

Analisis Sentimen Netizen Terhadap Personal Branding Elon Musk Pada Platform X Dengan Pendekatan Analisis *Support Vector Machine*

Wanda Armadianti ¹⁾*, Avicenna Syeh Brilliant Lastono ²⁾, Fahrul Ramadhan Putra ³⁾,
Ihsan Kamil Al Khozi ⁴⁾, Nur Aini Rakhmawati ⁵⁾

Institut Teknologi Sepuluh Nopember ^{1),2),3),4),5)}

5026211039@mhs.its.ac.id ¹⁾*, 5026211015@mhs.its.ac.id ²⁾, 5026211118@mhs.its.ac.id ³⁾,
5026211117@mhs.its.ac.id ⁴⁾, nur.aini@is.its.ac.id ⁵⁾

Abstrak

Dalam era digital yang berkembang, personal branding menjadi kunci dalam memengaruhi opini publik. Tokoh terkenal seperti Elon Musk menggunakan media sosial, seperti Platform X, untuk mengekspresikan pandangan dan perasaan serta mengundang pujian dan kritik. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen netizen terhadap personal branding Elon Musk di Platform X dengan menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) untuk pengklasifikasiannya. Beberapa proses yang dilakukan dalam penelitian ini adalah proses pengumpulan data, pelabelan data, pra-proses data, pembangunan model, evaluasi model, hingga visualisasi data. Data mentah berasal dari tweet netizen pada akun @elonmusk di Platform X. Tweet diklasifikasikan menjadi 3 jenis sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral. Dari 245 data yang dikumpulkan, didapatkan data dengan sentimen positif berjumlah 82 data, negatif berjumlah 51 data, dan netral berjumlah 56 data. Model SVM menunjukkan kinerja terbaik pada klasifikasi "positif" dengan presisi tinggi (0,5135) dan recall tinggi (0,826), serta skor f1 yang baik (0,633). Untuk sentimen negatif, presisi tinggi (0,7142) tetapi recall lebih rendah (0,454). Model kurang baik dalam mengenali sentimen netral dengan presisi (0,25), recall (0,071), dan skor f1 (0,111) yang rendah. Setelah model dibangun dan dilakukan pengklasifikasian, data menunjukkan dominasi sentimen positif dalam personal branding Elon Musk.

Kata kunci: Elon Musk, Personal Branding, Sentimen, SVM

Abstract

[Analysis of Netizen Sentiment Towards Elon Musk's Personal Branding on Platform X Using a Support Vector Machine (SVM) Analysis Approach] In the growing digital era, personal branding is the key to influencing public opinion. Famous figures such as Elon Musk use social media, such as Platform X, to express views and feelings and invite praise and criticism. This research aims to analyze netizen sentiment towards Elon Musk's personal branding on Platform X using the Support Vector Machine (SVM) method for classification. Several processes carried out in this research are data collection, data labeling, data preprocessing, model building, model evaluation, and data visualization. The raw data comes from netizen tweets on the @elonmusk account on Platform X. Tweets are classified into 3 types of sentiment, namely positive, negative and neutral. Of the 245 data collected, 82 data were obtained with positive sentiment, 51 negative data, and 56 neutral data. The SVM model showed the best performance on "positive" classification with high precision (0.5135) and high recall (0.826), as well as a good f1 score (0.633). For negative sentiment, precision is high (0.7142) but recall is lower (0.454). The model is not good at recognizing neutral sentiment with low precision (0.25), recall (0.071), and f1 score (0.111). After the model was built and classified, the data showed the dominance of positive sentiment in Elon Musk's personal branding.

Keywords: Elon Musk, Personal Branding, Sentiment, SVM

1. PENDAHULUAN

Perkembangan era saat ini tentu saja mengakibatkan adanya perubahan perilaku dari manusia. Ini mempengaruhi cara individu membangun hubungan sosial, mengelola reputasi pribadi, dan mengambil langkah - langkah besar dalam karir dan

kehidupan mereka. Ketika kita berbicara tentang *personal branding*, kita merujuk pada proses di mana individu mengembangkan dan mempromosikan citra diri mereka sendiri sebagaimana mereka ingin dikenal oleh orang lain. Ini bukan sekadar tentang memiliki logo atau slogan pribadi, melainkan tentang memahami

nilai-nilai, kualitas, dan keahlian yang membuat seseorang unik, dan kemudian mengkomunikasikannya secara konsisten kepada orang lain. *Personal branding* adalah proses mengkomunikasikan dan memastikan bahwa orang lain dapat menerima dan mempercayai nilai dan kualitas seseorang [1].

