

Analisis Sentimen Aplikasi WETV di *Google Play Store* Menggunakan Algoritma *Support Vector Machine*

Umami Kulsum^{1*}, Mohamad Jajuli^{2*}, Nina Sulistiyowati^{3*}

* Informatika, Universitas Singaperbangsa Karawang

ummi.kulsum18205@student.unsika.ac.id¹, mohamad.jajuli@unsika.ac.id², nina.sulistio@unsika.ac.id³

Article Info

Article history:

Received 2022-11-04

Revised 2022-11-13

Accepted 2022-11-30

Keyword:

accuracy,
KDD,
sentiment analysis,
support vector machine,
WeTV.

ABSTRACT

WeTV is an online streaming application widely used by Indonesia's people as an entertainment medium while at home. This application has been downloaded more than 50 million times on the official Google Play Store website. The number of users who use it makes the reviews of this application abundant as well. Large numbers of reviews are very difficult to read manually, sentiment analysis is needed to classify reviews into positive and negative classes. This study uses a support vector machine algorithm with a linear kernel to classify review data from the WeTV application. KDD was used as a method to complete this research. In the analysis process to obtain information, 4 scenarios were carried out, with the division in the first scenario consisting of 60% training data and 40% test data, the second scenario consisting of 70% training data and 30% test data, the third scenario 80% training data and 20% test data, and the last scenario 90% training data and 10% test data. The highest test results of 85% were obtained from the second scenario with the distribution of training data of 70% and 30% of test data, the third with the distribution of training data of 80% and 20% of test data, and the fourth with the distribution of training data of 90% and test 10% data. The confusion matrix is used as an evaluation of the model that has been made, the results show an accuracy in the first scenario of 83%, with a precision value of 83%, recall 89%, and an f1-score of 86%. The accuracy in the second scenario is 85%, precision is 86%, recall is 89%, f1-score is 87%, accuracy in the third scenario is 85%, precision is 85%, recall is 90%, and f1-score is 88%. And the fourth scenario gets an accuracy of 85%, precision 86%, recall 90%, and f1-score 90%.



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

I. PENDAHULUAN

Pandemi Covid-19 (*Coronavirus Disease 2019*) telah menyebar luas ke berbagai penjuru dunia termasuk Indonesia. Covid-19 ini muncul pertama kali di Wuhan, China pada 31 Desember 2019. Semenjak pandemi Covid-19 terjadi, berbagai industri merubah secara drastis model bisnis mereka untuk memberikan layanan/pelayanan dalam bentuk produk atau jasa [1]. Tidak terkecuali di sektor hiburan, di mana biasanya para pelaku di dunia perfilman melakukan kegiatannya untuk ditayangkan di bioskop kini berubah dan beralih pendistribusiannya dengan memanfaatkan perkembangan teknologi yang ada saat ini, salah satu teknologi yang dimanfaatkan yaitu *streaming*

online. Kegiatan menonton film melalui aplikasi *streaming online* masih banyak disukai oleh masyarakat saat ini hingga menjadi kebiasaan yang dilakukan ketika masyarakat merasa jenuh bahkan *streaming online* melalui artikel yang diterbitkan oleh kompasiana.com disebut menjadi budaya populer di masa *pandemic* [2]. Seperti halnya data yang didapatkan dari datareportal.com, sebanyak 58.8% pengguna internet di Indonesia menggunakan internet untuk menonton video, tv shows, dan film, kegiatan ini pun menempati posisi 10 teratas dari kegiatan yang paling sering dilakukan oleh masyarakat Indonesia dalam menggunakan internet [3].

Layanan *streaming online* atau serial digital berbayar memiliki berbagai genre, Bahasa, dan negara dari seluruh

dunia. Film atau serial yang ditawarkan pun sangat menarik, menghibur, dan seru yang membuat penonton merasa ketagihan dan ingin menonton lagi. Salah satu aplikasi *streaming* film 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 kita 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 [4].

Semakin banyak jumlah pengguna yang menggunakan Aplikasi WeTV membuat ulasan dari Aplikasi tersebut juga semakin banyak. Namun karena banyaknya ulasan dari pengguna yang diterima membuat pengembang sulit untuk membacanya, akan menghabiskan terlalu banyak waktu dan tenaga jika harus membaca dan menganalisisnya secara manual dan cara seperti ini tidak dianjurkan karena tidak efektif. Sedangkan melalui ulasan-ulasan tersebut dapat memberikan pengaruh bagi Aplikasi WeTV dalam melakukan perbaikan terhadap aplikasi [5].

