

ANALISIS SENTIMEN MASYARAKAT TERHADAP PAYLATER MENGGUNAKAN METODE NAIVE BAYES CLASSIFIER

Alfandi Safira¹, Firman Noor Hasan²

^{1,2} Universitas Muhammadiyah Prof. Dr. HAMKA

Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknologi Industri dan Informatika
Jl. Tanah Merdeka No.6, RT.10/RW.5, Rambutan, Kec. Ciracas, Kota Jakarta Timur,
Daerah Khusus Ibukota Jakarta 13830

e-mail: ¹alfandisafira@gmail.com, ²firman.noorhasan@uhamka.ac.id

Abstrak

Belanja online begitu disukai masyarakat karena mudah dan nyaman saat dilakukan. Kemudahan belanja online didukung dengan metode pembayaran melalui paylater. Namun, paylater juga mengakibatkan perilaku yang buruk seperti impulse buying. Tanggapan yang beraneka ragam dari masyarakat membuat peneliti melakukan penelitian untuk mengetahui pandangan masyarakat terhadap paylater. Metode yang digunakan dalam penelitian ini yaitu dengan menerapkan analisis sentimen menggunakan metode Naive Bayes Classifier dan TextBlob dari pustaka TetxBlob dengan bahasa pemrograman Python. Dataset yang dikumpulkan melalui Twitter menghasilkan 405 data. Analisis sentimen dengan metode Naive Bayes Classifier menghasilkan sentimen negatif sebesar 70,62% atau 286 data, sentimen positif yaitu 22,72% atau 92 data, sentimen netral sebesar 6,67% atau 27 data. Sementara itu dengan metode TextBlob juga menghasilkan sentimen negatif yang lebih banyak yaitu sebesar 55,8% atau 226 data, sentimen positif yang berjumlah 33,09% atau 134 data, sentimen netral berjumlah 11,11% atau 45 data. Dengan demikian, dapat disimpulkan masyarakat merasakan kurang baik terhadap penggunaan paylater. Pada pengujian model dengan confusion matrix menunjukkan bahwa algoritma Naive Bayes Classifier lebih akurat dengan sebesar 91% dibanding TextBlob yang hanya 61%.

Kata kunci: Analisis Sentimen, Paylater, Python, Naive Bayes Classifier, TextBlob

Abstract

Online shopping is so popular with the public because it is easy and convenient to do. The convenience of online shopping is supported by the payment method via paylater. However, paylater also results in bad behavior such as impulse buying. Various responses from the community made researchers conduct research to find out the public's view of paylater. In this study, researchers tried to do sentiment analysis using the Naive Bayes Classifier and TextBlob methods from the TetxBlob library with the Python programming language. From the dataset collected via Twitter, it produces 405 data. Sentiment analysis using the Naive Bayes Classifier method produces a negative sentiment of 70.62% or 286 data, positive sentiment is 22.72% or 92 data, neutral sentiment is 6.67% or 27 data. Meanwhile, using the TextBlob method also produced more negative sentiment, namely 55.8% or 226 data, positive sentiment collected 33.09% or 134 data, neutral sentiment amounted to 11.11% or 45 data. Thus, it can be concluded that the community feels unfavorable towards the use of paylater. In testing the model with the confusion matrix, it can be seen that the Naive Bayes Classifier algorithm is more accurate by 91% compared to TextBlob which is only 61%.

Keywords: Sentiment Analysis, Paylater, Python, Naive Bayes Classifier, TextBlob

1. PENDAHULUAN

Di era teknologi yang begitu canggih, banyak penemuan yang memberikan kemudahan bagi peradaban manusia. Salah satu yang paling sangat dirasakan manfaatnya adalah penemuan internet.

Teknologi internet membantu masyarakat untuk menjalani kehidupan dengan lebih mudah, praktis, dan efisien [1]. Pemanfaatan teknologi melalui internet salah satunya yaitu pembelajaran secara daring atau pembelajaran *online* yang menjadi alternatif pembelajaran selama pandemi [2]. Selain pembelajaran *online*, perilaku lain yaitu belanja daring atau belanja *online*. Kemudian muncul istilah *e-book*, *e-learning*, *e-laboratory*, *e-education*, *e-library*, dan sebagainya [3]. Belanja *online* memudahkan masyarakat untuk membeli sesuatu sesuai dengan kebutuhan yang diinginkan. Belanja *online* di Indonesia sudah dimulai sejak 2012 [4]. Namun, saat itu kondisi internet belum begitu mudah untuk digunakan. Berbeda dengan saat ini, internet kini telah banyak digunakan oleh masyarakat dan membuat belanja *online* sebagai hal yang biasa dilakukan oleh masyarakat.

Belanja *online* disukai oleh masyarakat karena begitu sederhana dan harga barang relatif lebih murah [5]. Banyak kemudahan yang dirasakan ketika belanja *online*. Pembeli merasakan kenyamanan karena dapat membeli dan bertransaksi hanya dengan duduk manis di rumah [6]. Namun, karena begitu nyaman menyebabkan masyarakat menjadi kecanduan belanja *online*. Masyarakat perlu mengontrol diri agar dapat menghindari kecanduan belanja *online* [7].

