', 'sudah', 'membayar', 'tapi', 'akses', 'vip', 'belum', 'di', 'berikan', 'padahal', 'pembayaran', 'saya', 'berhasil']	['saya', 'sudah', 'membayar', 'tapi', 'akses', 'vip', 'belum', 'berikan', 'padahal', 'pembayaran', 'saya', 'berhasil']

- f. Steaming merupakan proses yang akan dilakukan pemetaan keseluruhan kata yang berbeda menjadi suatu bentuk kata dasar[20]

Tabel 8. Hasil Proses steaming

Sebelum Steaming	Hasil Steaming
saya suka fitur yang sedia aplikasi ini	saya suka fitur yang sedia aplikasi ini
kenapa aplikasi wetv saya tidak muncul subtitelnya	kenapa aplikasi wetv saya tidak muncul subtitle
saya sudah membayar tapi akses vip belum berikan padahal pembayaran saya berhasil	saya sudah bayar tapi akses vip belum beri padahal bayar saya hasil

3.4 Tahap TF-IDF

Tahap ini berfungsi untuk menghitung bobot pada setiap kata atau term yang digunakan, dan juga untuk menghasilkan nilai dari term yang sudah diekstrak sebelumnya [21]. Berikut TF-IDF

	TF - IDF	TF
solusi	0.625442	105
error	0.554507	233
download	0.355026	1652
film	0.301003	2760
tolong	0.291030	2454
panggil	0.000000	2
pandemi	0.000000	18
pandemik	0.000000	1
pandu	0.000000	1
pangan	0.000000	1

Gambar 2. TF-IDF

3.5 Klasifikasi

Data yang diubah menjadi bobot vektor sebagai hasil dari langkah transformasi digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier[22]. Hasil klasifikasi Algoritma Naïve Bayes Classifier menggunakan skenario pertama 60% data latih dan 40% data uji dan skenario kedua 70% data latih dan 30% data uji skenario ketiga 80% data praktik 90% data uji dan 10% data latih, 20% data uji. Pengujian yang dilakukan menggunakan algoritma Nave Bayes Classifier menghasilkan pengujian sebagai berikut.

Tabel 9. Hasil Klasifikasi Naïve Bayes Classifier

Skenario	Accurasy
60:40:00	0,63%
70:30:00	0,80%
80:20:00	0,80%
90:10:00	0,82%

3.6 Pengujian

Confusion Matrix untuk menampilkan hasil dari klasifikasi algoritman Naïve bayes. Cofusion Matrix menampilkan nilai accurasy, precision, recall, dan f1-score [23] sebagai berikut:

bagi data menjadi data uji dan data latih dengan rasio 6:4

```

Hasil Nilai X Train : (14760, 9930)
Hasil Nilai X Test  : (9840, 9930)
Hasil Nilai Y Train : (14760,)
Hasil Nilai Y Test  : (9840,)

          precision    recall  f1-score   support

-1         0.57         0.92         0.71         4239
 0         0.72         0.21         0.33         2824
 1         0.76         0.61         0.68         2777

accuracy          0.63         9840
macro avg         0.69         0.58         0.57         9840
weighted avg     0.67         0.63         0.59         9840
    
```



Gambar 3. Hasil Confusion Matrix skenario pertama

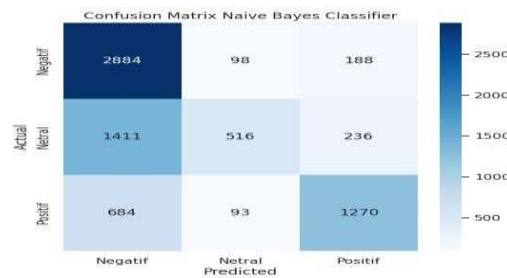
Skenario pertama pada gambar 3 dengan pembagian data latih 60% data uji 40% menghasilkan nilai accurasy sebesar 0,63%, precision 0,57%, recall 0,92% dan f1-score 0,71%. Hasil prediksi untuk kelas sentimen negatif true positif (diprediksi benar) sebesar 3891 data, sedangkan true negative (diprediksi salah) sebesar 340 data. Untuk kelas netral true positive (diprediksi benar) sebesar 1928 data, sedangkan true negative (diprediksi

salah) sebesar 896 data. Untuk kelas positif true positive (diprediksi benar) sebesar 1698 data, sedangkan true negative (diprediksi salah) sebesar 1089 data.

