

Analisis Sentimen Pengguna *Twitter* Terhadap BTS Menggunakan Algoritma *Support Vector Machine*

Tiara Safitri^{1*}, Yuyun Umaidah^{2*}, Iqbal Maulana^{3*}

* Informatika, Universitas Singaperbangsa Karawang

tiara.safitri18206@student.unsika.ac.id¹, yuyun.umaidah@staff.unsika.ac.id², iqbal.maulana@staff.unsika.ac.id³

Article Info

Article history:

Received 2023-01-04

Revised 2023-01-17

Accepted 2023-01-24

Keyword:

Sentiment Analysis,
Support Vector Machine,
Twitter,
BTS.

ABSTRACT

Twitter is often used as a source of public opinion and sentiment data for analysis, where the data can be used to understand public opinion about a topic. Sentiment analysis is widely used in various fields, one of which is in the marketing field. a company can carry out a sentiment analysis of the public figures they want to make Brand Ambassadors (BA), which later these sentiments can be taken into consideration for them to be able to determine the BA of their products. Sentiment analysis can also be used to distinguish the attitude of customers, users or followers towards a brand, topic, or product with the help of their reviews. Based on this, this study will analyze the sentiments of Twitter users towards music group BTS, using the Knowledge Discovery Database (KDD) research methodology, with 5 stages namely Data Selection, Data Preprocessing, Data Transformation, Text Mining and Evaluation. By using the Support Vector Machine (SVM) algorithm with a linear kernel, this study will do 3 scenarios with the distribution of training data and testing data 90:10 in scenario 1, 80:20 in scenario 2, and 70:30 in scenario 3. Confusion Matrix is used to evaluate the performance of the algorithm used and the results show that the best performance of the model formed is in scenario 1 and scenario 2.



This is an open access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.

I. PENDAHULUAN

Twitter merupakan salah satu media sosial yang berkembang pesat saat ini, dimana penggunaannya dapat membuat, memposting, dan membaca pesan teks pendek atau yang biasa disebut sebagai tweet. Melalui tweet tersebut pengguna twitter dapat berbagi pendapat, pandangan juga pemikiran mereka tentang topik tertentu [1]. Di tahun 2019, terdapat 290,5 juta pengguna aktif twitter di seluruh dunia, dan diperkirakan pada tahun 2024 jumlah tersebut akan meningkat dengan perkiraan mencapai 340 juta pengguna [2]. Sebagai media sosial tempat berbagi pendapat yang memiliki banyak pengguna yang tersebar di berbagai tempat di seluruh dunia, setiap harinya terdapat banyak tweet berbagai pendapat dengan beragam topik yang dibicarakan oleh pengguna twitter. Hal tersebut membuat penyebaran dan pertumbuhan informasi di Twitter terus meningkat [3].

Twitter sering dijadikan sebagai sumber data pendapat dan sentimen masyarakat untuk dianalisis, yang dimana data tersebut dapat digunakan untuk memahami pendapat

masyarakat tentang suatu topik. Dimana tujuan utama dilakukannya analisis sentimen di Twitter adalah untuk menentukan opini dari suatu tweet, apakah bernilai positif atau negatif [1]. Analisis sentimen banyak digunakan di berbagai bidang seperti *e-commerce*, kesehatan, hiburan dan politik. Dalam bidang pemasaran analisis sentimen dapat digunakan untuk membedakan sikap pelanggan, pengguna atau pengikut terhadap suatu merek, topik ataupun produk dengan bantuan ulasan dari mereka [4].

Sebuah perusahaan dapat melakukan analisis sentimen terhadap *public figure* yang ingin mereka jadikan *Brand Ambassador* (BA), dimana saat ini *public figure* sebagai *influencer* media sosial telah menjadi platform pemasaran untuk membantu suatu perusahaan dalam mempublikasikan dan mempromosikan produk mereka. *Influencer* media sosial dapat membangun atau mengembangkan hubungan positif dan dapat mempengaruhi orang-orang yang menjadi target pasar suatu produk [5].