Kemudahan belanja *online* didukung dengan banyaknya metode pembayaran yang dapat digunakan dalam bertransaksi. Tak terkecuali pembayaran dengan metode *paylater*. *Paylater* adalah metode pembayaran ketika bertransaksi belanja online di mana pembeli dapat membayar secara angsuran atau lunas sesuai tanggal tempo yang telah ditetapkan [8]. Pembeli diberikan pinjaman dana untuk membeli produk yang diinginkan. Desakan ekonomi, gaya hidup, penggunaan *cashless*, kepuasan belanja, dan promo yang menarik jadi motif masyarakat menggunakan *paylater* [9]. Selain itu, sistem pembayaran *paylater* ini memberikan dampak perilaku yang kurang baik di masyarakat, yaitu perilaku *impulse buying*. *Impulse buying* adalah perilaku membeli produk sesuai keinginan tanpa rencana dan alasan [10].

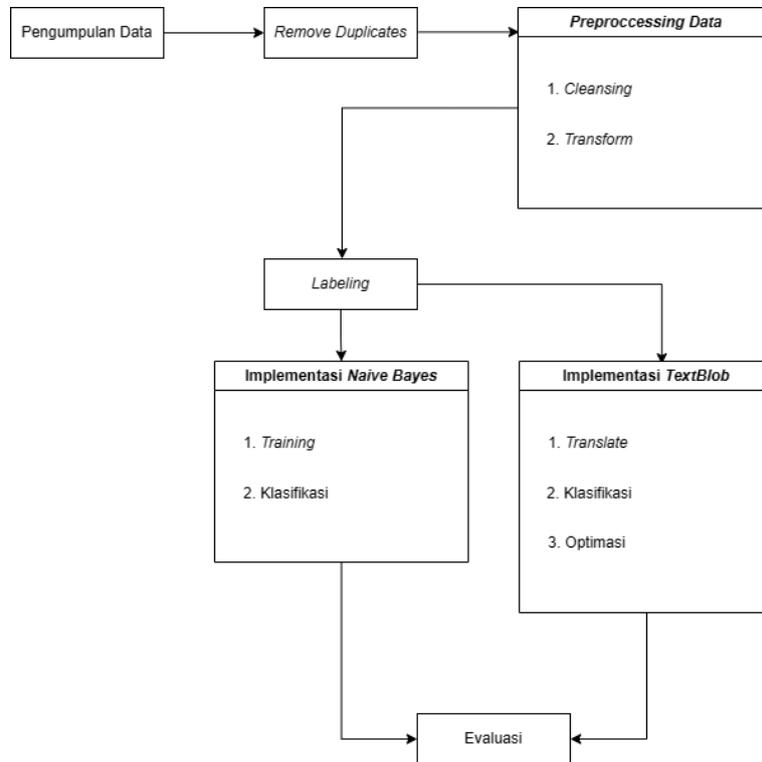
Dengan kemudahan dan keuntungan menggunakan *paylater* memberikan dampak yang beraneka ragam kepada masyarakat. Opini masyarakat juga bermacam-macam mengenai *paylater*. Untuk mengetahui opini yang beredar di masyarakat, sosial media seperti *Twitter* sangat dapat diandalkan. *Twitter* adalah media sosial sederhana yang penggunanya memungkinkan untuk mengunggah pesan singkat atau *tweet* dalam berbagai bentuk seperti teks, foto, audio, video, dan sebagainya [11]. *Twitter* merupakan aplikasi yang cukup banyak di gunakan oleh masyarakat Indonesia, khususnya dalam memberikan suatu pendapat [12]. Akun *autobase* yang ada di *Twitter* dapat menjadi lahan informasi dalam mengetahui suatu opini masyarakat. *Autobase* adalah akronim dari ‘*automatic*’ dan ‘*fanbase*’. Akun *autobase* dapat diartikan sebagai akun yang menampung pesan dari para pengikutnya yang dikirim melalui pesan langsung (*direct message*) dari akun *autobase* yang kemudian akan diunggah di akun *autobase* tanpa diketahui siapa pengirimnya [11]. Akun @worksfess adalah salah satu contoh akun *autobase* yang membicarakan topik yang berkaitan tentang pekerjaan, memiliki pengikut 500 ribu dan masih aktif mengunggah *tweet* hingga saat ini.

Tweet para pengguna *Twitter* dapat diklasifikasikan dengan menggunakan metode analisis sentimen. Analisis sentimen adalah teknik yang secara otomatis mengidentifikasi, mengekstraksi, dan memproses informasi tekstual untuk menemukan informasi emosional dalam ekspresi pikiran [13]. Klasifikasi tersebut akan mengetahui apakah *tweet* tersebut bersifat positif, netral, atau negatif. Pada penelitian kali ini analisis sentimen menggunakan algoritma *Naive Bayes* untuk menentukan apakah sebuah *tweet* bersifat positif, netral, atau negatif.

Melalui latar belakang yang telah dipaparkan pada sebelumnya, peneliti akan melakukan penelitian tentang analisis sentimen terhadap masyarakat khususnya para pekerja melalui akun @worksfess mengenai *paylater*. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui efektifitas algoritma *Naive Bayes* untuk melakukan analisis sentimen penggunaan *paylater* serta mengetahui pandangan masyarakat mengenai *paylater*.