bagi data menjadi data uji dan data latih dengan rasio 7:3

Hasil Nilai X Train : (17220, 9930)
 Hasil Nilai X Test : (7380, 9930)
 Hasil Nilai Y Train : (17220,)
 Hasil Nilai Y Test : (7380,)

	precision	recall	f1-score	support
-1	0.57	0.92	0.71	4239
0	0.72	0.21	0.33	2824
1	0.76	0.61	0.68	2777
accuracy			0.63	9840
macro avg	0.69	0.58	0.57	9840
weighted avg	0.67	0.63	0.59	9840



Gambar 4. Hasil Confusion Matrix skenario kedua

Skenario pertama pada gambar 4 dengan pembagian data latih 70% data uji 30% menghasilkan nilai accuracy sebesar 0,63%, precision 0,57%, recall 0,92% dan f1-score 0,71%. Adapun hasil prediksi untuk setiap kelas sentimen negative true positive (diprediksi benar) sebesar 2884 data, sedangkan true negative (diprediksi salah salah) sebesar 286 data. Untuk kelas netral true positif sebesar 1411 data sedangkan true negative sebesar 772 data. Untuk kelas positif true positive sebesar 1270 data, sedangkan true negative sebesar 777 data.

bagi data menjadi data uji dan data latih dengan rasio 8:2

Hasil Nilai X Train : (19680, 9930)
 Hasil Nilai X Test : (4920, 9930)
 Hasil Nilai Y Train : (19680,)
 Hasil Nilai Y Test : (4920,)

	precision	recall	f1-score	support
-1	0.57	0.89	0.70	2068
0	0.73	0.26	0.39	1464
1	0.75	0.63	0.69	1388
accuracy			0.63	4920
macro avg	0.69	0.60	0.59	4920
weighted avg	0.67	0.63	0.60	4920



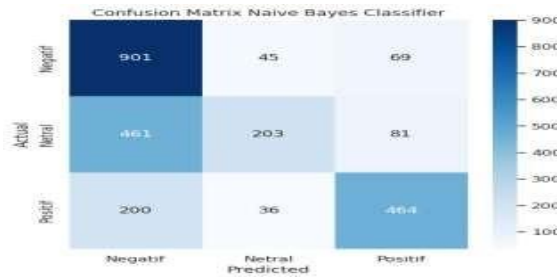
Gambar 5. Hasil Confusion Matrix skenario ketiga

Skenario pertama pada gambar 5 dengan pembagian data latih 70% data uji 30% menghasilkan nilai accuracy sebesar 0,63%, precision 0,57%, recall 0,92% dan f1-score 0,71%. Adapun hasil prediksi untuk setiap kelas sentimen negative true positive (diprediksi benar) sebesar 1849 data, sedangkan true negative (diprediksi salah salah) sebesar 219 data. Untuk kelas netral true positif sebesar 928 data sedangkan true negative sebesar 536 data. Untuk kelas positif true positive sebesar 875 data, sedangkan true negative sebesar 513 data.

bagi data menjadi data uji dan data latih dengan rasio 9:1

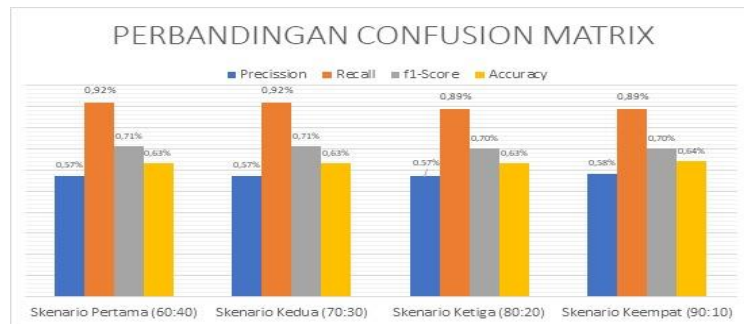
Hasil Nilai X Train : (22140, 9930)
 Hasil Nilai X Test : (2460, 9930)
 Hasil Nilai Y Train : (22140,)
 Hasil Nilai Y Test : (2460,)

	precision	recall	f1-score	support
-1	0.58	0.89	0.70	1015
0	0.71	0.27	0.39	745
1	0.76	0.66	0.71	700
accuracy			0.64	2460
macro avg	0.68	0.61	0.60	2460
weighted avg	0.67	0.64	0.61	2460



Gambar 6. Hasil Confusion Matrix skenario keempat

Skenario pertama pada gambar 6 dengan pembagian data latih 90% data uji 10% menghasilkan nilai accuracy sebesar 0,82%, precision 0,79%, recall 0,91% dan f1-score 0,85% adapun hasil prediksi untuk setiap kelas sentimen negative true positive (diprediksi benar) 901 data ,sedangkah true negative (diprediksi salah) sebesar 114 data. Untuk kelas netral true positive (diprediksi benar) sebesar 461 data sedangkan true negative (diprediksialah) sebesar 284 data.Untk kelas positif true positif (diprediksi benar) sebesar 464 data, sedangkan true negative (diprediksi salah) sebesar 236 data.