Media sosial telah menjadi salah satu wadah utama bagi individu dan tokoh terkenal untuk berinteraksi dengan publik, berbagi pandangan, dan membangun citra diri. Salah satu tokoh terkenal yang secara intensif memanfaatkan media sosial sebagai alat *personal branding* adalah Elon Musk, pendiri dan CEO perusahaan-perusahaan inovatif seperti Tesla, SpaceX, dan lainnya. Elon Musk memiliki kehadiran yang kuat di berbagai platform media sosial, termasuk platform X atau yang biasa dikenal dengan nama twitter. Platform X adalah tempat di mana Elon Musk secara aktif berbagi pandangan, informasi, dan pemikirannya tentang berbagai topik, termasuk produk-produk dan inovasi yang dikembangkan oleh perusahaannya. Elon Musk bukan hanya seorang pemimpin perusahaan terkenal, tetapi juga merupakan salah satu contoh yang paling mencolok dalam hal *personal branding*.

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen netizen terhadap *personal branding* yang dilakukan Elon Musk pada Platform X. Penelitian ini akan menganalisis percakapan dan interaksi yang melibatkan Elon Musk dan produk-produk yang ia wakili, dengan fokus pada bagaimana *personal branding*nya mempengaruhi sentimen positif, negatif, atau netral yang muncul di kalangan netizen. Dalam hal ini, digunakan pendekatan analisis *Support Vector Machine* (SVM) untuk menganalisis sentimen netizen. Metode SVM digunakan dalam penelitian ini karena algoritma SVM merupakan algoritma dengan performa terbaik, dilihat dari nilai *f1-score* yang paling tinggi dibandingkan dengan algoritma lainnya, seperti *Random Forest*, *Logistic Regression*, dan model *IndoBERT* [2].

Beberapa penelitian sebelumnya telah mengeksplorasi konsep *personal branding*, pengaruh tokoh terkenal dalam branding produk, dan analisis sentimen di media sosial. Namun, penelitian yang secara khusus membahas analisis sentimen netizen terhadap *personal branding* seorang tokoh terkenal di platform X dengan metode *Support Vector Machine* (SVM) masih terbatas. Hal ini berdasarkan riset pada beberapa penelitian terdahulu, seperti penelitian mengenai pengaruh *personal branding* suatu produk terhadap loyalitas pelanggan dengan uji-t kuesioner [3], penelitian mengenai sentimen pengguna twitter terhadap maskapai penerbangan dengan metode SVM [4], dan beberapa penelitian lainnya. Penelitian ini akan membawa kontribusi tambahan dalam pemahaman tentang bagaimana penggunaan *personal branding* oleh tokoh terkenal di media sosial dapat mempengaruhi pandangan publik tentang citra pribadi maupun produk. Hasil penelitian ini juga dapat memberikan manfaat praktis bagi perusahaan dalam mengelola *personal*

branding dan strategi branding produk mereka di era media sosial.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 *Personal Branding*

Personal branding adalah suatu proses yang bertujuan untuk membentuk citra atau pandangan yang dimiliki oleh masyarakat terhadap berbagai aspek individu, seperti kepribadian, keterampilan, dan nilai-nilai yang dimiliki. Tujuan utamanya adalah untuk menciptakan pandangan positif dari masyarakat, yang kemudian dapat digunakan sebagai alat pemasaran [5]. Dalam kehidupan sehari-hari, terutama dalam konteks bisnis, *personal branding* dapat menjadi alat yang sangat efektif untuk membedakan diri dari orang lain, terutama dari pesaing. Keuntungan dari memiliki *personal branding* yang kuat di antaranya bisa menjadi "*top of mind*" di antara audiens yang menjadi perhatian, meningkatkan otoritas dan kepercayaan dalam pengambilan keputusan, menempatkan diri sebagai pemimpin, meningkatkan harga diri dan rasa kebanggaan pribadi, mendapatkan pengakuan, dan memudahkan pencapaian tujuan individu [6].

2.2 Elon Musk

Elon Musk merupakan pengusaha, penemu, dan tokoh bisnis dari Amerika Serikat. Ia merupakan pendiri, CTO, dan CEO SpaceX, CEO dan arsitek produksi Tesla, Inc., pendiri The Boring Company, dan juga pendiri Neuralink dan OpenAI. Musk juga berperan dalam pendirian PayPal. Setelah mempelajari perdagangan selama dua tahun di Queen's University Business School, Musk memperoleh gelar sarjana ekonomi dan gelar sarjana fisika dari Wharton School of the University of Pennsylvania. Elon Musk memiliki tiga kebangsaan, yaitu Afrika Selatan, Kanada, dan Amerika Serikat [7]. Musk memiliki cara yang unik untuk mempromosikan bisnisnya. Melalui *tweet* di X nya, Musk telah mengumumkan peluncuran produk, berbagi pembaruan tentang kemajuan teknologi, dan bahkan melakukan sesi tanya jawab dadakan dengan para pengikutnya. Hal ini menarik atensi netizen di seluruh dunia untuk mengenal bisnis maupun produknya.