2. METODE PENELITIAN

Gambar berikut adalah ilustrasi yang memperlihatkan tahapan penelitian yang dilakukan oleh peneliti.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Penelitian ini dimulai dengan pengumpulan data di mana data didapatkan melalui *crawling* di media sosial *Twitter* dengan *Python*. *Python* adalah bahasa pemrograman interpretatif yang mudah dipelajari dan dapat dijalankan pada berbagai platform dengan fokus utama pada keterbacaan kode [17]. Kemudian megeliminasi data yang bersifat duplikat. Data-data tersebut menjadi *dataset* yang digunakan untuk penelitian. *Dataset* perlu melauai proses *preprocessing* untuk menghapus data yang tidak dibutuhkan. Data perlu diolah agar dapat digunakan [18]. Setelah dilakukan *preprocessing* maka *dataset* siap diimplementasikan dengan beberapa model untuk analisis sentimen. Evaluasi pada model dilakukan untuk mengetahui seberapa akurat model yang digunakan untuk analisis sentimen.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pembahasan

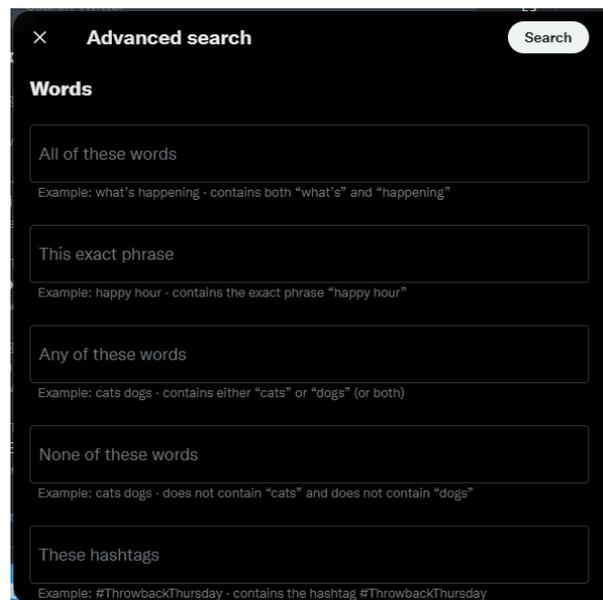
Sebelumnya telah ada beberapa penelitian yang berkaitan dengan analisis sentimen dengan menggunakan algoritma *Naive Bayes*. Algoritma *Naive Bayes* dipilih karena metode klasifikasi dengan formula sederhana dan mudah diterapkan serta memiliki akurasi yang cukup tinggi dibandingkan dengan metode lain [14]. *Naive Bayes* juga diyakini merupakan metode untuk melakukan pemisahan data terstruktur yang lebih unggul daripada metode pemisahan data terstruktur lainnya dalam hal akurasi dan komputasi [15]. Pada penelitian oleh Aldisa dan Maulana membandingkan antara algoritma *Naive Bayes*, *Decision Tree*, dan *SVM* menunjukkan bahwa presisi *Naive Bayes* menempati urutan terbaik [16]. Penelitian lain yang dilakukan oleh Hasan dan Dwijayanti menunjukkan bahwa akurasi dari algoritma *Naive Bayes* sangat baik yaitu 92,5% [15].

Namun, pada penelitian tersebut memiliki beberapa kekurangan seperti pada pengumpulan data harus memiliki akun *Twitter* untuk memperoleh *Key Token* dan *Key Access* sehingga data dibatasi oleh pihak *Twitter*. Penelitian tersebut menjadi referensi pada penelitian yang dilakukan namun dengan perbedaan pada penelitian kali ini menggunakan pustaka *snsrape* untuk pengumpulan data agar tidak terbatas untuk mendapatkan data dari *Twitter*.

3.2 Hasil

3.2.1 Pengumpulan Data

Pada tahap ini peneliti menggunakan fitur *advance search* pada *Twitter* untuk mengumpulkan data yaitu kumpulan *tweet* para pengguna yang membicarakan tentang *paylater*. Pada kolom fitur *advance search* ada beberapa kolom yang perlu diisi sesuai dengan kebutuhan.



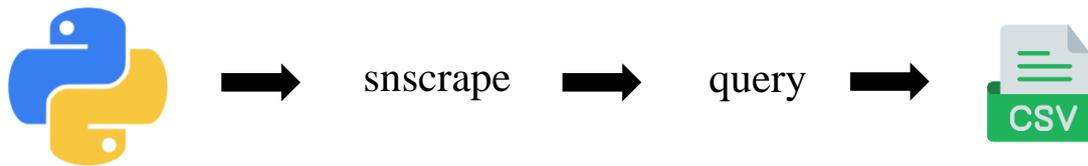
Gambar 2. Fitur *Advance Search Twitter*

Pada Gambar 2 ketika kolom-kolom tersebut diisi maka akan menghasilkan sebuah *query* pencarian yang akan digunakan pada kode program *Python*. *Query* adalah suatu perintah yang digunakan untuk menampilkan data [19]. Pada penelitian kali ini peneliti mendapatkan *query*: **'paylater (pakai OR pake) (to:worksfess) (@worksfess)'**

Tabel 1. Penjelasan *Query*

No.	Kata	Keterangan
1	<i>paylater</i>	Twit harus mengandung kata ' <i>paylater</i> '
2	(pakai OR pake)	Twit harus mengandung minimal kata 'pakai' atau 'pake'
3	(to:worksfess)	Twit harus dikirim ke @worksfess
4	(@worksfess)	Twit harus menyebutkan @worksfess

Query tersebut digunakan dalam kode *Python* dengan bantuan pustaka *snsrape* untuk mengumpulkan *tweet-tweet* yang sesuai untuk dijadikan *dataset*.