Gambar 7. Perbandingan Confusion Matrix

Berdasarkan gambar 7 disimpulkan diagram perbandingan dari hasil perhitungan confusion matrix dari empat skenario, disimpulkan bahwa klasifikasi menggunakan algoritma naïve bayes didapatkan hasil acurasy lebih dari 60% untuk ke empat skenario yang telah dijalankan. Skenario dengan performasi model tertinggi di dapatkan oleh 1 skenario, pertama skenario keempat dengan accuracy 0,64%, precision 0,58%, recall 0,89%, dan f1-score 0,70%. Skenario yang memiliki nilai akurasi terendah pada skenario ketiga dengan nilai accuray 0,63%, precision 0,57%, recall 0,89% dan f1-score 0,70%

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil implementasi dan pengujian penerapan metode Naïve bayes dapat diambil kesimpulan bahwa dari Analisis sentimen mengungkapkan bahwa accurasy yang cukup baik. Skenario dengan performasi model tertinggi didapatkanoleh 1 skenario, pertama skenario keempat dengan accuracy 0,64%, precision 0,58%, recall 0,89%, dan f1-score0,70%. Skenario yang memiliki nilai akurasi terendah pada skenario ketiga dengan nilai accuray 0,63%, precision 0,57%, recall 0,89% dan f1-score 0,70%. Hasil yang diperoleh dari klasifikasi yang dilakukan kurangnya layanan dan keluhan pada aplikasi WeTV di Google Playstore berdampak signifikan pada aplikasi WeTV. Penguembang diharapkan dapat meningkatkan layanan untuk mengevaluasi bagaimana meningkatkan aplikasi WeTV agar menjadi lebih baik lagi di kalangan penggemar WeTV.

REFERENCES

[1] T. D. Soesilo And S. Irawan, “Dampak Penggunaan Smartphone Terhadap Interaksi Sosial Remaja, T. D. Soesilo Dan