2.3 Platform X

X merupakan salah satu layanan jejaring sosial yang dioperasikan oleh perusahaan X, Inc.. Layanan ini pertama kali dibuat oleh Jack Dorsey pada bulan Maret 2006 dan situs webnya diluncurkan pada bulan Juli pada tahun yang sama. Sejak peluncurannya, X telah menjadi salah satu situs web yang paling banyak dikunjungi di seluruh dunia. X menyediakan platform *microblogging* yang memungkinkan pengguna untuk mengirim pesan singkat secara *real-time*, berbicara tentang berbagai topik, berdiskusi tentang isu-isu terkini, mengeluh, dan menyatakan pandangan positif mereka tentang produk yang mereka gunakan dalam kehidupan sehari-hari [8]. X juga merupakan media sosial yang dapat digunakan untuk menyampaikan tulisan/gagasan dari seseorang, dan Indonesia merupakan salah satu pengguna X yang terbanyak di

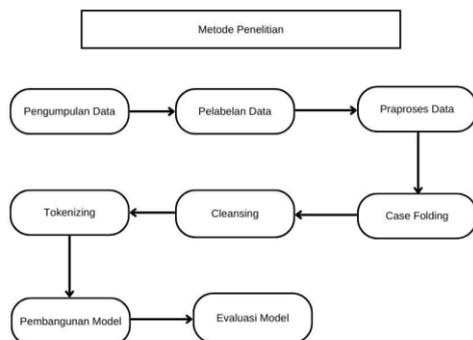
dunia dengan angka 19,5 juta pengguna dari total 500 juta pengguna global [9]

2.4 Analisis Sentimen

Analisis sentimen, yang juga dikenal sebagai penambangan opini, merujuk pada domain luas dalam pengolahan bahasa alami, komputasi linguistik, dan penambangan teks. Tujuan utamanya adalah untuk menganalisis opini, sentimen, penilaian, atau perasaan seseorang terhadap suatu topik, produk, layanan, organisasi, individu, atau kegiatan tertentu, baik dalam bentuk lisan maupun tulisan. Tugas pokok dalam analisis sentimen adalah mengelompokkan teks yang terdapat dalam sebuah kalimat atau dokumen, lalu menentukan apakah pendapat yang terkandung dalam kalimat atau dokumen tersebut bersifat positif, negatif, atau netral. Dengan menggunakan teknik ini, kita dapat mencari dan menganalisis pendapat mengenai produk, merek, individu, atau topik tertentu [10]

3. METODOLOGI

Pada bagian ini akan ini akan dijelaskan tentang beberapa proses terkait dengan tahapan metodologi penelitian yang dilakukan mulai dari pengumpulan data, pelabelan data, praproses data, pembangunan model, evaluasi model, hingga visualisasi data.



Gambar 1. Alur tahapan metode penelitian.

Gambar 1. berikut ini merupakan penjelasan mengenai tahapan-tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini.

2.1 Pengumpulan Data

Pengumpulan data diambil dengan cara *crawling data*, yaitu proses pengumpulan data yang digunakan untuk mengumpulkan informasi yang dibutuhkan secara otomatis dari sumber internet dalam hal ini digunakan platform X sebagai sumbernya dan menggunakan *tools* Jupyter Notebook. Data yang diambil merupakan data *tweet* netizen yang berasal dari beberapa postingan akun @elonmusk di platform X.

2.2 Pelabelan Data

Tweet netizen diklasifikasikan menjadi 3 jenis sentimen yaitu positif, negatif, dan netral. Selanjutnya pemberian label positif, negatif, dan netral diberikan secara manual pada *tweet* yang mengandung sentimen kata-kata yang sesuai. Sementara untuk *tweet* yang tidak memiliki korelasi sentimen manapun atau tidak ada kaitannya akan diberikan label tidak relevan.

2.3 Praproses Data

Data *raw* yang telah didapatkan selanjutnya dilakukan proses pengubahan data menjadi data yang siap untuk digunakan. Proses ini dilakukan menggunakan script Python dengan beberapa tahapan berikut:

- Menghapus data berlabel “tidak relevan”

Dalam tahap awal pengolahan data, penghapusan data berlabel tidak relevan ditujukan agar memastikan bahwa hanya informasi yang relevan dengan tujuan analisis yang tetap ada dalam dataset.