Namun, saat ini masih sedikit penelitian tentang analisis sentimen terhadap *public figure* sebagai *influencer* media

sosial yang dapat membantu suatu perusahaan untuk menjadikan hasil analisis sentimen tersebut sebagai bahan pertimbangan dalam memilih *public figure* untuk dijadikan sebagai BA produk mereka. Sehingga untuk mengatasi permasalahan tersebut penulis melakukan analisis sentimen pengguna twitter terhadap grup musik BTS dengan metode *Support Vector Machine* (SVM).

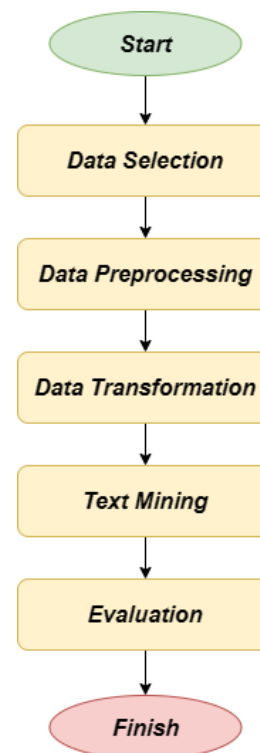
Pada penelitian ini sumber data yang digunakan diambil dari media sosial twitter, dimana analisis sentimen yang dilakukan yaitu dengan mendapatkan informasi dari tweet pengguna twitter yang berbahasa indonesia tentang pendapat dan pandangan mereka terhadap BTS, kemudian akan dikategorikan menjadi dua kelas yaitu sentimen positif dan sentimen negatif. Selanjutnya tweet tersebut akan diklasifikasikan menggunakan algoritma SVM pada proses *text mining*.

Berdasarkan penelitian terdahulu yang dilakukan oleh [6] dalam membandingkan hasil akurasi dari algoritma yang digunakan yaitu algoritma SVM dan algoritma NB menghasilkan nilai akurasi pada algoritma SVM lebih tinggi dibandingkan nilai akurasi pada algoritma NB. Yaitu nilai akurasi SVM sebesar 92,91% dan nilai akurasi NB sebesar 85,93%, dari hasil tersebut algoritma SVM terbukti memiliki kemampuan yang lebih baik dalam melakukan klasifikasi dibanding algoritma lainnya. Dan pada penelitian lain [7] yang membandingkan performa 4 kernel pada algoritma SVM yaitu kernel *Linear*, *Polynomial*, *Radial Basis Function* (RBF) dan *Sigmoid* dalam melakukan klasifikasi. Dan hasil penelitiannya menunjukkan bahwa kernel linear memiliki performa yang paling baik dengan menggunakan default parameter, yaitu dengan nilai akurasi 81%, precision 82%, dan recall 81%. Oleh karena itu pada penelitian ini algoritma SVM dengan kernel linear digunakan dalam proses klasifikasi data [8].

Pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh [9], melakukan analisis sentimen dengan algoritma SVM dengan hanya melakukan *split data* sebanyak satu kali, sedangkan pada penelitian ini dilakukan 3 kali *splitting data* untuk mencari performa terbaik dari model yang terbentuk oleh algoritma pada tiap skenario yang dilakukan. Dan kemudian *Confusion Matrix* akan digunakan untuk mengevaluasi performa dari algoritma yang digunakan [10] di penelitian ini pada 3 skenario yang dilakukan. Dimana Ada 4 faktor dalam pengukuran performa dengan *Confusion Matrix*, diantaranya yaitu *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*.