Gambar 3. Proses Pengumpulan Data

Pada Gambar 3 adalah proses pengumpulan data di *Twitter*. Peneliti menggunakan *Python* untuk mendapatkan *tweet*. Pustaka *snsrape* digunakan oleh peneliti untuk mendapatkan *tweet* dan keterangan lainnya tanpa perlu login akun *Twitter* terlebih dahulu. *Snsrape* adalah sebuah pustaka pada *Python* untuk mengumpulkan informasi layanan jejaring sosial seperti profil pengguna, tagar, atau unggahan yang relevan sesuai pencarian. *Snsrape* memerlukan sebuah *query* untuk mendapatkan *tweet* yang diinginkan. Pada sebelumnya peneliti telah mendapatkan *query* yang siap digunakan melalui fitur *advance search* pada *Twitter*. Setelah itu kumpulan *tweet* akan menjadi *dataset* dalam bentuk file *csv*. Dari hasil pengumpulan data didapatkan sebanyak 405 data yang akan menjadi *dataset*.

3.2.2 Remove Duplicates

Pada tahap ini peneliti mengeliminasi *tweet* duplikat agar data menjadi bersifat unik. Tahap ini mencegah penambahan bobot sampel dan sifat bias pada data.

```
23
24 df = df.drop_duplicates() # drop duplicates
25
```

Gambar 4. Proses Remove Duplicates

Pada gambar 4 adalah kode program untuk menghapus data duplikat pada data *tweet* yang telah dikumpulkan.

3.2.3 Preprocessing

Selanjutnya perlu dilakukan langkah *preprocessing* pada *dataset* dimana pada langkah ini terdiri dua tahapan seperti *cleansing* dan transformasi ke bahasa formal (*transform*).

3.2.3.1 Cleansing

Pada bagian *cleansing* atau pembersihan dilakukan dengan dua tahapan: pertama menghapus simbol *mention* *tweet* yang terkandung pada *tweet*; kedua menghapus url yang terkandung pada *tweet*.

```
6
7 list_delete_mention = []
8 # delete mention
9 for tweet in df["tweets"]:
10 | list_delete_mention.append(remove_something(tweet, "@[A-Za-z0-9]+"))
11
12 df['delete_mention'] = list_delete_mention
13
14 list_delete_url = []
15 # delete url
16 for tweet in df["delete_mention"]:
17 | list_delete_url.append(remove_something(tweet, "\w+:\/\/\S+"))
18
19 df['delete_url'] = list_delete_url
20
```

Gambar 5. Proses Cleansing

Pada gambar 5 adalah kode program untuk proses *cleansing* data untuk menghilangkan karakter-karakter yang tidak dibutuhkan.

Tabel 2. Hasil Proses *Cleansing*

twit	delete mention	delete url
@worksfess Data bisa dipake buat paylater, yg ngga usah pake rekening yg sama, dengan nama pemegang ktp. Paylater kan ngga kirim dana ke rekening ya. Terus fermuk juga ngga seaman itu. Apalagi kalo yg mainin data orang dalem lembaganya. Mudah sekali memang. W salah 1 korban nih. https://t.co/OECgAseqB2	Data bisa dipake buat paylater, yg ngga usah pake rekening yg sama, dengan nama pemegang ktp. Paylater kan ngga kirim dana ke rekening ya. Terus fermuk juga ngga seaman itu. Apalagi kalo yg mainin data orang dalem lembaganya. Mudah sekali memang. W salah 1 korban nih. https://t.co/OECgAseqB2	Data bisa dipake buat paylater, yg ngga usah pake rekening yg sama, dengan nama pemegang ktp. Paylater kan ngga kirim dana ke rekening ya. Terus fermuk juga ngga seaman itu. Apalagi kalo yg mainin data orang dalem lembaganya. Mudah sekali memang. W salah 1 korban nih.

3.2.3.2 Transform

Pada bagian *transform* yaitu mengubah kata yang tidak formal atau singkatan menjadi kata formal atau tidak disingkat. Pada bagian ini peneliti menggunakan *database* untuk mengubah kata per kata.

```

20
21 list_formal_tweet = []
22 vars = connect_to_db('localhost', 'root', '', 'analisis_sentimen')
23 cur = vars[0]
24 conn = vars[1]

```

Gambar 6. Proses Koneksi ke *Database*

Pada gambar 6 adalah proses koneksi ke *database* dengan *mysql* untuk mengambil data dari *database*.

```

25 j = 0
26 for tweet in df["delete_url"]:
27     i = 0
28     arr_tweet = tweet.split()
29     for item in arr_tweet:
30         single_quote = re.findall("'", item)
31         if (single_quote):
32             q1 = 'SELECT formal FROM kamus_formal WHERE slang = "' + i
33         else:
34             q1 = "SELECT formal FROM kamus_formal WHERE slang = '" + i
35
36         cur.execute(q1)
37         result = cur.fetchone()
38
39         if (result):
40             item = result[0]
41
42         if (i == 0):
43             temp_tweet = item
44         else:
45             temp_tweet += " " + item
46
47         i += 1
48
49     list_formal_tweet.append(temp_tweet)
50
51 df['formal_tweet'] = list_formal_tweet

```

Gambar 7. Proses *Transform*

Pada gambar 7 adalah *logic* perubahan kata per kata yang tidak formal atau disingkat menjadi formal atau tidak disingkat.

Tabel 3. Hasil Proses Transform

<i>delete url</i>	<i>transform</i>
Data bisa dipake buat paylater, yg ngga usah pake rekening yg sama, dengan nama pemegang ktp. Paylater kan ngga kirim dana ke rekening ya. Terus fermuk juga ngga seaman itu. Apalagi kalo yg mainin data orang dalem lembaganya. Mudah sekali memang. W salah 1 korban nih.	Data bisa dipakai buat paylater, yang enggak perlu pakai rekening yang sama, dengan nama pemegang ktp. Paylater kan enggak kirim dana ke rekening ya. Terus fermuk juga enggak seaman itu. Apalagi kalau yang mainkan data orang dalem lembaganya. Mudah sekali memang. gue salah 1 korban nih.

