

Analisis Sentimen Produk Kecantikan Jenis Serum Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier

Muhammad Hamka^{1,*}, Naila Alfatari¹, Dhani Ratna Sari²

¹Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Purwokerto, Purwokerto, Indonesia

²Bisnis Digital, Institut Teknologi dan Bisnis Muhammadiyah Purbalingga, Purbalingga, Indonesia

Email: ^{1,*}muhammadhamka@ump.ac.id, ²alfatnaila440@gmail.com, ³dhani_ratnasari@itbmp.ac.id

Email Penulis Korespondensi: muhammadhamka@ump.ac.id

Submitted: 24/08/2022; Accepted: 26/09/2022; Published: 30/09/2022

Abstrak—Peningkatan konsumsi produk kecantikan sebagai salah satu gaya hidup mengakibatkan meningkatnya opini masyarakat terhadap produk kecantikan yang digunakan. Umumnya ulasan diberikan melalui tulisan di media sosial. Penelitian ini membahas klasifikasi analisis sentimen terhadap penggunaan produk kecantikan jenis serum di Twitter menggunakan algoritma Naïve Bayes Multinomial. Analisis sentimen produk kecantikan jenis serum dilakukan untuk memberikan informasi dan preferensi kepada masyarakat mengenai kualitas suatu produk. Hasil informasi dan preferensi tersebut menjadi acuan pertimbangan pemilihan produk kecantikan serum yang sesuai. Data yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak 27.587 tweet dengan menggunakan tiga kata kunci yaitu “serum”, “serumwajah”, dan “serumkecantikan”. Data tweet dibagi menjadi data latih dan data uji dengan jumlah data latih sebanyak 22.070 tweet dan data uji sebanyak 5.518 tweet. Data dikategorikan berdasarkan nilai polaritas menggunakan kamus lexicon senticnet 7. Hasil analisis sentimen positif sebesar 35%, sentimen negatif sebesar 63,8% dan sentimen netral sebesar 1,2%. Hasil klasifikasi menggunakan Naïve Bayes Multinomial memperoleh nilai akurasi tertinggi sebesar 80%. Hasil Confusion Matrix mendapatkan nilai precision tertinggi sebesar 88%, recall tertinggi sebesar 81%, dan f1-Score tertinggi sebesar 86%.

Kata Kunci: Analisis Sentimen; Lexicon-Based; TF-IDF; Naïve Bayes Multinomial; Produk Kecantikan Serum

Abstract—The increased consumption of beauty products as a lifestyle has increased public opinion on the beauty products used. Generally, reviews are given through posts on social media. This study discusses the classification of sentiment analysis on the use of serum beauty products on Twitter using the Naïve Bayes Multinomial algorithm. Sentiment analysis of serum beauty products is carried out to provide information and preferences to the public regarding the quality of a product. The results of the information and preferences become a reference for consideration in choosing the appropriate serum beauty product. The data used in this study were 27,587 tweets using three keywords, namely "serum," "face serum", and "beauty serum". Tweet data is divided into training data and test data with the number of training data as much as 22,070 tweets and test data as much as 5,518 tweets. The data is categorized using the lexicon senticnet 7 dictionary based on polarity values. The results of the analysis of positive sentiment are 35%, negative sentiment is 63.8%, and neutral sentiment is 1.2%. The classification results using Naïve Bayes Multinomial obtain the highest accuracy value of 80%. The Confusion Matrix results get the highest precision value of 88%, the highest recall of 81%, and the highest f1-Score of 86%.

Keywords: Sentiment Analysis; Lexicon-Based; TF-IDF; Naïve Bayes Multinomial; Serum Beauty Products

1. PENDAHULUAN

Produk kecantikan adalah produk yang digunakan untuk merawat kesehatan kulit yang berfungsi untuk menonjolkan daya pikat. Penggunaan produk kecantikan saat ini sudah menjadi gaya hidup banyak [1]. Saat ini Indonesia menjadi pasar terbesar produk skincare sepanjang tahun 2018. Pasar produk Skincare memberikan kontribusi sebesar US\$2.022 juta untuk produk kosmetik dan US\$5.502 juta untuk produk perawatan tubuh [2]. Hal tersebut berpengaruh terhadap jumlah konsumen yang memberikan review untuk produk yang mereka gunakan. Hasil review membantu konsumen lain yang sedang mempertimbangkan untuk membeli suatu produk dan memberikan daya tarik kepada masyarakat tentang suatu produk [3].