II. METODE PENELITIAN

Metodologi penelitian yang digunakan pada penelitian ini adalah *Knowledge Discovery Database* (KDD). Adapun alur rancangan penelitian yang dilakukan pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Rancangan Penelitian

A. Data Selection

Pada tahap ini dilakukan proses pengumpulan data dengan teknik *crawling*, yaitu dengan menggunakan API dari twitter dimana prosesnya akan dibantu dengan *library* pada bahasa pemrograman python yaitu *library tweepy* [11]. Dimana objek pada penelitian ini adalah tweet pengguna twitter yang membicarakan grup musik BTS (*Bangtan Sonyeondan*). Dan untuk data yang diambil pada penelitian ini yaitu sebanyak 1000 tweet dengan kata kunci *bangtan*, dengan rentang waktu dari tanggal 29 Agustus 2022 sampai dengan 7 September 2022.

Kemudian selanjutnya dilakukan proses seleksi data yang terdiri dari proses pengecekan tweet yang sesuai dengan kata kunci, menghapus tweet duplikat (memiliki isi yang sama), seleksi tweet yang tidak berbahasa Indonesia, serta memberikan label positif dan negatif pada *data tweet* dengan bantuan pakar bahasa Indonesia.

B. Data Preprocessing

Preprocessing data dilakukan dalam enam tahap [12], diantaranya yaitu:

1. *Cleansing*: untuk mengurangi noise pada data tweet yang sudah dikumpulkan, yaitu seperti simbol-simbol, link URL: hashtag “#”, dan at “@” pada saat melakukan mention username.
2. *Case Folding*: pada tahap ini kata yang memiliki huruf kapital (*uppercase*) diubah menjadi huruf kecil (*lowercase*). Tujuannya untuk menghilangkan redundansi data.

3. *Tokenization*: yaitu melakukan pemotongan kalimat pada teks yang dipisahkan berdasarkan tiap kata yang menyusunnya. Setiap kata dipisahkan dengan spasi dan tanda petik tunggal.
4. *Stopword Removal*: tahap ini dilakukan untuk menghapus kata-kata yang dianggap tidak diperlukan pada data tweet, contoh stopwords umum diantaranya yaitu “dari”, “ke”, “yang”, “di”, “dan” dan lain sebagainya.
5. *Normalization*: merupakan proses untuk memperbaiki kata tidak baku menjadi kata baku pada data tweet.
6. *Stemming*: pada tahap ini dilakukan proses mengubah kata-kata pada data tweet yang memiliki kata imbuhan menjadi kata dasar.

C. Data Transformation

Di tahap ini dilakukan proses transformasi data dengan algoritma TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*) [13]. Dimana data teks akan diubah menjadi data numerik dengan bantuan metode labelEncoder, untuk memudahkan pada proses pembelajaran dengan algoritma. Namun, sebelum dilakukan transformasi data akan dilakukan *split data* terlebih dahulu, dimana pada penelitian ini dilakukan 3 kali *split data* yaitu dengan perbandingan persentase data sebagai berikut.

- Skenario 1, perbandingan data 90:10.
- Skenario 2, perbandingan data 80:20.
- Skenario 3, perbandingan data 70:30.

D. Text Mining

Pada tahap ini dilakukan proses pengolahan data dengan melakukan klasifikasi data tweet menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dengan menggunakan kernel linear. Dengan tujuan untuk mengolah data mentah menjadi informasi yang berguna [14].

E. Evaluation

Pada tahap terakhir ini dilakukan evaluasi untuk mengukur validitas dari model yang terbentuk dari algoritma yang digunakan pada tahap sebelumnya dengan menggunakan *Confusion Matrix*. Pengukuran performa algoritma dilakukan berdasarkan 4 faktor diantaranya yaitu *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* [15].

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dari penelitian ini adalah proses analisis sentimen pengguna twitter terhadap grup musik BTS, menggunakan algoritma *Support Vector Machine* dengan kernel linear dan diklasifikasikan menjadi dua kategori kelas sentimen yaitu sentimen positif dan sentimen negatif, serta dengan menggunakan bahasa pemrograman Python [16].

A. Data Selection

Tabel 1 menunjukkan *dataset* awal dari proses pengambilan data dengan teknik *crawling*.