- Case folding*

Case folding adalah menyeragamkan seluruh huruf menjadi huruf kecil. *Case folding* membantu menghindari masalah ketika kata yang sama dianggap berbeda hanya karena perbedaan dalam huruf besar atau huruf kecilnya, sehingga mempermudah analisis dan pencocokan teks. Gambar 2. berikut ini merupakan script Python yang digunakan dalam proses *case folding*:

```
# Membuat semua huruf menjadi huruf kecil
df.full_text = df.full_text.str.lower()
```

Gambar 2. Script Python tahap *case folding*

- Cleansing* (pembersihan dokumen)

Cleansing merupakan tahap menghapus karakter kosong, penghapusan kata penghubung (*stopword removal*), tanda baca, dan simbol yang tidak relevan. Dengan melakukan tahap *cleansing*, data teks menjadi lebih siap untuk tahapan analisis selanjutnya, seperti pemodelan sentimen, klasifikasi, atau ekstraksi informasi. Gambar 3. berikut ini merupakan script Python yang digunakan dalam proses *cleansing*:

```
#Remove stopwords
from nltk.corpus import stopwords
nltk.download('stopwords')
sw_nltk = stopwords.words('english')

df.full_text = df.full_text.apply(lambda
x: ' '.join ([word for word in x.split()
if word not in (sw_nltk)]))

# Menghilangkan symbol-symbol
pattern = r'[$-/:-?{-~!"^_`\\]']
df.full_text = df.full_text.str.replace
(pattern, '', regex=True)
```

Gambar 3. Script Python tahap *cleansing*

- Tokenization*

Tokenization merupakan proses untuk membagi teks yang berupa kalimat, paragraf atau dokumen, menjadi token-token, kata-kata, atau bagian-bagian tertentu. *Tokenization* digunakan untuk memudahkan model mendeteksi makna dari kata-kata, token-token, atau bagian-bagian yang ada dalam data *training*. Proses *tokenization* dilakukan dengan metode TF-IDF (*Term Frequency and Inverse Document Frequency*). Metode TF-IDF adalah sebuah teknik yang digunakan untuk memberikan nilai bobot yang berbeda pada setiap kata dalam sebuah dokumen berdasarkan

seberapa sering kata tersebut muncul dalam dokumen tersebut dan berapa kali kata tersebut muncul dalam seluruh koleksi dokumen. Hasil tokenization dengan metode TF-IDF akan digunakan untuk pemodelan dengan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) [2]. Metode TF-IDF dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut:

$$idf(t) = \log \frac{1+n_d}{1+df(d,t)} + 1(1)$$

Dengan n_d adalah jumlah dokumen dan $df(d,t)$ adalah istilah yang ada dalam sejumlah dokumen.

2.4 Pembangunan Model

Proses pembangunan model dilakukan menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM). *Support Vector Machine* (SVM) adalah salah satu metode klasifikasi dalam machine learning yang termasuk dalam kategori supervised learning. SVM digunakan untuk memprediksi kelas dari data berdasarkan model atau pola yang telah ditemukan selama pemrosesan data. Pada dasarnya, SVM melakukan klasifikasi dengan mencari garis pembatas (*decision boundary*) atau *hyperlane* yang dapat memisahkan dua atau beberapa kelas yang berbeda [11]. SVM menggambar hyperplane tersebut dengan mentransformasikan data menggunakan bantuan fungsi matematika yang disebut “kernel”. Jenis Kernel adalah linier, sigmoid, RBF, non-linier, polinomial, dan lainnya. Parameter penyetulan kernel RBF ditujukan untuk masalah non-linier dan juga merupakan kernel tujuan umum yang digunakan ketika tidak ada pengetahuan sebelumnya tentang data. Sedangkan kernel linier digunakan untuk masalah yang dapat dipisahkan secara linier sehingga penelitian ini menggunakan kernel linier untuk mentransformasikan data.

Dataset dibagi menjadi data *training* dan data *testing*, dimana umumnya data *training* akan memiliki jumlah yang jauh lebih besar daripada data *testing*. Data *training* akan digunakan untuk melatih machine learning model, dan data *testing* akan digunakan untuk memvalidasi hasil 'latihan' yang sudah dilakukan model untuk menentukan kelayakan sebuah model. Dalam penelitian ini data yang digunakan untuk *training* sebanyak 75% data dan sisanya digunakan untuk *testing*. Gambar 4. berikut ini merupakan script Python yang digunakan untuk membagi dataset menjadi data *training* dan data *testing*:

```
# Split Dataset menjadi Training dan Testing
X_tr, X_tst, y_tr, y_tst = tts(df.full_text, df.label,
                             test_size=25/100, random_state=109)

print(X_tr)
```

Gambar 4. Script Python split dataset

Selanjutnya dibangun model untuk pengklasifikasian data dengan algoritma *Support Vector Machine* (SVM).

```
# Create feature vectors
vectorizer = TfidfVectorizer(min_df = 2,
                             max_df = 0.9,
                             sublinear_tf = True,
                             use_idf = True)

train_vectors = vectorizer.fit_transform(X_tr)
test_vectors = vectorizer.transform(X_tst)

# Perform classification with SVM, kernel=linear
classifier_linear = svm.SVC(kernel='linear')
classifier_linear.fit(train_vectors, y_tr)
prediction_linear = classifier_linear.predict(test_vectors)
```

Gambar 5. Script Python tahap pembangunan model

Gambar 5 merupakan script Python yang digunakan untuk membangun model yang nantinya akan dievaluasi pada tahap selanjutnya.