3.2.4 Labeling

Pada tahap ini pemberian label (*labeling*) dilakukan pada sebagian twit yang akan digunakan sebagai data *testing* pada implementasi algoritma *Naive Bayes*. Peneliti membagi data dengan perbandingan 70:30 untuk *data training* dan *data testing*. Berikut sampel *data testing* yang telah diberikan label.

Tabel 4. Proses Labeling

twit	label
belanja tapi pakai cc atau paylater, niscaya akan semangat kerja karena ingat punya cicilan	Positive
masa sendiri, jangan pakai paylater atau cicilan, jangan hedon, catat pengeluaran apapun	Negative
aku dikasi uang jajan 1.2 sebulan saja masih bisa nabung 450k nder kos di bdg, 1. saya enggak pakai paylater. 2. uangnya dibagi dari awal, diperkirakan kebutuhan pokok bulanan apa aja. 3. saya nabung di bibit, jadi enggak mungkin bisa asal comot. 4. skincare banyak produk lokal yang murah	Neutral
Alhamdulillah sampai sekarang enggak pernah pakai dan aktifkan paylater,	Neutral

3.2.5 Implementasi Algoritma Naive Bayes

Untuk menentukan sentimen pada sebuah twit, peneliti menggunakan algoritma *Naive Bayes* dari pustaka *TextBlob*. Sebelumnya telah dibuat *data testing* untuk melatih *data training* yang akan diklasifikasikan.

```

1 from modules import *
2
3 data = get_data_from_csv(
4 | './Datasets/Paylater_Worksfees_Formal_Labeling.csv')
5
6 train_data = []
7
8 df = pd.DataFrame(data[["formal_tweet", "sentiments"]])
9
10 for x in range(0, len(df)):
11 | if df['sentiments'][x] == 'Neutral' or df['sentiments'][x] == 'Positive' or df
12 | | ['sentiments'][x] == 'Negative':
13 | | | train_data.append(
14 | | | (df['formal_tweet'][x], df['sentiments'][x]))
15
16 cl = NaiveBayesClassifier(train_data)
17 sentiment = []
18 for x in range(0, len(df)):
19 | sentiment.append(cl.classify(df['formal_tweet'][x]))
20
21 df['predicts'] = sentiment
22
23 df.to_csv('./Datasets/Paylater_Worksfees_Formal_Scoring_NB.csv',
24 | | | sep=";", index=False)

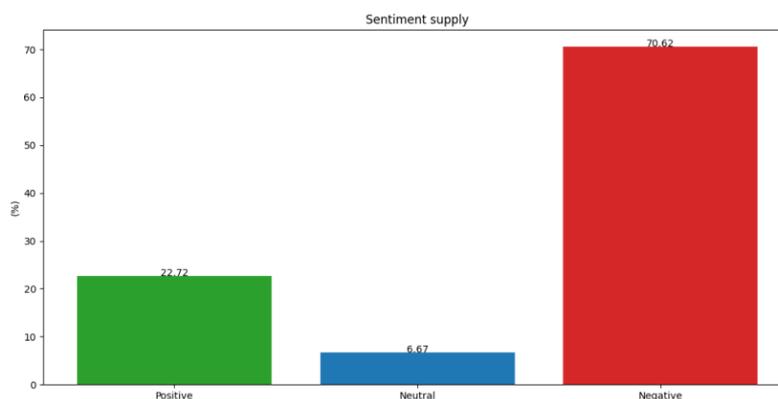
```

Gambar 8. Proses Implementasi Algoritma Naive Bayes

Pada gambar 8 adalah proses implementasi algoritma *Naive Bayes* dengan menggunakan data testing yang telah diberi label. *Naive Bayes* mempelajari data *testing* yang telah diberi label kemudian memberikan label pada data *training*.

Tabel 5. Hasil Proses Klasifikasi *Naive Bayes*

twit	label	sentiment
belanja tapi pakai cc atau paylater, niscaya akan semangat kerja karena ingat punya cicilan	Positive	Positive
masa sendiri, jangan pakai paylater atau cicilan, jangan hedon, catat pengeluaran apapun	Negative	Negative
aku dikasi uang jajan 1.2 sebulan saja masih bisa nabung 450k nder kos di bdgðŸ˜, 1. saya enggak pakai paylater. 2. uangnya dibagi dari awal, diperkirakan kebutuhan pokok bulanan apa aja. 3. saya nabung di bibit, jadi enggak mungkin bisa asal comot. 4. skincare banyak produk lokal yang murah	Neutral	Neutral
Alhamdulillah sampai sekarang enggak pernah pakai dan aktifkan paylater ðŸ˜,	Neutral	Negative



Gambar 9. Distribusi Sentiment Algoritma *Naive Bayes*

Pada gambar 9 adalah distribusi analisis sentimen menggunakan *Naive Bayes* dengan didominasi sentimen negatif sebesar 70,62% atau 286 data. Kemudian disusul dengan sentimen positif yaitu 22,72% atau 92 data. Sedangkan sentimen netral menjadi yang paling sedikit dengan hanya 6,67% atau 27 data.