TABEL I
DATASET AWAL HASIL CRAWLING DATA

No	Date	User	Tweet
1	2022-09-07 05:14	koo	Lagu bangtan kece bgt ya...buat nikahan jadi mevvah bgt https://t.co/yPY1fco8FE
2	2022-09-06 13:15:58	NJ_	@starfess Jeon Jungkook.. tapi sekarang udh ga stan Bangtan lagi hehehe ðŸ™¸
3	2022-09-05 23:16	My Self	@armyfess_ SEMUA LAGU JAPAN-NYA BANGTAN TIPE MUSIK GUE BANGETTT. BERIBU KALI DENGERIN TETEP AJAAAA

Pada dataset awal terdiri dari beberapa atribut, tabel 2 berisi penjelasan dari masing-masing atribut tersebut.

TABEL II
ATRIBUT DATASET AWAL HASIL CRAWLING DATA

No	Atribut	Penjelasan
1	<i>date</i>	Informasi tentang kapan suatu tweet dibuat dan diunggah. Pada atribut date terdiri dari tahun, bulan, tanggal dan waktu
2	<i>user</i>	Nama dari akun pengguna media sosial Twitter yang membuat suatu tweet/cuitan
3	<i>tweet</i>	Berisikan tweet/cuitan dari pengguna twitter

Selanjutnya dilakukan seleksi data, mulai dari pengecekan tweet yang sesuai dengan kata kunci, menghapus tweet duplikat (memiliki isi yang sama), dan seleksi tweet yang tidak berbahasa Indonesia. Setelah dilakukan proses seleksi data awal yang berjumlah 1500 berkurang menjadi 622 data. Adapun atribut yang akan digunakan untuk proses selanjutnya yaitu hanya atribut tweet saja.

Kemudian data yang telah diseleksi diberikan label positif dan negatif dengan bantuan pakar bahasa Indonesia. Dari 622 data tweet terdapat 546 tweet bernilai positif dan 76 tweet bernilai negatif. Tabel 3 menampilkan dataset yang telah diberi label.

TABEL III
SAMPEL DATASET HASIL SELEKSI DATA

No	Tweet	Label
1	Lagu bangtan kece bgt ya...buat nikahan jadi mevvah bgt https://t.co/yPY1fco8FE	Positif
2	gue sayang bgt sama bangtan anjir gaprnh bikin gue merasa discouraged krn ngefans sm mreka	Positif
3	@armyfess_ SEMUA LAGU JAPAN-NYA BANGTAN TIPE MUSIK GUE BANGETTT. BERIBU KALI DENGERIN TETEP AJAAAA	Positif
4	@armyfess_ apa ini juga berkaitan sama.bangtan yg udah makin mainstream??? ðŸ™¸	Negatif

B. Data Preprocessing

1. Cleansing

Hasil proses *cleansing* dapat dilihat pada tabel 4.

TABEL IV
PERBANDINGAN SAMPEL DATA HASIL *CLEANSING*

Sebelum <i>Cleansing</i>	Setelah <i>Cleansing</i>
@KImlineslave Wahöÿ~ ayo impianmu nonton bangtan	Wah ayo impianmu nonton bangtan
@vmseouls Aamiin yaallah moga kita next bisa ketemu bangtanöÿ~ -öÿπ²	Aamiin yaallah moga kita next bisa ketemu bangtan
Lg ngerasa jauh bgt sm Bangtan hehe, sedih+ngerasa bersalah sm mereka	Lg ngerasa jauh bgt sm Bangtan hehe sedih ngerasa bersalah sm mereka

Sebelum dilakukan *cleansing* terdapat banyak *noise* pada data, dan setelah proses *cleansing* data menjadi lebih terstruktur dan bersih, sehingga akan mudah untuk diproses pada tahap selanjutnya.

2. Case Folding

Tabel 5 menampilkan data hasil proses *case folding*.