Untuk mengatasi permasalahan tersebut penulis melakukan analisis sentimen terhadap data *review* pada Aplikasi WeTV dengan menggunakan metode *Support vector machine*. Analisis sentimen dapat menghasilkan sekumpulan informasi berdasarkan *review* yang diberikan oleh pengguna Aplikasi sehingga informasi ini nantinya dapat digunakan sebagai acuan atau sebagai salah satu alat yang digunakan untuk bahan pertimbangan perusahaan dalam mengambil sebuah keputusan [6] untuk melakukan perbaikan terhadap aplikasi tersebut serta dengan begitu dapat mengurangi *churn rate* dan mempertahankan penggunaannya agar tidak berpindah ke *platform competitor*. Selanjutnya ulasan dari pengguna perlu dilakukan klasifikasi ulasan positif maupun ulasan negatif, di mana dalam proses ini akan dilakukan menggunakan algoritma SVM.

Berdasarkan penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh [7] bahwa metode SVM lebih baik untuk dijadikan metode klasifikasi dalam proses analisis sentimen ulasan tekstual berbahasa Indonesia pada *Google Play Store*, hal ini dibuktikan dengan hasil akurasi yang didapatkan metode SVM lebih besar dibandingkan metode *Naïve Bayes classifier* yakni sebesar 81,46% sedangkan metode *Naïve Bayes classifier* mendapatkan akurasi sebesar 75,41%. Penelitian lain yang dilakukan oleh [8] dengan menggunakan metode SVM ini memiliki nilai akurasi lebih tinggi dibandingkan dengan metode *Naïve Bayes* (NB), nilai akurasi yang didapatkan algoritma SVM sebesar 81,22% dan akurasi algoritma NB sebesar 74,37%. Berdasarkan penelitian [9] hasil evaluasi analisis sentimen twitter terhadap perbandingan dari metode SVM dengan metode K-NN diungguli oleh metode SVM yang memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi dengan nilai sebesar 89,7%. Hal ini menandakan metode SVM lebih akurat dibandingkan dengan metode lainnya. Oleh karena itu, pada penelitian ini akan

menggunakan algoritma SVM dalam mengklasifikasikan data *review*. Adapun sebelumnya, [10] melakukan penelitian terkait *text classification*, dan telah berhasil menghasilkan nilai performa terbaik yang terdapat pada kernel linear dengan skenario pembagian 90:10. Kernel linear memiliki nilai akurasi terbaik sebesar 70%, *recall* 75%, *precision* 69%, dan *f-measure* sebesar 71%. Sehingga penelitian ini menggunakan kernel Linier dari algoritma SVM dalam proses klasifikasi.

Data *review* yang digunakan bisa bersifat positif baik berupa saran maupun negatif berupa keluhan terhadap aplikasi WeTV. Penggunaan analisis sentimen pada umumnya digunakan untuk menganalisis tentang suatu produk dalam meningkatkan kualitas produk kedepannya. Dalam hal ini analisis sentimen dapat diterapkan pada ulasan aplikasi yang tersedia di *Google Play Store* [11]. Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk memecahkan permasalahan yang dihadapi oleh *platform streaming online* ini dengan menggunakan data *review* yang tersedia pada *Google Play Store*.

Perbedaan dengan penelitian sebelumnya terdapat pada penggunaan metode dan jenis sumber data yang digunakan. Penelitian yang dilakukan penulis menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) dengan kernel linear dan jenis sumber data yang digunakan berasal dari data ulasan sebuah aplikasi yang bernama WeTV pada periode Desember 2020 sampai Januari 2021 yang terdapat di situs *Google Play Store*.

II. METODE PENELITIAN

A. Metodologi Penelitian

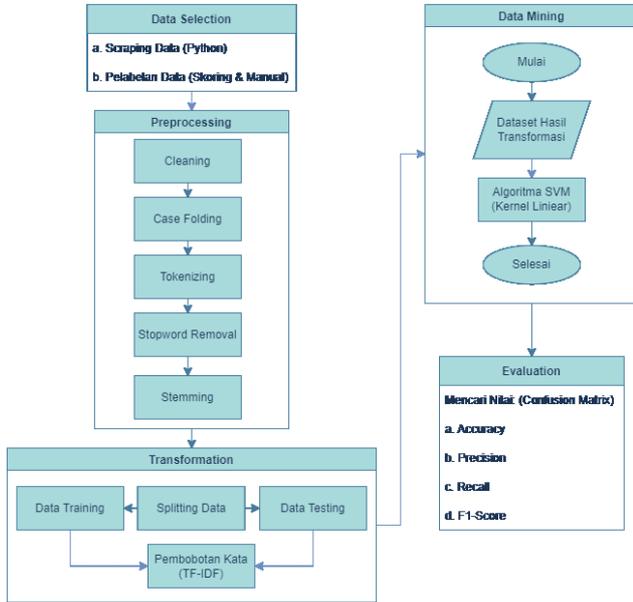
Penelitian ini menggunakan metode *Knowledge Discovery in Database* (KDD). Metode KDD ini dapat berguna menemukan suatu teknik dari database yang ada [12]. Dalam buku berjudul "*Data Mining*" karya [13] *Knowledge Discovery in Database* merupakan sebuah proses pengetahuan dalam *database*. *Knowledge Discovery in Database* (KDD) adalah penerapan metode saintifik pada data mining. *Data Mining* (DM) adalah inti dari proses KDD, melibatkan kesimpulan dari algoritma yang mengeksplorasi data, mengembangkan model dan menemukan pola yang sebelumnya tidak diketahui [14]. Penggalan informasi tersembunyi dari sebuah basis data yang besar merupakan tujuan dari KDD dan data mining [15].