2.5 Evaluasi Model

Evaluasi performa algoritma pembelajaran merupakan langkah kritis dalam menilai sejauh mana model tersebut efektif dalam memenuhi tujuannya. Hasil klasifikasi akan ditunjukkan dalam *confusion matrix*. *Confusion Matrix* adalah sebuah tabel yang digunakan untuk merangkum hasil klasifikasi model, dan ini membantu dalam menentukan kinerja model klasifikasi tersebut. Matriks pada Gambar 6. ini menggambarkan jumlah instance yang diklasifikasikan dengan benar (diagonal utama) dan kesalahan klasifikasi (diagonal sekunder) untuk setiap kelas (positif, negatif, netral). Dalam kasus ini, angka-angka tersebut mencerminkan berapa banyak data yang terklasifikasi dengan benar atau salah dalam masing-masing kelas. Matriks pada *confusion matrix* mencakup nilai *True Positive* (TP), yang mewakili jumlah data yang diklasifikasikan dengan benar dalam kelas yang relevan; nilai *False Positive* (FP), yang mewakili jumlah data yang salah diklasifikasikan dalam kelas yang relevan saat seharusnya berada di kelas lain; nilai *False Negative* (FN), yang mewakili jumlah data yang salah diklasifikasikan dalam kelas lain saat seharusnya berada di kelas yang relevan; dan nilai *True Negative* (TN), yang mewakili jumlah data yang diklasifikasikan dengan benar dalam kelas lain [2].

		Actual Values	
		Positive	Negative
Predicted Values	Positive	True Positive	False Positive
	Negative	False Negative	True Negative

Gambar 6. Confusion Matrix [12]

Sebagai ilustrasi, Gambar 7 menampilkan beberapa *matrix* kinerja model, termasuk *precision*, *recall*, dan *f1-score*, yang dihitung berdasarkan nilai TP, TN, FP, dan FN yang diperoleh dari *confusion*

matrix. *Precision* adalah sebuah algoritma dilihat dari perbandingan data yang terklasifikasi dengan benar (TP) dengan total data yang telah terprediksi benar (TP + FP). *Recall* didefinisikan sebagai perbandingan antara data yang terklasifikasi dengan benar (TP) dengan total data yang sebenarnya benar (TP + FN). *F1-score* menyatakan keseimbangan antara *precision* dan *recall* [13]. Berikut ini merupakan script Python yang digunakan untuk menghitung *precision*, *recall*, dan *f1-score* beserta script Python untuk menampilkan *confusion matrix*:

```
# results
print("Training time: %fs; Prediction time: %fs" %
      (time_linear_train, time_linear_predict))

report = classification_report(y_tst, prediction_linear,
                              output_dict=True, zero_division=False)
print('positive: ', report['positif'])
print('negative: ', report['negatif'])
print('netral: ', report['netral'])

# total data training :
print('Total training: ', len(X_tr))
print('Total testing: ', len(X_tst))

cm = confusion_matrix(y_tst, prediction_linear,
                     labels=["positif", "negatif", "netral"])
print(cm)

plt.figure(figsize=(10,7))
sn.heatmap(cm, annot=True,
           xticklabels=["positif", "negatif", "netral"],
           yticklabels=["positif", "negatif", "netral"])
plt.xlabel('Predicted')
plt.ylabel('Truth')
```

Gambar 7. Script Python tahap evaluasi model

2.6 Visualisasi

Data yang sudah didapat selanjutnya akan divisualisasikan menggunakan *tools* bernama *Wordcloud*. *Wordcloud* adalah representasi visual dari seberapa sering kata-kata muncul dalam teks tertulis atau konten di situs web. Dalam *wordcloud*, kata-kata yang sering muncul ditampilkan dengan huruf yang lebih besar, sedangkan kata-kata yang muncul lebih jarang akan memiliki huruf yang lebih kecil. Dengan kata lain, ukuran huruf dalam *wordcloud* mencerminkan sejauh mana kata tersebut muncul dalam teks atau konten yang dianalisis [14].

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Pengumpulan Data

Setelah dilakukan *crawling data* pada aplikasi X, didapatkan data mentah sebanyak 245 data komentar yang terdiri dari 12 atribut, yaitu *created_at*, *id_str*, *full_text*, *quotecount*, *reply_count*, *retweet_count*, *favorite_count*, *lang*, *user_id_str*, *conversation_id_str*, *username*, dan *tweet_url*. Berdasarkan data yang telah didapat, kami hanya akan mengambil satu atribut yang sesuai untuk diolah pada penelitian kali ini, yaitu atribut *full_text*.

4.2 Pelabelan Data

Setelah data diberi label, didapatkan 82 *tweet* berlabel positif, 51 *tweet* berlabel negatif, 56 *tweet* berlabel netral, dan 56 *tweet* tidak relevan. Tabel 1.

berikut ini merupakan contoh pelabelan klasifikasi *tweet* netizen.