- S. Irawan, No. 2019, Hal. 139-149, 2020.
- [2] R.I.P. Ganggi, "Materi Dasar Literasi Media Sosial Sebagai Salah Satu Upaya Membangun Masyarakat Kritis Di Media Sosial," *Anuva*, Vol. 2, Tidak. 4, Hal. 337, Doi: 10.14710/Anuva.2.4.337-345, 2018.
 - [3] M. Ngafifi Dan M. Ngafifi, "Kemajuan Teknologi Dan Pola Kehidupan Manusia Dalam Perspektif Sosial Budaya," No. 3, Halaman 33–47.
 - [4] Reichenbach Et Al., "No. 2019; Penelitian Matriks Retina; Vol. 561, No. 3; Hal. S2–S3.
 - [5] U. Kulsum, M. Jajuli, And N. Sulistiyowati, "Analisis Sentimen Aplikasi Wetv Di Google Play Store Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *J. Appl. Informatics Comput.*, Vol. 6, No. 2, Pp. 205–212, 2022, Doi: 10.30871/Jaic.V6i2.4802.
 - [6] I. Zulfa And E. Winarko, "Sentimen Analisis Tweet Berbahasa Indonesia Dengan Deep Belief Network," *Ijccs (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.)*, Vol. 11, No. 2, P. 187, 2017, Doi: 10.22146/Ijccs.24716.
 - [7] S. R. Wardhana, "Analisis Sentimen Pada Opini Pengguna Aplikasi Mobile Untuk Evaluasi Faktor Kebergunaan," Tesis, 2017.
 - [8] G. P. Kawani, "Implementasi Naive Bayes," *J. Informatics, Inf. Syst. Softw. Eng. Appl.*, Vol. 1, No. 2, Pp. 73–81, 2019, Doi: 10.20895/Inista.V1i2.73.
 - [9] F. N. Ramaulidyah, M. N. Hayati, And R. Goejantoro, "Perbandingan Metode Klasifikasi Naive Bayes Dan K-Nearest Neighbor Pada Data Status Pembayaran Pajak Pertambahan Nilai Di Kantor Pelayanan Pajak Pratama Samarinda Ulu," *Eksponensial*, Vol. 12, No. 2, Pp. 161–165, 2021, [Online]. Available: [Http://jurnal.Fmipa.Unmul.Ac.Id/Index.Php/Exponensial/Article/View/809%0ahttp://jurnal.Fmipa.Unmul.Ac.Id/Index.Php/Exponensial/Article/Download/809/346](http://jurnal.fmipa.unmul.ac.id/index.php/Exponensial/Article/View/809%0ahttp://jurnal.fmipa.unmul.ac.id/index.php/Exponensial/Article/Download/809/346)
 - [10] A. Kusuma And A. Nugroho, "Analisa Sentimen Pada Twitter Terhadap Kenaikan Tarif Dasar Listrik Dengan Metode Naive Bayes," Vol. 15, No. 2, Pp. 137–146, 2021.
 - [11] Y. Cahyono, "Analisis Sentiment Pada Sosial Media Twitter Menggunakan Naive Bayes Classifier Dengan Feature Selection Particle Swarm Optimization Dan Term Frequency," Pp. 14–19.
 - [12] U. M. Kategori, O. Shop, And P. Instagram, "Online Shop Pada Instagram," 2021.
 - [13] N. Yustira, D. Witarsyah, And ..., "Implementasi Algoritma Naive Bayes Classification Untuk Klasifikasi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu," *Eproceedings* 2021, [Online]. Available: [Https://Openlibrarypublications.Telkomuniversity.Ac.Id/Index.Php/Engineering/Article/View/16721%0ahttps://Openlibrarypublications.Telkomuniversity.Ac.Id/Index.Php/Engineering/Article/View/16721/16429](https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/Engineering/Article/View/16721%0ahttps://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/Engineering/Article/View/16721/16429)
 - [14] R. I. H. Eka Afrianti, Fthoni, "Text Classification With Naive Bayes Classifier (Nbc) For Grouping Report Description And Recovery Time Duration Of Pt . Pln (Persero) Ws2jb Palembang Area," (*E-Journal*), Vol. 12, No. 1, Pp. 1955–1961, 2020.
 - [15] Ainurrohmah, "Akurasi Algoritma Klasifikasi Pada Software Rapidminer Dan Weka," *Prisma*, Vol. 4, Pp. 493–499, 2021, [Online]. Available: [Https://Journal.Unnes.Ac.Id/Sju/Index.Php/Prisma/](https://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/Prisma/)
 - [16] A. Arista, I. Yuliana, And N. Kustiningsih, "Journal Of Accounting And Financial Issue," *J. Account. Financ.*, Vol. 5, No. 1, Pp. 25–36, 2020.
 - [17] F. S. Jumeilah, "Penerapan Support Vector Machine (Svm) Untuk Pengkategorian Penelitian," *J. Resti (Rekayasa Sist. Dan Teknol. Informasi)*, Vol. 1, No. 1, Pp. 19–25, 2017, Doi: 10.29207/Resti.V1i1.11.
 - [18] S. Stephanie, D. S. Naga, And V. C. Mawardi, "Pendeteksian Kemiripan Teks Deskripsi Diri Pada E-Recruitment Karyawan Dengan Metode Rabin Karp Dan Jaro Winkler Distance," *J. Ilmu Komput. Dan Sist. Inf.*, Vol. 9, No. 1, P. 187, 2021, Doi: 10.24912/Jiksi.V9i1.11593.
 - [19] B. A. B. Iii, A. Dan, And P. Sistem, "No Title," Pp. 22–58.
 - [20] Anjali, G. Jivani, And M. Anjali, "A Comparative Study Of Stemming Algorithms," *October*, Vol. 2, No. 2004, Pp. 1930–1938, 2007.
 - [21] N. K. Widyasanti, I. K. Gede, D. Putra, N. Kadek, And D. Rusjyanthi, "Seleksi Fitur Bobot Kata Dengan Metode Tfidf Untuk Ringkasan Bahasa Indonesia," Vol. 6, No. 2, Pp. 119–126, 2018.
 - [22] F. Ratnawati, "Implementasi Algoritma Naive Bayes Terhadap Analisis Sentimen Opini Film Pada Twitter," *Inovtek Polbeng - Seri Inform.*, Vol. 3, No. 1, P. 50, 2018, Doi: 10.35314/Isi.V3i1.335.
 - [23] I. W. Saputro And B. W. Sari, "Uji Performa Algoritma Naive Bayes Untuk Prediksi Masa Studi Mahasiswa," *Creat. Inf. Technol. J.*, Vol. 6, No. 1, P. 1, 2020, Doi: 10.24076/Citec.2019v6i1.178.