Terdapat 5 proses *text mining* dalam tahapan KDD yaitu sebagai berikut.

1. *Data selection*
2. *Pre-processing*
3. *Transformation*
4. *Data mining*
5. *Evaluation*

B. Rancangan Penelitian

Adapun tahapan penelitian dalam diagram alur penelitian sebagai berikut.



Gambar 1. Rancangan Penelitian (Sumber: Dokumentasi Pribadi, 2022)

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dari penelitian ini berupa klasifikasi sentimen positif dan sentimen negatif dari ulasan pengguna Aplikasi WeTV melalui platform *Google Play Store* menggunakan algoritma *Support vector machine* dengan kernel linear dan Bahasa pemrograman Python.

A. Data Selection

Pada tahapan data selection ini akan melalui proses pengumpulan dataset yang dibutuhkan untuk penelitian. Dataset yang diambil berasal dari ulasan aplikasi WeTV yang terdapat dari situs resmi *Google Play Store*. Proses dalam mengumpulkan data ini dengan metode *web scrapping* menggunakan Bahasa pemrograman berupa Python. Hasil dari *scrapping* data menghasilkan jumlah ulasan sebanyak 5378 data yang diambil dari tanggal 11 Desember 2020 s.d. 15 Januari 2021. Berikut sebagian data ulasan dari aplikasi WeTV.

reviewId	userName	userImage	content	score	thumbsUpCount	reviewCreatedVersion	at	replyContent	replyAt
c417562c	Hera Waty	https://p...	Saya sangat suka	1	0	3.1.5.5755	15/01/2021 23:40		
40b2280f	Herma bawel	https://p...	baik banget .gak akan nyesel .cinta sama aplikasi ini	5	0	3.4.0.5807	15/01/2021 23:37		
02060949	Hussein Saad	https://p...	Keren.	5	0	3.4.0.5805	15/01/2021 23:15		
8a9e7714	Dixon Consi	https://p...	Good	5	0	3.4.0.5807	15/01/2021 23:11		
244432f5	Anggi Purah	https://p...	luar biasa	5	0	15/01/2021 23:09			
43277c2b	Baqie riza Ju	https://p...	Aplikasinya bagus tapi transisinya gak sesuai sama kata dia	1	2	3.4.5.5809	15/01/2021 22:00		
1016474c	Ronald Ray	https://p...	keren	5	0	3.3.0.5783	15/01/2021 21:26		
11362b3d	Inden	https://p...	Pas sub indo malah gak muncul. Sekali dipindahin ke sub in	2	0	15/01/2021 20:40			
6e013228	Nulia Nalini	https://p...	Biar gratis tapi film nya keren!	5	0	15/01/2021 20:28			
15a8d2df	ditu sivil	https://p...	Keren	5	0	15/01/2021 20:27			
4012d49c	cahi Maria	https://p...	Film yang gua cari kagak ada anjir. .gak lengkap	1	0	3.4.0.5807	15/01/2021 19:40		
16a6f834	muhammad	https://p...	Aplikasi yang bagus	5	0	15/01/2021 19:05			
508556c6	Pengggina C	https://p...	bagus	5	0	15/01/2021 18:41			
0f6ea728	Andar Fandi	https://p...	Bagus dan keren film nya	5	0	3.4.0.5807	15/01/2021 18:26		
085c7f6c	project	https://p...	Kok mau berlangganan vip gak bisa padahal pulsa udah	1	0	3.4.0.5807	15/01/2021 18:26	Hai There!	17/01/2021 06:42

Gambar 2. Hasil Scrapping Data Ulasan Aplikasi WeTV

Dari 10 atribut yang terdapat pada data ulasan aplikasi WeTV, 2 atribut yang digunakan dalam penelitian ini yaitu atribut "content" dan "score". Sebanyak 5378 data yang telah

terkumpul akan dilakukan penyeleksian dengan membagi data menjadi 3 kelas sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral yang ditentukan dengan melihat skor yang diberikan pengguna terhadap Aplikasi WeTV dengan rincian skor 1-2 masuk ke dalam sentimen negatif, skor 3 masuk ke dalam sentimen netral, dan skor 4-5 merupakan sentimen positif, serta dilakukan pengecekan manual dan telah dilakukan validasi oleh validator. Hasil pelabelan dapat dilihat pada Tabel I.