TABEL V
PERBANDINGAN SAMPEL DATA HASIL *CASE FOLDING*

Sebelum <i>Case Folding</i>	Setelah <i>Case Folding</i>
Wah ayo impianmu nonton bangtan	wah ayo impianmu nonton bangtan
Aamiin yaallah moga kita next bisa ketemu bangtan	aamiin yaallah moga kita next bisa ketemu bangtan
Lg ngerasa jauh bgt sm Bangtan hehe sedih ngerasa bersalah sm mereka	lg ngerasa jauh bgt sm bangtan hehe sedih ngerasa bersalah sm mereka

Hasil dari proses *case folding* huruf pada setiap kata pada dataset yang sebelumnya huruf *uppercase* diubah menjadi huruf *lowercase* semua.

3. Tokenization

Hasil dari proses *tokenization* pada dataset ditampilkan pada tabel 6.

TABEL VI
PERBANDINGAN SAMPEL DATA HASIL *TOKENIZATION*

Sebelum <i>Tokenization</i>	Setelah <i>Tokenization</i>
wah ayo impianmu nonton bangtan	['wah', 'ayo', 'impianmu', 'nonton', 'bangtan']
aamiin yaallah moga kita next bisa ketemu bangtan	['aamiin', 'yaallah', 'moga', 'kita', 'next', 'bisa', 'ketemu', 'bangtan']

lg ngerasa jauh bgt sm bangtan hehe sedih ngerasa bersalah sm mereka	['lg', 'ngerasa', 'jauh', 'bgt', 'sm', 'bangtan', 'hehe', 'sedih', 'ngerasa', 'bersalah', 'sm', 'mereka']
--	---

Kalimat pada dataset yang telah dilakukan *tokenization* setiap kata yang menyusunnya dipisahkan dengan tanda petik tunggal dan spasi.

4. Normalization

Tabel 7 menampilkan data sebelum dan sesudah dilakukan *normalization*.

TABEL VII
PERBANDINGAN SAMPEL DATA HASIL *NORMALIZATION*

Sebelum <i>Normalization</i>	Setelah <i>Normalization</i>
['wah', 'ayo', 'impianmu', 'nonton', 'bangtan']	['wah', 'ayo', 'impianmu', 'menonton', 'bangtan']
['aamiin', 'yaallah', 'moga', 'kita', 'next', 'bisa', 'ketemu', 'bangtan']	['amin', 'yaallah', 'semoga', 'kita', 'selanjutnya', 'bisa', 'ketemu', 'bangtan']
['lg', 'ngerasa', 'jauh', 'bgt', 'sm', 'bangtan', 'hehe', 'sedih', 'ngerasa', 'bersalah', 'sm', 'mereka']	['lagi', 'merasa', 'jauh', 'banget', 'sama', 'bangtan', 'hehe', 'sedih', 'merasa', 'bersalah', 'sama', 'mereka']

Dengan menggunakan kamus normalisasi [17] proses *normalization* dilakukan dengan mengubah kata yang tidak baku pada dataset menjadi kata baku.

5. Stopword Removal

Hasil dari proses *stopword removal* pada dataset ditampilkan pada tabel 8.

TABEL VIII
PERBANDINGAN SAMPEL DATA HASIL *STOPWORD REMOVAL*

Sebelum <i>Stopword Removal</i>	Setelah <i>Stopword Removal</i>
['wah', 'ayo', 'impianmu', 'menonton', 'bangtan']	['ayo', 'impianmu', 'menonton', 'bangtan']
['amin', 'yaallah', 'semoga', 'kita', 'selanjutnya', 'bisa', 'ketemu', 'bangtan']	['amin', 'yaallah', 'semoga', 'ketemu', 'bangtan']
['lagi', 'merasa', 'jauh', 'banget', 'sama', 'bangtan', 'hehe', 'sedih', 'merasa', 'bersalah', 'sama', 'mereka']	['jauh', 'banget', 'bangtan', 'hehe', 'sedih', 'bersalah']

Dengan menggunakan modul *stopword* pada *library* *nlk* [18], kata-kata yang dianggap tidak diperlukan pada dataset dibersihkan.

6. *Stemming*

Tabel 9 menampilkan data hasil proses *stemming*.