Tabel 1. Contoh pelabelan klasifikasi *tweet* netizen

No	full text	klasifikasi
1	Thanks for caring when clearly no one in the MSM will cover this accurately.	Positif
2	This is great humor Elon.	
3	Sick. Is this in the CCA?	Negatif
4	We don't care Elon, Messi just lost another final, it's all that matters atm.	
5	The best way to understand the reality of a situation is to see it with your own eyes." - Nelson Mandela"	Netral
6	It shows the current state of the MSM and political landscape where exposing such important issues is being left to a tech billionaire.	
7	pewdiepie said that you can only host meme review if you follow me on twitter	Tidak Relevan
8	@tokenizedtweets 0xf4ed4FE99943513Ea6E 70ff576986311f416127c	

4.3 Praproses Data

Setelah dilakukan pelabelan data, selanjutnya dilakukan praproses data dengan hasil sebagai berikut:

```
0 people need understand taking strong stance il...
1 sick administration criminal #impeachbidennow ...
3 biden admin congress derelict duties border na...
4 god bless @elonmusk granddad said many times ...
7 american people appreciate facts thanks elon
...
240 shadow ban elon yous bitch real shit marine ni...
241 elon musk cunt russian asset imagine mocking r...
242 seems twitter started purge accounts reason fi...
243 within one week two favourite moots sussed hat...
244 elon musk got billions government aid becoming...
Name: full_text, Length: 189, dtype: object
216 saying tho how idiot looks like asking billion...
79 yes
223 elon musk fucking moron clown look racist goon...
110 elon look sexy
82 sick cca
...
47 elon citizen journalism now dayng
109 msm i;%resistance futile must assimilated;% h...
198 finally livestreaming coming x
196 @amirisbrown original diablo new one
10 thanks caring clearly one msm cover accurately
```

Gambar 8. Hasil praproses data

Berdasarkan hasil Gambar 8. di atas didapatkan data yang telah sesuai dengan model yang akan dibentuk dimana data tersebut sudah melewati tahap penghapusan data berlabel "tidak relevan", *case folding*, *cleansing*, dan *tokenization*. Data tersebut akan dibangun model yang sesuai.

4.4 Pembangunan Model

Setelah dilakukan praproses data, dataset dibagi menjadi data *training* dan data *testing* dengan hasil berikut:

```

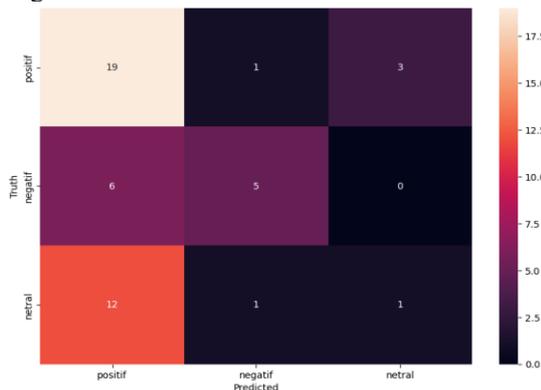
216 saying tho how idiot looks like asking billion...
79 yes
223 elon musk fucking moron clown look racist goon...
110 elon look sexy
82 sick cca
...
47 elon citizen journalism now dayng
109 msm i%resistance futile must assimilated% h...
198 finally livestreaming coming x
196 @amirisbrown original diablo new one
10 thanks caring clearly one msm cover accurately
Name: full_text, Length: 141, dtype: object
    
```

Gambar 9. Hasil *split* dataset

Dari Gambar 9, dapat dilihat data berhasil dibagi menjadi 197 data *training* dan 48 data *testing*. Model yang telah didapatkan dari data *training* selanjutnya akan digunakan untuk mengevaluasi data *testing*.

4.5 Evaluasi Model

Model SVM yang telah dibuat selanjutnya dievaluasi dengan *confusion matrix* dengan hasil sebagai berikut:



Gambar 10. Confusion Matrix

Dari Gambar 10, dapat dilihat bahwa model cenderung lebih baik dalam mengidentifikasi sentimen positif dibandingkan label lainnya. Model memiliki performa yang rendah dalam mengklasifikasikan sentimen netral, dengan banyaknya kesalahan dalam pengklasifikasian kelas ini. Komentar sentimen negatif memiliki performa yang cukup baik dalam hal presisi, tetapi recall yang lebih rendah. Hal ini menunjukkan bahwa model cenderung lebih baik dalam mengenali komentar positif, tetapi memerlukan perbaikan dalam mengenali komentar netral dan negatif.