TABEL I
HASIL PELABELAN DATASET ULASAN APLIKASI WETV

content	label
Kok mau berlangganan vip gak bisa padahal pulsa udah lebih banyak dari tagihan	negatif
Pas sub indo malah gak muncul. Sekali dipindahin ke sub inggris muncul	negatif
Sebenarnya aplikasi dan drama"nya tp kenapa subtitle nya nggak muncul. Bikin muak sih...	negatif
Lumayan	netral
Suka banget sama aplikasi ini udah hampir semua drama china yang ada di sini aku tonton dan itu...	positif
Menghibur	positif

Hasil akhir pengelompokan pada sentimen positif terdapat 3737 data, sentimen netral 258 data, dan sentimen negatif sebanyak 1383 data, untuk kelas sentimen netral akan dihapus karena penelitian akan menggunakan sentimen positif dan sentimen negatif sehingga dataset akhir setelah proses pembagian kelas terdapat sebanyak 5120 data. Penghapusan pada ulasan berbahasa asing juga dilakukan, hal ini dikarenakan penelitian akan dilakukan terhadap ulasan berbahasa indonesia. Dari 5120 data, sebanyak 1124 data merupakan ulasan Bahasa asing, sehingga data yang tersisa setelah penghapusan sebanyak 3996 data.

B. Preprocessing

Ulasan yang telah melewati tahap *data selection* dengan jumlah data sebanyak 3996 data kemudian dilakukan *preprocessing*. Kalimat ulasan pengguna pada dataset ini masih dalam bentuk tidak terstruktur sehingga perlu dilakukan *preprocessing*. Adapun tahapan yang ada dalam *preprocessing* sebagai berikut.

1. *Cleaning*: Pada tahap ini dilakukan beberapa proses, diantaranya penghapusan *missing values* data, menghapus simbol seperti "!"#\$%&\'()*+,-./:;<=>@[\\]^_`{|}~', karakter, karakter spesial, hingga angka. Data duplikat pun dihapus sehingga data akhir tersisa sebanyak 3121 data.

2. *Case Folding*: Dalam tahap ini dilakukan penyeragaman kata dengan mengonversi semua huruf menjadi huruf kecil, hal ini dilakukan untuk menghindari kata yang sama namun tidak terdeteksi karena perbedaan bentuk huruf. Hal ini juga dapat membantu mengelompokkan istilah yang mengandung makna sama.

Hasil implementasi dari *case folding* dapat di lihat pada Tabel II.

TABEL III
HASIL PROSES *CASE FOLDING*

Sebelum <i>Case Folding</i>	Sesudah <i>Case Folding</i>
Aplikasinya bagus tapi translatnya gak sesuai sama kita dalam film jadi kita gak bisa paham filmnya	aplikasinya bagus tapi translatnya gak sesuai sama kita dalam film jadi kita gak bisa paham filmnya
Pas sub indo malah gak muncul Sekali dipindahin ke sub inggris muncul	pas sub indo malah gak muncul sekali dipindahin ke sub inggris muncul
Tempat asyik nonton drama	tempat asyik nonton drama
jika sudah berlangganan perlu koneksi internet lagi iya untuk nonton nya	jika sudah berlangganan perlu koneksi internet lagi iya untuk nonton nya
Kuota gampang habis nonton sebentar	kuota gampang habis nonton sebentar
Di suruh bayar mulu kasih gratis napa	di suruh bayar mulu kasih gratis napa

3. *Tokenizing*: Di proses *tokenizing* ini terdapat proses pemisahan kata-kata dari kalimat dalam data ulasan, hal ini dipisahkan berdasarkan spasi dengan tanda koma (,) sebagai pemisahannya. Berikut hasil penerapan *tokenizing* dalam kalimat ulasan aplikasi WeTV.

TABEL IIIII
IMPLEMENTASI *TOKENIZING* PADA DATA ULASAN

Sebelum <i>Tokenizing</i>	Sesudah <i>Tokenizing</i>
saya sangat suka	[saya, sangat, suka]
bagus banget gak akan nyesel cinta sama aplikasi ini	[bagus, banget, gak, akan, nyesel, cinta, sama, aplikasi, ini]
aplikasinya bagus tapi translatnya gak sesuai sama kita dalam film jadi kita gak bisa paham filmnya	[aplikasinya, bagus, tapi, translatnya, gak, sesuai, sama, kita, dalam, film, jadi, kita, gak, bisa, paham, filmnya]
pas sub indo malah gak muncul sekali dipindahin ke sub inggris muncul	[pas, sub, indo, malah, gak, muncul, sekali, dipindahin, ke, sub, inggris, muncul]
biar gratis tapi film nya keren	[biar, gratis, tapi, film, nya, keren]
keren	[keren]

4. *Stopword Removal*: Digunakan dalam proses penghilangan kata yang tidak memiliki pengaruh pada kalimat namun tidak mengurangi informasi dari kalimat itu sendiri walaupun dihilangkan. Dengan dilakukannya penghapusan terhadap kata-kata tidak bermakna ini akan mempengaruhi waktu pengolahan data karena akan lebih meminimalkan lagi isi dari tiap kalimat yang ada di dalam dataset.