TABEL IX
PERBANDINGAN SAMPEL DATA HASIL *STEMMING*

Sebelum <i>Stemming</i>	Setelah <i>Stemming</i>
['ayo', 'impianmu', 'menonton', 'bangtan']	['ayo', 'impi', 'tonton', 'bangtan']
['amin', 'ya allah', 'semoga', 'ketemu', 'bangtan']	['amin', 'ya', 'allah', 'moga', 'ketemu', 'bangtan']
['jauh', 'banget', 'bangtan', 'hehe', 'sedih', 'bersalah']	['jauh', 'banget', 'bangtan', 'hehe', 'sedih', 'bersalah']

Pada tahap ini untuk melakukan *stemming* pada data teks berbahasa indonesia, prosesnya dibantu dengan *library* *sastrawi* [19].

C. *Data Transformation*

Sebelum dilakukan tahap transformasi, dilakukan split data terlebih dahulu sebanyak 3 kali *split data*. Dengan perbandingan *data training* 90% dan *data testing* 10% pada Skenario 1, perbandingan *data training* 80% dan *data testing* 20% pada Skenario 2, dan perbandingan *data training* 70% dan *data testing* 30% pada Skenario 3. Kemudian dilakukan proses pembobotan kata menggunakan TF-IDF dengan bantuan modul *TfidfVectorizer* pada *library* *Scikit-Learn* [20]. Berikut adalah implementasi program python untuk proses *split data* dan transformasi data.

```
data=pd.read_csv('datapcs.csv',usecols=['label','tweet_stemming']).dropna()
col=data['label']
data.pop('label')
data.insert(data.columns.get_loc('tweet_stemming')+1, col.name, col, allow_duplicates=True)

X=data['tweet_stemming']
y=data['label']

#split data
X_train, X_test, y_train, y_test=train_test_split(X,y, test_size=0.1, random_state=123)
print(f'Total data train: {X_train.shape[0]}')
print(f'Total data test: {X_test.shape[0]}')

le=LabelEncoder()
y_train=le.fit_transform(y_train)
y_test=le.fit_transform(y_test)

def vectorize(X_train, X_test):
    vectorizer=TfidfVectorizer()
    X_train=vectorizer.fit_transform(X_train)
    X_test=vectorizer.transform(X_test)
    return X_train, X_test, vectorizer

X_train, X_test, vectorizer=vectorize(X_train, X_test)
```

D. *Text Mining*

Proses *text mining* pada penelitian ini dilakukan dengan mengklasifikasikan data tweet menggunakan algoritma SVM dengan menggunakan kernel linear. Berikut adalah implementasi algoritma SVM dengan nilai C sebesar 1,5 menggunakan *library* *sklearn* pada Python.

```
from sklearn.svm import LinearSVC, SVC

svm_model = LinearSVC(C = 1.5)
svm_model.fit(X_train, y_train)

print('Accuracy Score Model: %s ' %accuracy_score(y_test, svm_model.predict(X_test)))
```

Tabel X menunjukkan hasil perhitungan akurasi dari 3 skenario yang dilakukan pada penelitian ini.

TABEL X
NILAI AKURASI DARI TIAP SKENARIO

Skenario	Akurasi
Skenario 1	90%
Skenario 2	90%
Skenario 3	89%

Dari proses klasifikasi yang telah dilakukan dengan algoritma SVM, pada skenario 1 dengan perbandingan data 90:10 nilai akurasi yang didapatkan sebesar 90%. Kemudian dengan perbandingan data 80:20 nilai akurasi pada skenario 2 yaitu 90%. Dan untuk skenario 3 nilai akurasi yang didapatkan yaitu sebesar 89% dengan perbandingan data 70:30.

E. *Evaluation*

Berikut ini adalah penjelasan hasil evaluasi dari 3 skenario yang dilakukan pada penelitian ini.