Seiring pertumbuhan jumlah pengguna media sosial di Indonesia, masyarakat dalam memberikan review terhadap suatu produk biasanya menggunakan media sosial. Berdasarkan data Asosiasi Penyelenggara Jasa Internet Indonesia pada tahun 2022, media sosial merupakan konten internet yang paling sering diakses dengan jumlah mencapai 89,15 % [4]. Semntara itu, data dari *We Are Social* menunjukkan jumlah pengguna media sosial di Indonesia pada Februari 2022 mencapai 191,4 juta atau setara dengan 68,9% populasi penduduk Indonesia [5]. Sedangkan 3 (tiga) media sosial yang sering digunakan yaitu Facebook, Twitter dan Instagram [6]. Sedangkan di bulan Februari tahun 2021 Indonesia menjadi negara urutan ke lima pengguna Twitter terbanyak dengan jumlah sebanyak 63,6% [7]. Salah satu pemanfaatan data dari media sosial adalah analisis sentimen. Analisis sentimen digunakan untuk menganalisis klasifikasi jenis opini dokumen, ulasan, atau pendapat berdasarkan emosi yang diungkapkan sehubungan dengan topik tertentu [8], [9]. Analisis sentimen banyak diterapkan di berbagai bidang untuk menilai suatu ulasan yang diberikan oleh masyarakat, baik melalui komentar di media sosial atau melalui komentar suatu produk. Selain untuk mengetahui kecenderungan opini masyarakat terhadap suatu isu, analisis sentimen juga digunakan untuk meningkatkan mutu suatu produk, memperbaiki layanan, menilai suatu kebijakan berdasarkan ulasan-ulasan yang diberikan oleh masyarakat [10], sebagai contoh untuk meningkatkan layanan *e-commerce* [11], tanggapan masyarakat terkait penyebaran virus COVID-19 [12], penggunaan Bitcoin [13], serta ulasan suatu produk [10].

Hadirnya media sosial membawa perubahan konsumen atau masyarakat pada cara memberikan opininya. Umumnya masyarakat atau konsumen mengekspresikan pendapat tentang sebuah produk, orang atau tempat tertentu melalui komentar di media sosial. Penelitian ini membahas analisis sentimen produk kecantikan jenis serum dengan data bersumber dari *Twitter*. Analisis sentimen produk kecantikan jenis serum dilakukan untuk memberikan informasi dan preferensi kepada masyarakat mengenai kualitas suatu produk. Hasil informasi dan preferensi tersebut menjadi acuan pertimbangan pemilihan produk kecantikan serum yang sesuai [2]. Selain itu, 27% konsumen melakukan pembelian berdasarkan ulasan dari media sosial [14]