3.2.6 Implementasi *TextBlob*

Dengan *TextBlob* tidak memerlukan data *testing* karena dalam prosesnya tidak membutuhkan data *testing*. *Dataset* yang telah siap diklasifikasikan hanya perlu diterjemahkan ke dalam bahasa Inggris. Jika telah diterjemahkan ke dalam bahasa Inggris, proses klasifikasi dilakukan untuk menentukan sentimen dari setiap twit pada *dataset*.

```

1 from modules import *
2
3 data = get_data_from_csv('./Datasets/Paylater_Worksfees_Formals_Labeling.csv')
4
5 #if = pd.DataFrame(data[['formal_tweet', 'sentiments']])
6
7 translator = Translator()
8
9 scores = []
10 predicts = []
11 eng_tweets = []
12 negative = ['jangan', 'stop', 'berhenti']
13

```

Gambar 10. Proses Optimasi *TextBlob*

Pada gambar 10 adalah penerapan optimasi dengan menambahkan kata-kata khusus agar implementasi *TextBlob* menjadi lebih akurat.

```

14 for x in range(0, len(df)):
15     # split tweet
16     check_word_tweet = df["formal_tweet"][x].split(" ")
17
18     # is negative
19     is_negative = False
20
21     # foreach tweet
22     for y in range(0, len(check_word_tweet)):
23         word_lower = remove_something(
24             check_word_tweet[y].lower(), "[^a-z]", True) # clean words of tweet
25         if word_lower in negative:
26             print(word_lower)
27             is_negative = True
28
29     if is_negative == True:
30         score = -1
31         scores.append(score)
32         predicts.append(get_label(score))
33         eng = translator.translate(df["formal_tweet"][x]).text
34         eng_tweets.append(eng)
35     else:
36         eng = translator.translate(df["formal_tweet"][x]).text
37         eng_tweets.append(eng)
38         score = analyze_sentiment(eng)
39         scores.append(score)
40         predicts.append(get_label(score))
41
42     print(x)
43     print(score)
44     print("\n")
45
46 df['scores'] = scores
47 df['predicts'] = predicts
48 df['eng_tweets'] = eng_tweets
49
50
51 df.to_csv('./Datasets/Paylater_Worksfess_Formal_Scoring_Blob_Optimization.csv',
52 | | | sep=";", index=False)
53

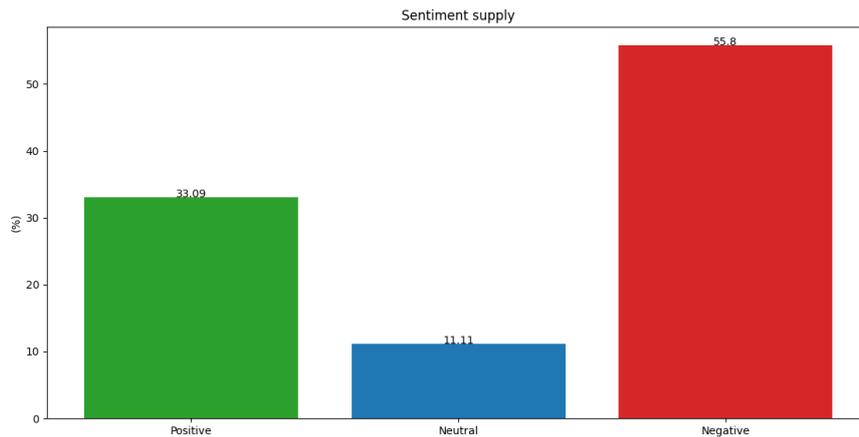
```

Gambar 11. Proses Implementasi *TextBlob*

Pada gambar 11 adalah mengimplementasikan pustaka *TextBlob* untuk analisis sentimen. Penerapan implementasi *TextBlob* hanya dilakukan jika tidak terdapat kata-kata khusus yang pada twit.

Tabel 6. Hasil Klasifikasi *TextBlob*

twit	translate	score	label	sentiment
belanja tapi pakai cc atau paylater, niscaya akan semangat kerja karena ingat punya cicilan	<i>shopping but using CC or paylater, surely you will be enthusiastic about working because you remember that you have installments</i>	0.55	Positive	Positive
aku dikasi uang jajan 1.2 sebulan saja masih bisa nabung 450k nder kos di bdgðŸ˜, 1. saya enggak pakai paylater. 2. uangnya dibagi dari awal, diperkirakan kebutuhan pokok bulanan apa aja. 3. saya nabung di bibit, jadi enggak mungkin bisa asal comot. 4. skincare banyak produk lokal yang murah	<i>I was given pocket money for just 1.2 a month and I was still able to save 450k nder boarding house at BDGðŸ˜, 1. I don't use a paylater. 2. the money is divided from the beginning, it is estimated what the monthly basic needs are. 3. I saved on seeds, so it's impossible for it to get dirty as long as it's dirty. 4. There are lots of cheap local skincare products</i>	-0.127	Neutral	Negative