TABEL IVV
HASIL PROSES *STEMMING*

Sebelum <i>Stopword Removal</i>	Sesudah <i>Stopword Removal</i>
[saya, sangat, suka]	[suka]
[bagus, banget, gak, akan, nyesel, cinta, sama, aplikasi, ini]	[bagus, banget, nyesel, cinta, sama, aplikasi]
[aplikasinya, bagus, tapi, translatnya, gak, sesuai, sama, kita, dalam, film, jadi, kita, gak, bisa, paham, filmnya]	[aplikasinya, bagus, translatnya, sesuai, film, paham, filmnya]
[pas, sub, indo, malah, gak, muncul, sekali, dipindahin, ke, sub, inggris, muncul]	[sub, indo, muncul, sekali, sub, inggris, muncul]
[biar, gratis, tapi, film, nya, keren]	[biar, gratis, tapi, film, nya, keren]
[keren]	[keren]

5. *Stemming*: Data yang sudah dipecah dan dibersihkan dari kata-kata yang tidak memiliki pengaruh pada tahap sebelumnya kembali diolah untuk menghilangkan imbuhan dari tiap kata, baik imbuhan yang terdapat pada awalan kata maupun akhiran kata, pada tahap *stemming* proses tersebut dilakukan. Adapun contoh dari hasil *stemming* sebagai berikut.

TABEL V
HASIL IMPLEMENTASI *STEMMING*

Sebelum <i>Stemming</i>	Sesudah <i>Stemming</i>
[bagus, banget, nyesel, cinta, sama, aplikasi]	[bagus, banget, nyesel, cinta, sama, aplikasi]
[aplikasinya, bagus, translatnya, sesuai, film, paham, filmnya]	[aplikasinya, bagus, translatnya, sesuai, film, paham, film]
[sub, indo, muncul, sekali, sub, inggris, muncul]	[sub, indo, muncul, sekali, sub, inggris, muncul]
[biar, gratis, tapi, film, nya, keren]	[biar, gratis, tapi, film, nya, keren]
[film, gua, cari, kagak, anjir, lengkap]	[film, gua, cari, kagak, anjir, lengkap]
[aplikasi, bagus]	[aplikasi, bagus]
[bagus, keren, film, film]	[bagus, keren, film, film]
[berlangganan, vip, pulsa, udah, tagihan]	[langgan, vip, pulsa, udah, tagih]
[mending, disuruh, donlot, app, trus, liat, filmnya, gapake, bayar]	[mending, suruh, donlot, app, trus, liat, film, gapake, bayar]

C. Transformation

Tahapan transformasi berisi pembagian data dan pembobotan. Data yang sudah melewati tahap *preprocessing* akan dibagi menjadi 4 skenario dari 3121 data. Skenario

pertama terbagi atas 60% data latih dan 40% data uji, kedua 70% data latih dan 30% data uji, ketiga 80% data latih dan 20% data uji, dan keempat 90% data latih dan 10% data uji.

Selain pembagian data, pada tahap transformasi dilakukan proses pembobotan. Pembobotan akan merubah kata menjadi bentuk vektor yang akan mempengaruhi tahapan berikutnya. Pada penelitian ini ekstraksi fitur atau mengonversi kumpulan dokumen teks menjadi vektor menggunakan modul TfidfVectorizer yang disediakan oleh Scikit-Learn dengan menghitung berapa kali token muncul pada dokumen dan menghasilkan sebuah nilai yang dijadikan sebagai bobot. Adapun hasil dari TF-IDF sebagai berikut.

aamin	abadi	abal	abalan	abis	abiss	abiz	aces	account	...	youtube	youtube	youuuuu	yowis	yuk	zaman	zhan
0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	0.0	0.217048	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	0.0	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	0.0	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	0.0	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
...
0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	0.0	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	0.0	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	0.0	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	0.0	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	0.0	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