Tabel 2. Performa algoritma SVM

	Precision	Recall	f1-score	Support
Positif	0.5135	0.826	0.6333	23
Negatif	0.7142	0.454	0.5555	11
Netral	0.25	0.071	0.1111	14

Dari Tabel 2, dapat dilihat bahwa model SVM memiliki performa yang paling baik dalam mengklasifikasikan sentimen positif dengan *precision* yang relatif tinggi (0.5135) dan *recall* yang tinggi (0.826), serta *f1-score* yang baik (0.633). Ini

menunjukkan bahwa model mampu mengidentifikasi sebagian besar komentar yang sebenarnya positif. Dalam mengklasifikasikan sentimen negatif, model memiliki presisi yang tinggi (0.7142), tetapi *recall* (0.454) lebih rendah. Ini berarti model cenderung lebih baik dalam mengidentifikasi komentar yang sebenarnya negatif daripada komentar yang sebenarnya positif, meskipun masih ada kesalahan. Model memiliki performa yang paling rendah dalam mengklasifikasikan sentimen netral dengan *precision* (0.25), *recall* (0.071), dan *f1-score* (0.111) semuanya rendah. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki kesulitan dalam mengenali komentar netral.

Selain menggunakan confusion matrix, evaluasi juga dilakukan dengan mengambil 3 sampel *tweet* netizen yang lain dari akun @elonmusk dan menggunakan model yang telah didapatkan. Berikut ini adalah contoh dari pengujian tersebut:

```

[24] review1 = ""Thanks elon for making X the best app in the world""
review_vector1 = vectorizer.transform([review1]) # vectorizing
print(classifier_linear.predict(review_vector1))

review2 = ""Censorship is canceling the real meaning of safety.""
review_vector2 = vectorizer.transform([review2]) # vectorizing
print(classifier_linear.predict(review_vector2))

review3 = ""Fuck Elon Fr, suspend me for no reason""
review_vector3 = vectorizer.transform([review3]) # vectorizing
print(classifier_linear.predict(review_vector3))

['positif']
['positif']
['negatif']
    
```

Gambar 11. Pengujian algoritma SVM

Dari Gambar 11, *tweet* kedua yang seharusnya berlabel “netral” diberi label “positif” oleh model. Hal ini berarti model masih kurang tepat dalam mendeteksi *tweet* berlabel “netral”.

4.6 Visualisasi

Tahap terakhir adalah tahap visualisasi dengan menggunakan *wordcloud* dan model SVM yang telah di-*training* sebelumnya untuk mengetahui jenis sentimen netizen terhadap *personal branding* Elon Musk.

4.6.1 Visualisasi Menggunakan Wordcloud

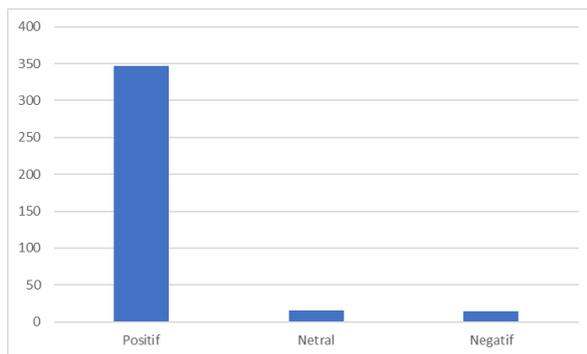


Gambar 12. Visualisasi data menggunakan wordcloud

Berdasarkan Gambar 12, dapat dilihat bahwasanya kata yang sering muncul tergolong ke dalam *tweet* positif. Dengan begitu, respon netizen sebagian besar adalah positif terhadap *personal branding* Elon Musk.

4.6.2 Visualisasi Menggunakan Model SVM

Dengan menggunakan model yang sudah di-*training* sebelumnya, dilakukan pengujian model terhadap komentar-komentar yang ada di platform X terhadap Elon Musk dan didapatkan jumlah sentimen positif, negatif, dan netral seperti pada gambar 13 di bawah ini:



Gambar 13. Visualisasi jumlah masing-masing sentimen

Dari Gambar 13, dapat dilihat bahwa sentimen netizen terhadap *personal branding* Elon Musk mayoritas adalah positif. Angka ini sangat jauh jika dibandingkan dengan jumlah sentimen netral atau negatif.

5. KESIMPULAN

Penelitian ini melakukan analisis sentimen netizen terhadap *personal branding* yang dilakukan Elon Musk pada platform X dengan menggunakan metode *Support Vector Machine (SVM)*. Sumber data yang digunakan adalah *tweet* yang berasal dari komentar netizen pada *tweet* Elon Musk di platform media sosial X. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengidentifikasi kata-kata yang umum digunakan oleh netizen untuk mengekspresikan pandangan tentang Elon Musk, serta untuk menganalisis sentimen netizen terhadap *personal branding* yang dilakukan Elon Musk pada Platform X.