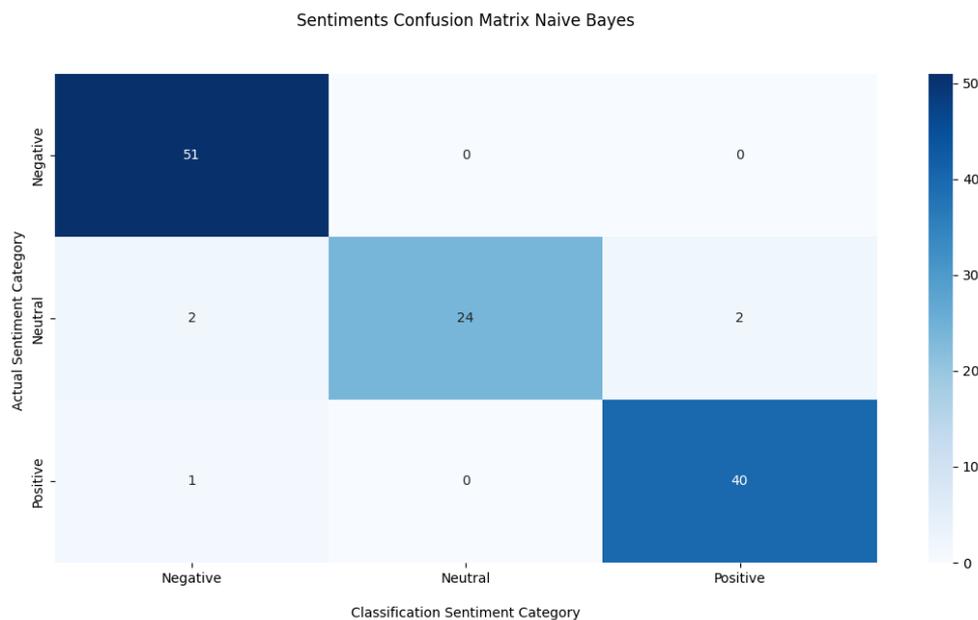


Gambar 12. Distribusi Sentimen *TextBlob*

Pada gambar 12 adalah distribusi sentimen *TextBlob* dengan sentimen negatif lebih dominan sebesar 55,8% atau 226 data. Disusul oleh sentimen positif yang berjumlah 33,09% atau 134 data. Sedangkan pada sentimen netral yang menjadi paling sedikit hanya berjumlah 11,11% atau 45 data.

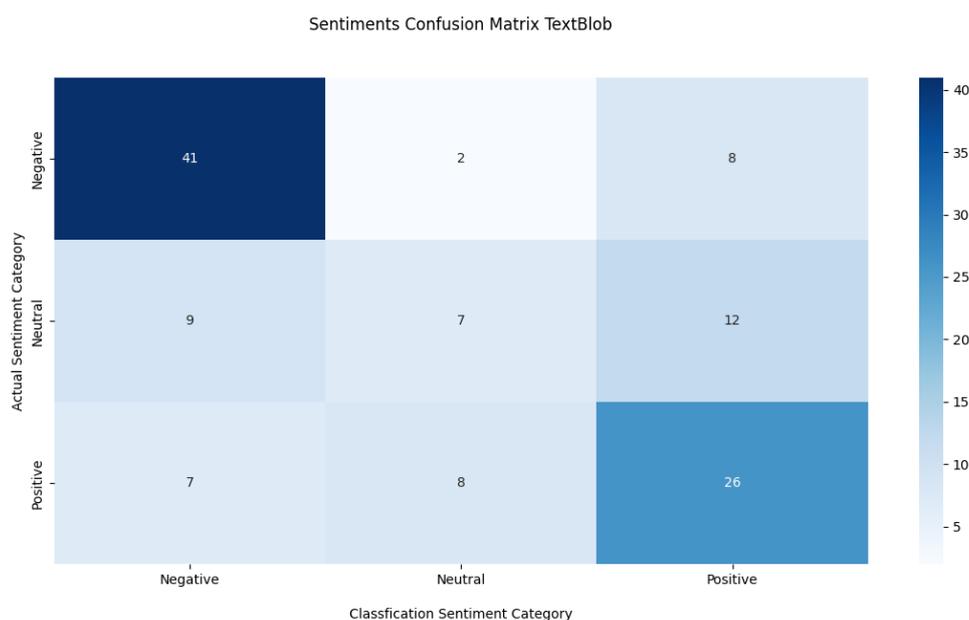
3.2.7 Evaluasi

Setelah melakukan analisis sentimen, perlu dievaluasi atau diuji apakah model yang digunakan memiliki akurasi yang baik. Dalam pengujian ini peneliti menggunakan metode *confusion matrix* untuk mengujinya.



Gambar 13. *Confusion Matrix Naive Bayes*

Pada gambar 14 adalah gambar dari pengujian model *TextBlob* menggunakan *confusion matrix*. *True Negative* menjadi yang paling besar yaitu 51 data. Kemudian disusul oleh *True Positive* berjumlah 40 data. Sedangkan *True Neutral* hanya 24 data. Nilai akurasi pada *Naive Bayes* memberikan nilai yang tinggi sebesar 96%.



Gambar 14. *Confussion Matrix TextBlob*

Pada gambar 14 adalah gambar dari pengujian model Naive Bayes menggunakan *confussion matrix*. *True Negative* menjadi yang paling besar yaitu 41 data. Kemudian disusul oleh *True Positive* berjumlah 26 data. Sedangkan *True Neutral* hanya 7 data. Nilai akurasi pada *TextBlob* tidak cukup tinggi yaitu hanya 61%.