Gambar 3. Hasil TF-IDF

D. Data Mining

Data yang sudah berubah menjadi vektor bobot hasil dari tahap transformasi akan digunakan untuk klasifikasi sentimen menggunakan Algoritma SVM dengan kernel linier dan nilai C sebesar 0,25. Konsep algoritma SVM yang digunakan dalam tahap ini yaitu dengan cara mencari *hyperplane* terbaik yang memisahkan antara dua kelas yang berbeda, dalam penelitian ini *hyperplane* akan membagi kelas sentimen positif dan sentimen negatif. Adapun perhitungannya dapat di lihat pada Gambar 4.

```

from sklearn.svm import LinearSVC, SVC
from sklearn.metrics import accuracy_score, confusion_matrix

#Data Mining
svm60 = LinearSVC(C = 0.25)
svm70 = LinearSVC(C = 0.25)
svm80 = LinearSVC(C = 0.25)
svm90 = LinearSVC(C = 0.25)
svm60.fit(X_train60, y_train60)
svm70.fit(X_train70, y_train70)
svm80.fit(X_train80, y_train80)
svm90.fit(X_train90, y_train90)

print('Accuracy Score Model (60:40): %s' % accuracy_score(y_test60, svm60.predict(X_test60)))
print('Accuracy Score Model (70:30): %s' % accuracy_score(y_test70, svm70.predict(X_test70)))
print('Accuracy Score Model (80:20): %s' % accuracy_score(y_test80, svm80.predict(X_test80)))
print('Accuracy Score Model (90:10): %s' % accuracy_score(y_test90, svm90.predict(X_test90)))

Accuracy Score Model (60:40): 0.8278622898318655
Accuracy Score Model (70:30): 0.8463180362860192
Accuracy Score Model (80:20): 0.8464
Accuracy Score Model (90:10): 0.853035143769968
    
```

Gambar 4. Implementasi Algoritma SVM

Hasil dari klasifikasi menggunakan algoritma *Support vector machine* dengan kernel linear berhasil memberikan akurasi model pada skenario pertama dengan pembagian 60% data latih dan 40% data uji sebesar 83%, akurasi model pada skenario kedua dengan pembagian data 70% data latih dan 30% data uji mendapatkan sebesar 85%, akurasi model ketiga sebesar 85% dengan pembagian 80% data latih dan 20% data uji, dan akurasi model pada skenario terakhir

sebesar 85% dengan pembagian data 90% data latih dan 10% data uji. Dapat di lihat dari penggunaan algoritma SVM ini semua skenario menghasilkan *accuracy* lebih dari 80% yang menunjukkan hasil yang cukup baik karena hasil akurasi yang mendekati nilai 100% berarti hasil prediksi semakin akurat dan bagus.

E. Evaluation

Pada tahapan terakhir dilakukan evaluasi terhadap model yang sudah dibuat pada tahap data mining. Evaluasi dalam penelitian ini menggunakan metode *confusion matrix* yang berguna dalam melakukan pengecekan performansi model yang dibentuk oleh algoritma klasifikasi yaitu SVM.

Untuk dapat melihat seberapa besar kesalahan dari klasifikasi prediksi algoritma SVM bisa dilihat melalui hasil penerapan *confusion matrix* yang menampilkan *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score* sebagai berikut.

Confusion Matrix (60:40) :				
[[370 136]				
[79 664]]				
=====				
	precision	recall	f1-score	support
0	0.82	0.73	0.77	506
1	0.83	0.89	0.86	743
accuracy			0.83	1249
macro avg	0.83	0.81	0.82	1249
weighted avg	0.83	0.83	0.83	1249

Gambar 5. Hasil Evaluasi Skenario Pertama

Skenario pertama pada Gambar 5 dengan pembagian data latih sebanyak 60% dan 40% data uji menghasilkan nilai *accuracy* sebesar 83% dengan *precision* 83%, *recall* 89%, dan *f1-score* sebesar 86%. Adapun hasil prediksi untuk kelas sentimen positif terdapat sebanyak 800 data, dengan 664 data diprediksi sesuai nilai aktualnya (*True Positive*) dan 136 data diprediksi salah (*False Positive*). Sedangkan hasil prediksi untuk kelas sentimen negatif terdapat sebanyak 449 data, dengan 370 data diprediksi sesuai dengan nilai aktualnya (*True Negative*) dan 79 data diprediksi salah atau tidak sesuai dengan nilai aktualnya (*False Negative*).

Confusion Matrix (70:30) :				
[[294 84]				
[60 499]]				
=====				
	precision	recall	f1-score	support
0	0.83	0.78	0.80	378
1	0.86	0.89	0.87	559
accuracy			0.85	937
macro avg	0.84	0.84	0.84	937
weighted avg	0.85	0.85	0.85	937

Gambar 6. Hasil Evaluasi Skenario Kedua

Gambar 6 menunjukkan hasil perhitungan dari confusion matrix pada skenario kedua dengan pembagian data latih

70% dan data uji sebesar 30% menghasilkan sebanyak 583 data prediksi untuk kelas sentimen positif, dengan 499 data diprediksi sesuai nilai aktualnya (*True Positive*) dan 84 data diprediksi salah (*False Positive*). Sedangkan hasil prediksi untuk kelas sentimen negatif terdapat sebanyak 354 data, dengan 294 data diprediksi sesuai dengan nilai aktualnya (*True Negative*) dan 60 data diprediksi salah atau tidak sesuai dengan nilai aktualnya (*False Negative*). Adapun hasil *accuracy* yang didapatkan skenario kedua ini sebesar 85%, *precision* 86%, *recall* 89%, dan *f1-score* 87%.