1. Skenario 1

```
Confusion Matrix (90:10):
[[55  3]
 [ 3  2]]
```

	precision	recall	f1-score	support
1	0.95	0.95	0.95	58
0	0.40	0.40	0.40	5
accuracy			0.90	63
macro avg	0.67	0.67	0.67	63
weighted avg	0.90	0.90	0.90	63

Berdasarkan hasil dari *confusion matrix* pada skenario 1 menunjukkan bahwa data yang berhasil diprediksi benar ke dalam kelas positif (*True Positif*) sebanyak 55 data, dan data yang berhasil diprediksi dengan benar ke dalam kelas negatif (*True Negatif*) sebanyak 2 data. Kemudian data kelas positif yang tidak berhasil diprediksi dengan benar (*False Positif*) sebanyak 3 data, dan data kelas negatif yang tidak berhasil diprediksi dengan benar (*False Negatif*) sebanyak 3 data. Dari nilai-nilai di atas maka didapatkan hasil akurasi sebesar 90%, *precision* 95%, *recall* 95% dan *f1-score* 95%. Hasil akurasi menunjukkan ketepatan model dalam mengklasifikasikan

data dengan benar, pada skenario 1 dengan pembagian data 90:10 memberikan hasil akurasi yang tinggi. Hal tersebut membuktikan bahwa tingkat kedekatan antara nilai prediksi dengan nilai aktualnya juga tinggi. Selain itu dengan nilai *precision* yang tinggi membuktikan bahwa pada skenario 1 tingkat ketepatan antara informasi yang diminta dengan informasi yang diberikan cukup tinggi.

2. Skenario 2

Confusion Matrix (80:20) :

```

[[109 3]
 [ 9 41]]
    
```

	precision	recall	f1-score	support
1	0.92	0.97	0.95	112
0	0.57	0.31	0.40	13
accuracy			0.90	125
macro avg	0.75	0.64	0.67	125
weighted avg	0.89	0.90	0.89	125

Dengan perbandingan data 80:20 pada skenario 2 menghasilkan nilai akurasi sebesar 90%, *precision* 92%, *recall* 97% dan *f1-score* 95%. Dari hasil *confusion matrix* di atas dapat dilihat data yang berhasil diprediksi benar ke dalam kelas positif (*True Positif*) sebanyak 109 data, dan data yang berhasil diprediksi dengan benar ke dalam kelas negatif (*True Negatif*) sebanyak 4 data. Kemudian data kelas positif yang tidak berhasil diprediksi dengan benar (*False Positif*) sebanyak 9 data, dan data kelas negatif yang tidak berhasil diprediksi dengan benar (*False Negatif*) sebanyak 3 data. Sama halnya pada skenario 1 nilai akurasi pada skenario 2 membuktikan bahwa tingkat kedekatan antara nilai prediksi dengan nilai aktualnya tinggi.

3. Skenario 3

Confusion Matrix (90:10) :

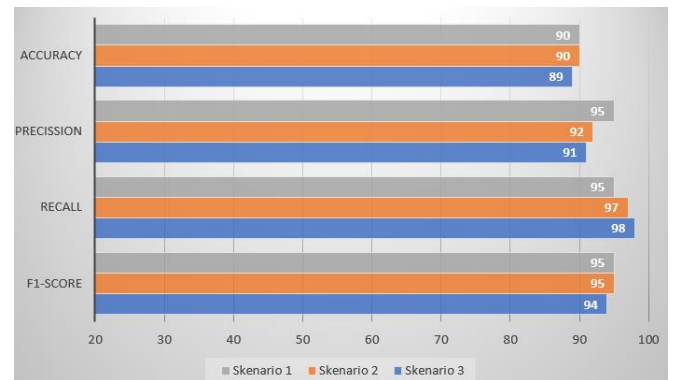
```

[[162 4]
 [ 17 21]]
    
```

	precision	recall	f1-score	support
1	0.91	0.98	0.94	166
0	0.50	0.19	0.28	21
accuracy			0.90	187
macro avg	0.70	0.58	0.61	187
weighted avg	0.86	0.89	0.86	187