4. KESIMPULAN

Dari hasil pengumpulan dataset yang didapatkan sebanyak 405 data mengenai *paylater*, dapat disimpulkan bahwa masyarakat merasa kurang baik dengan penggunaan *paylater* dibuktikan hasil analisis sentimen yang lebih banyak mendapatkan sentimen negatif daripada positif. Algoritma *Naive Bayes* dari pustaka *TextBlob* yang diterapkan pada pengujian model menggunakan *confussion matrix* menghasilkan bahwa tingkat akurasi yang lebih besar yaitu 95% jika dibandingkan dengan menggunakan pustaka *TextBlob* yang hanya senilai 61%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. A. Karlina, A. N. Aeni, and A. A. Syahid, “Mengenal Dampak Positif dan Negatif Internet untuk Anak pada Orang Tua,” 2020.
- [2] S. D. R.A, R. Hardianto, and H. Filtri, “Analisa Tingkat Kepuasan Mahasiswa Terhadap Perkuliahan Daring Pada Era Pandemi Covid-19,” *J. Sist. Inf.*, vol. 3, no. 2, pp. 130–142, 2021, [Online]. Available: <https://journal.unilak.ac.id/index.php/zn/article/download/8353/3502>
- [3] A. Hal, I. Suite, P. Mata, and P. Akidah, “Pengembangan Media Pembelajaran Berbasis Android Dengan Pemanfaatan,” vol. 5, no. 4, pp. 1–17, 2022.
- [4] R. Komala, “Literasi Digital Untuk Perlindungan Data Privasi: Dibalik Kemudahan Belanja Daring,” *J. Ilmu Sos. dan Pendidik.*, vol. 6, no. 4, pp. 2598–9944, 2022, doi: 10.36312/jisip.v6i4.3527/http.
- [5] M. Andika, S. Masithoh, Y. N. Kholiq, D. A. Nisa, and N. Rohmah, “Efektivitas Marketplace Shopee sebagai Marketplace Belanja Online yang Paling Disukai Mahasiswa,” 2021. [Online]. Available: <http://jurnalilmiah.org/journal/index.php/jet>
- [6] A. E. Permana, A. M. Reyhan, H. Rafli, and N. A. Rakhmawati, “Analisa Transaksi Belanja Online pada Masa Pandemi Covid-19,” *J. Teknoinfo*, vol. 15, no. 1, p. 32, Jan. 2021, doi: 10.33365/jti.v15i1.868.
- [7] P. Agung and F. Marisa, “Analisis Statistik pada Dampak Negatif dari Sosial Media Terhadap

- Perilaku Manusia,” *JOINTECS) J. Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 4, no. 1, pp. 2541–3619, 2019, doi: 10.31328/jo.
- [8] V. Eviana and A. J. Saputra, “Analisis Faktor-Faktor yang Memengaruhi Minat Penggunaan Sistem Pembayaran Pay Later,” *J. Pendidik. Tambusai*, vol. 6, no. 1, pp. 1968–1977, 2022.
- [9] R. E. B. Hardhika and A. M. Huda, “Pengalaman Pengguna Paylater Mahasiswa di Surabaya,” 2021.
- [10] R. Sari, “Pengaruh Penggunaan Paylater Terhadap Perilaku Impulse Buying Pengguna E-Commerce di Indonesia,” *J. Ris. Bisnis dan Investasi*, vol. 7, no. 1, pp. 44–57, 2021.
- [11] L. Mardiana and A. Fa’zia Zi’ni, “Pengungkapan Diri Pengguna Akun Autobase Twitter @subtanyarl,” 2020.
- [12] I. R. Afandi, I. F. Hanif, F. N. Hasan, E. Sinduningrum, and Z. Halim, “Analisis Sentimen Opini Masyarakat Terkait Penyelenggaraan Sistem Elektronik Menggunakan Metode Logistic Regression,” vol. 5, no. 2, pp. 77–84, 2022.
- [13] O. I. Gifari, M. Adha, I. Rifky Hendrawan, F. Freddy, and S. Durrand, “Analisis Sentimen Review Film Menggunakan TF-IDF dan Support Vector Machine,” *JIFOTECH (JOURNAL Inf. Technol.)*, vol. 2, no. 1, 2022.
- [14] A. Wibowo, F. Noor Hasan, R. Nurhayati, and A. Wibowo, “Analisis Sentimen Opini Masyarakat Terhadap Keefektifan Pembelajaran Daring Selama Pandemi COVID-19 Menggunakan Naïve Bayes Classifier,” *J. Asimetrik J. Ilm. Rekayasa Inov.*, vol. 4, pp. 239–248, 2022, doi: 10.35814/asiimetrik.v4i1.3577.
- [15] F. N. Hasan and M. Dwijayanti, “Analisis Sentimen Ulasan Pelanggan Terhadap Layanan Grab Indonesia Menggunakan Multinomial Naïve Bayes Classifier,” 2021.
- [16] R. T. Aldisa and P. Maulana, “Analisis Sentimen Opini Masyarakat Terhadap Vaksinasi Booster COVID-19 Dengan Perbandingan Metode Naive Bayes, Decision Tree dan SVM,” *Technol. Sci.*, vol. 4, no. 1, pp. 106–109, 2022, doi: 10.47065/bits.v4i1.1581.
- [17] R. Wati and S. Ernawati, “Analisis Sentimen Persepsi Publik Mengenai PPKM Pada Twitter Berbasis SVM Menggunakan Python,” 2021. [Online]. Available: <https://netlytic.org>
- [18] E. Sinduningrum, F. N. Hasan, A. R. Dzikrillah, A. B. Rossianiz, and D. Febriawan, “Peningkatan Kemampuan Data Analytic Melalui Pelatihan ASEAN Data Science Explorers Menggunakan SAP Analytic,” vol. 6, pp. 1708–1716, 2022.
- [19] H. Jurnal *et al.*, “Analisa Perbandingan Kinerja Response Time Query MySQL dan MongoDB,” *Juli*, vol. 2, no. 2, pp. 158–166, 2022.



ZONasi: Jurnal Sistem Informasi

is licensed under a [Creative Commons Attribution International \(CC BY-SA 4.0\)](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/)