Confusion Matrix (80:20) :				
[[191 59]				
[37 338]]				
	precision	recall	f1-score	support
0	0.84	0.76	0.80	250
1	0.85	0.90	0.88	375
accuracy			0.85	625
macro avg	0.84	0.83	0.84	625
weighted avg	0.85	0.85	0.85	625

Gambar 7. Hasil Evaluasi Skenario Ketiga

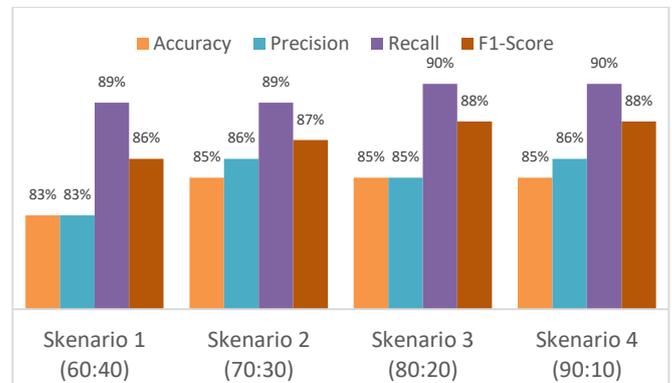
Skenario ketiga pada Gambar 7 menunjukkan hasil perhitungan dari confusion matrix dengan pembagian data latih 80% dan data uji sebesar 20% menghasilkan prediksi untuk kelas sentimen positif sebanyak 397 data, dengan 338 data diprediksi sesuai nilai aktualnya (*True Positive*) dan 59 data diprediksi salah (*False Positive*). Sedangkan hasil prediksi untuk kelas sentimen negatif terdapat sebanyak 228 data, dengan 191 data diprediksi sesuai dengan nilai aktualnya (*True Negative*) dan 37 data diprediksi salah atau tidak sesuai dengan nilai aktualnya (*False Negative*). Adapun hasil *accuracy* yang didapatkan skenario kedua ini sebesar 85%, *precision* 85%, *recall* 90%, dan *f1-score* 88%.

Confusion Matrix (90:10) :				
[[101 27]				
[19 166]]				
	precision	recall	f1-score	support
0	0.84	0.79	0.81	128
1	0.86	0.90	0.88	185
accuracy			0.85	313
macro avg	0.85	0.84	0.85	313
weighted avg	0.85	0.85	0.85	313

Gambar 8. Hasil Evaluasi Skenario Keempat

Skenario terakhir pada Gambar 8 dengan pembagian data latih sebanyak 90% dan 10% data uji menghasilkan nilai *accuracy* sebesar 85%, *precision* 86%, *recall* 90%, dan *f1-score* sebesar 88%. Adapun hasil prediksi untuk kelas sentimen positif terdapat sebanyak 193 data, dengan 166 data diprediksi sesuai nilai aktualnya (*True Positive*) dan 27 data diprediksi salah (*False Positive*). Sedangkan hasil prediksi

untuk kelas sentimen negatif terdapat sebanyak 120 data, dengan 101 data diprediksi sesuai dengan nilai aktualnya (*True Negative*) dan 19 data diprediksi salah atau tidak sesuai dengan nilai aktualnya (*False Negative*). Untuk melihat perbandingan hasil pengujian dari 4 skenario dapat dilihat pada Gambar 9.



Gambar 9. Diagram Perbandingan Hasil Perhitungan Confusion Matrix

Berdasarkan Gambar 9 menunjukkan digram perbandingan dari hasil perhitungan confusion matrix dari empat skenario, dapat dilihat bahwa proses klasifikasi menggunakan algoritma SVM dengan kernel Linear ini mendapatkan hasil akurasi mencapai lebih dari 80% untuk keempat skenario yang telah dijalankan. Skenario dengan performansi model tertinggi didapatkan oleh 3 skenario, pertama skenario keempat dengan *accuracy* sebesar 85%, *precision* 86%, *recall* 90%, dan *f1-score* 88%. Kedua ada skenario ketiga mendapat *accuracy* sebesar 85%, *precision* 85%, *recall* 90%, dan *f1-score* 88%. Ketiga yang tertinggi yaitu skenario kedua dengan *accuracy* 85%, *precision* 86%, *recall* 89%, dan *f1-score* 87%. Sedangkan skenario dengan nilai akurasi terendah didapat oleh skenario pertama dengan nilai *accuracy* sebesar 83%, *precision* 83%, *recall* 89%, dan *f1-score* 86%.

Berdasarkan hasil pengolahan data ulasan pengguna aplikasi WeTV, sebanyak 1877 data ulasan mengandung sentimen positif dan sebanyak 1244 data mengandung sentimen negatif. Pada Gambar 10 merupakan sentimen positif dari data ulasan aplikasi WeTV.