Dalam pembangunan model sentimen, ditemukan bahwa algoritma model SVM memiliki performa yang paling baik dalam mengklasifikasikan sentimen positif dengan presisi yang relatif tinggi (0.5135) dan *recall* yang tinggi (0.826), serta *f1-score* yang baik (0.633). Model SVM yang didapat memiliki performa yang kurang baik dalam mengklasifikasikan sentimen negatif dan netral. Hal ini dikarenakan beberapa faktor. Pertama, data yang digunakan untuk training masih sangat sedikit sehingga performa model juga tidak maksimal. Kedua, adanya perbedaan yang signifikan dalam jumlah sampel antara sentimen positif, negatif, dan netral. Dalam kasus ini, sentimen positif memiliki lebih banyak sampel daripada negatif dan netral,

sehingga model cenderung memiliki performa yang buruk dalam mengklasifikasikan kelas minoritas. Ketiga, label data yang diberikan mungkin tidak konsisten atau tidak akurat, sehingga model akan mempelajari pola yang salah dan menghasilkan performa yang buruk.

Dari analisis data yang dilakukan, ditemukan bahwa sentimen positif mendominasi *personal branding* yang dilakukan Elon Musk. Hal ini dibuktikan dari hasil wordcloud dan model SVM yang telah di-*training* sebelumnya. Dapat disimpulkan bahwa *personal branding* yang dilakukan Elon Musk melalui platform X berhasil mendatangkan respon positif dari kalangan netizen.

6. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Khoerrunnisa, D. A., Sjoraida, D. F., & Priyatna, C. C. (2019). Personal Branding Politisi Generasi Millennials Studi Deskriptif Personal Branding Faldo Maldini Sebagai Politisi Generasi Millennials. *Jurnal Riset Komunikasi*, 10(2).
- [2] Amal, M. I., Rahmasita, E. S., Suryaputra, E., & Rakhmawati, N. A. (2022). Analisis Klasifikasi Sentimen Terhadap Isu Kebocoran Data Kartu Identitas Ponsel di X. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 8(3), 645-660.
- [3] Leticia, L., & Rusdi, F. (2021). Pengaruh Personal Branding Felicya Angelista di Instagram Terhadap Loyalitas Pelanggan Produk Scarlett Whitening. *Prologia*, 5(2), 329-334.
- [4] Pravina, A. M., Cholisoddin, I., & Adikara, P. P. (2019). Analisis Sentimen Tentang Opini Maskapai Penerbangan pada Dokumen Twitter Menggunakan Algoritme Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 3(3), 2789-2797.
- [5] Haroen, Dewi. (2012). *Personal Branding: Kunci Kesuksesan Berkiprah di Dunia Politik*. Jakarta: Gramedia Pustaka Utama.
- [6] Setyanto, Y., & Winduwati, S. (2016). Pentingnya Kemampuan Personal Branding di Era Digital. In *Seminar Nasional Hasil Penerapan Penelitian dan Pengabdian Pada Masyarakat* (Vol. 3, p. 181).
- [7] Afditya imam, "Profil Elon Musk, Konglomerat Dunia Pendiri Tesla", <https://www.tagar.id/profilelon-musk-konglomerat-dunia-pendiri-tesla>, di akses pada 14 juni 2022.
- [8] Faradhillah, N. Y., Kusumawardani, R. P., & Hafidz, I. (2016). Eksperimen Sistem Klasifikasi Analisa Sentimen X pada Akun Resmi Pemerintah Kota Surabaya Berbasis Pembelajaran Mesin. *SESINDO 2016, 2016*.
- [9] Savitri, N. L. P. C., Rahman, R. A., Venyutzky, R., & Rakhmawati, N. A. (2021). Analisis

- klasifikasi sentimen terhadap sekolah daring pada X menggunakan Supervised Machine Learning. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 7(1).
- [10] Amrullah, A. Z., Anas, A. S., & Hidayat, M. A. J. (2020). Analisis Sentimen Movie Review Menggunakan Naive Bayes Classifier Dengan Seleksi Fitur Chi Square. *Jurnal Bumigora Information Technology (BITe)*, 2(1), 40-44.
- [11] J. Han, M. Kamber, and J. Pei, *Data Mining: Concepts and Techniques*, Second Edition, 2nd ed. Morgan Kaufmann, 2006.
- [12] Seraydarian, L. "What Is a Confusion Matrix in Machine Learning?" [Online]. Available: <https://plat.ai/blog/confusion-matrix-in-machine-learning/>. [Diakses 5 Okt 2023].
- [13] Scikit-learn. "sklearn.metrics.precision_recall_fscore_support" [Online]. Available: https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.metrics.precision_recall_fscore_support.html#sklearn.metrics.precision_recall_fscore_support [Diakses 5 Okt 2023].
- [14] BASHRI, M. F. A., & KUSUMANINGRUM, R. (2017). Analisis sentimen menggunakan latent dirichlet allocation dan visualisasi topic polarity wordcloud (Doctoral dissertation, Universitas Diponegoro).