Dengan perbandingan data 70:30, berdasarkan hasil dari *confusion matrix* pada skenario 3 menunjukkan bahwa data yang berhasil diprediksi benar ke dalam kelas positif (*True Positif*) sebanyak 162 data, dan data yang berhasil diprediksi dengan benar ke dalam kelas negatif (*True Negatif*) sebanyak 4 data. Kemudian data kelas positif yang tidak berhasil diprediksi dengan benar (*False Positif*) sebanyak 17 data, dan data kelas negatif yang tidak berhasil diprediksi dengan benar (*False Negatif*) sebanyak 4 data. Dan untuk nilai akurasi yang didapatkan sebesar 89%, dengan nilai *precision* 91%, *recall*

98% dan *f1-score* 94%. Pada skenario 3 nilai akurasi yang dihasilkan tidak lebih tinggi dari skenario sebelumnya, sedangkan nilai *recall* memiliki nilai paling tinggi hal tersebut menunjukkan bahwa pada skenario 3 model mendapatkan tingkat keberhasilan yang tinggi dalam menemukan kembali sebuah informasi.



Gambar 2. Diagram Perbandingan Hasil Perhitungan *Confusion Matrix*

Dari Gambar 2 dapat dilihat perbandingan dari nilai akurasi, *precision*, *recall*, dan *f1-score* pada tiap skenario yang dilakukan. Untuk nilai akurasi yang paling tinggi terdapat pada skenario 1 dan skenario 2 dengan nilai akurasi 90%. Kemudian untuk nilai *precision* tertinggi didapatkan pada skenario 1 dengan nilai 95%. Untuk nilai *recall* paling tinggi ada pada skenario 3 dengan nilai sebesar 98%. Dan terakhir untuk nilai *f1-score* tertinggi terdapat di skenario 1 dan skenario 2 dengan nilai 95%. Berdasarkan data pada penelitian ini yang bersifat *imbalance* antara data pada kelas positif dan kelas negatifnya serta dari perbandingan hasil perhitungan *confusion matrix* yang didapatkan dapat disimpulkan bahwa performa model tertinggi terdapat pada skenario 1 dan skenario 2.

Dari hasil pengolahan data tweet pengguna twitter terhadap grup musik BTS terdapat berbagai tanggapan sentimen, baik itu sentimen positif ataupun sentimen negatif. Gambar 3 merupakan visualisasi dari kemunculan kata dari sentimen positif menggunakan *wordcloud* [21].



Gambar 3. *Wordcloud* Sentimen Positif

- Technology, Electronics and Microelectronics*, MIPRO 2019 - Proceedings, 977-982.
<https://doi.org/10.23919/MIPRO.2019.8757088>
- [17] Zuhad, F., & Wilantika, N. (2022). Perbandingan Penggunaan Kamus Normalisasi dalam Analisis Sentimen Berbahasa Indonesia. *Jurnal Linguistik Komputasional (JLK)*, 5(1).
- [18] Yogish, D., Manjunath, T. N., & Hegadi, R. S. (2018, December). Review on natural language processing trends and techniques using NLTK. In *International Conference on Recent Trends in Image Processing and Pattern Recognition* (pp. 589-606). Springer, Singapore.
- [19] Setyawati, K. S., Handoyo, A., & Palit, H. N. (2021). Aplikasi Sentiment Analysis Terhadap Pelaksanaan Pembelajaran Jarak Jauh Universitas Kristen Petra Dengan Metode Naive Bayes Classifier. *Jurnal Infra*, 9(1), 169-174.
- [20] Averina, A., Hadi, H., & Siswanto, J. (2022). Analisis Sentimen Multi-Kelas Untuk Film Berbasis Teks Ulasan Menggunakan Model Regresi Logistik. *Teknika*, 11(2), 123-128.
- [21] Pokharel, B. P. (2020). Twitter Sentiment Analysis During Covid-19 Outbreak in Nepal. *SSRN Electronic Journal*, March, 1-9. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3624719>