Gambar 10. Wordcloud Sentimen Positif

perbandingan dan melihat algoritma mana yang lebih unggul untuk nilai akurasi. Penelitian selanjutnya juga bisa dilakukan menggunakan sumber dataset yang berbeda seperti dari media sosial facebook, twitter, instagram, youtube maupun media sosial lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Subyantoro, A. Warsiki, and A. Sirait, "Pemanfaatan Teknologi Pemasaran Digital Dan Manajerial Kewirausahaan Bagi Masyarakat Terdampak Covid-19 Di Desa Maguwoharjo, Sleman-Yogyakarta," 2021.
- [2] M. Abid, "Streaming Film Menjadi Budaya Populer di Masa Pandemi," *Kompasiana*, Jan. 07, 2022. <https://www.kompasiana.com/muhammadabid9745/61d7257506310e5a055d0a32/streaming-film-menjadi-budaya-populer-di-masa-pandemi> (accessed Aug. 06, 2022).
- [3] S. Kemp, "Digital 2022: Indonesia," *DataReportal*, Feb. 15, 2022. <https://datareportal.com/reports/digital-2022-indonesia> (accessed Aug. 05, 2022).
- [4] Admin, "Review dan Cara Menggunakan Aplikasi WeTV Nonton Drama," *tini mathedu*, Dec. 16, 2020. <https://www.tinimathedu.com/review-dan-cara-menggunakan-aplikasi-wetv-nonton-drama/> (accessed Mar. 13, 2022).
- [5] S. K. Hasna, "Analisis Sentimen Data Ulasan Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," Yogyakarta, 2021.
- [6] F. F. Irfani, "Analisis Sentimen Review Aplikasi Ruangguru Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *JBMI (Jurnal Bisnis, Manajemen, dan Informatika)*, vol. 16, no. 3, pp. 258–266, Feb. 2020, doi: 10.26487/jbmi.v16i3.8607.
- [7] L. B. Ilmawan and M. A. Mude, "Perbandingan Metode Klasifikasi Support Vector Machine dan Naïve Bayes untuk Analisis Sentimen pada Ulasan Tekstual di Google Play Store," *ILKOM Jurnal Ilmiah*, vol. 12, no. 2, pp. 154–161, Aug. 2020, doi: 10.33096/ilkom.v12i2.597.154-161.
- [8] N. Herlinawati *et al.*, "Analisis Sentimen Zoom Cloud Meetings Di Play Store Menggunakan Naïve Bayes Dan Support Vector Machine," 2020.
- [9] M. Rangga, A. Nasution, and M. Hayaty, "Perbandingan Akurasi dan Waktu Proses Algoritma K-NN dan SVM dalam Analisis Sentimen Twitter," *JURNAL INFORMATIKA*, vol. 6, no. 2, pp. 212–218, 2019, [Online]. Available: <http://ejournal.bsi.ac.id/ejurnal/index.php/ji>
- [10] N. Arifin, U. Enri, and N. Sulistiyowati, "Penerapan Algoritma Support Vector Machine (SVM) dengan TF-IDF N-Gram untuk Text Classification," *STRING (Satuan Tulisan Riset dan Inovasi Teknologi)*, vol. 6, pp. 129–136, 2021.
- [11] F. Gunawan, M. A. Fauzi, and P. P. Adikara, "Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Mobile Menggunakan Naive Bayes dan Normalisasi Kata Berbasis Levenshtein Distance (Studi Kasus Aplikasi BCA Mobile)," *Systemic: Information System and Informatics Journal*, vol. 3, no. 2, pp. 1–6, Dec. 2017, doi: 10.29080/systemic.v3i2.234.
- [12] I. A. Ropikoh, R. Abdulhakim, U. Enri, and N. Sulistiyowati, "Penerapan Algoritma Support Vector Machine (SVM) untuk Klasifikasi Berita Hoax Covid-19," *Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC)*, vol. 5, no. 1, p. 64, 2021, [Online]. Available: <http://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC>
- [13] E. Buulolo, *Data Mining Untuk Perguruan Tinggi*. Yogyakarta: Deepublish, 2020. Accessed: Aug. 16, 2022. [Online]. Available: https://books.google.co.id/books?id=-K_SDwAAQBAJ&hl=id&source=gbs_navlinks_s
- [14] M. Ravly Andryan, M. Fajri, and N. Sulistyowati, "Komparasi Kinerja Algoritma XGBoost dan Algoritma Support Vector Machine (SVM) untuk Diagnosa Penyakit Kanker Payudara," *Jurnal Informatika dan Komputer*, vol. 6, no. 1, pp. 1–5, 2022.
- [15] A. Asroni, H. Fitri, and E. Prasetyo, "Penerapan Metode Clustering dengan Algoritma K-Means pada Pengelompokan Data Calon Mahasiswa Baru di Universitas Muhammadiyah Yogyakarta (Studi Kasus: Fakultas Kedokteran dan Ilmu Kesehatan, dan Fakultas Ilmu Sosial dan Ilmu Politik)," *Semesta Teknika*, vol. 21, no. 1, 2018, doi: 10.18196/st.211211.