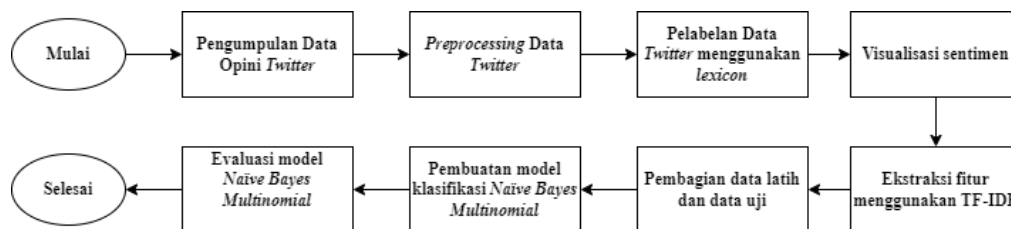
Penelitian terkait analisis sentimen produk kecantikan dilakukan oleh [1], [15]. Penelitian [1] menggunakan algoritma *Random Forest* dan Term Frequency (TF) dan Inverse Document Frequency (IDF), akurasi hasil klasifikasi sentimen mencapai 90,48%, sedangkan hasil akurasi klasifikasi sentimen menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* (KNN) dan *Information Gain* (IG) yang dilakukan oleh [15] mencapai 74,21%. Penelitian yang dilakukan bertujuan meningkatkan hasil akurasi klasifikasi sentimen dengan jumlah dataset yang sangat besar. Algoritma yang digunakan dalam klasifikasi adalah *Naïve Bayes* serta pembobotan *term* menggunakan TF-IDF. Merujuk hasil penelitian [16] [17], penggunaan TF-IDF dalam *Naïve Bayes* dapat meningkatkan akurasi mencapai 97% dan 98%. Adapun pelabelan komentar opini sebelum proses ekstraksi fitur menggunakan pendekatan *lexicon*. Kamus *lexicon* yang digunakan adalah Senticnet 7 [18].

Naïve Bayes merupakan salah satu algoritma yang dapat digunakan pada klasifikasi data khususnya pada klasifikasi teks [19]. Algoritma tersebut terbukti dapat memperoleh hasil yang cukup memuaskan jika digunakan untuk klasifikasi teks [20], [21]. Salah satu varian dari *Naïve Bayes* yang digunakan dalam klasifikasi teks yaitu *Naïve Bayes Multinomial*. Model tersebut dikenal memiliki tingkat akurasi yang tinggi dengan perhitungan yang sederhana [22]. Proses klasifikasi menggunakan algoritma *Naïve Bayes Multinomial* memerlukan beberapa tahapan, salah satunya adalah pelabelan sentimen opini. Pelabelan data dalam penelitian ini menggunakan pendekatan *lexicon-based* atau berbasis kamus [23]. Pelabelan menggunakan *lexicon-based* bekerja dengan cara memberikan nilai polaritas berdasarkan skor yang terdapat pada kamus [24]. Berdasarkan nilai polaritas tersebut dapat ditentukan jenis sentimen suatu komentar. Tahapan selanjutnya adalah pembobotan kata menggunakan *Term Frequency* (TF) dan *Inverse Document Frequency* (IDF). Pembobotan kata bertujuan untuk mengetahui frekuensi kemunculan kata atau *term* di dalam dokumen. Pembobotan nilai suatu kata dan perhitungan frekuensi kemunculan kata perlu dilakukan karena algoritma *Naïve Bayes Multinomial* memperhitungkan kemunculan tiap kata dalam dokumen [25].

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1. Tahapan Penelitian

Penelitian ini meliputi proses pengumpulan data ulasan, *preprocessing*, pelabelan data, visualisasi data dalam *pie chart* dan *WordCloud*, ekstraksi fitur menggunakan *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF), pemodelan *Naïve Bayes Multinomial*, klasifikasi *Naïve Bayes Multinomial* serta evaluasi model. Alur penelitian ditunjukkan pada gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

Sesuai alur penelitian pada gambar 1, tahapan penelitian ini meliputi :

1. Pengumpulan data dari media sosial *Twitter* menggunakan metode *crawling*.
2. *Preprocessing* untuk membersihkan data.
3. Pelabelan data opini menggunakan pendekatan *lexicon-based*.
4. Visualisasi hasil sentimen ulasan.
5. Ekstraksi fitur melalui perhitungan bobot tiap kata dan perhitungan frekuensi kemunculan kata menggunakan TF-IDF.
6. Pembuatan model klasifikasi sentimen menggunakan *Naïve Bayes Multinomial*.
7. Pengukuran evaluasi dan performa model *Naïve Bayes Multinomial*.

2.2. Pengumpulan Data Opini

Data pada penelitian ini bersumber dari komentar atau ulasan pada media sosial *Twitter*. Metode yang digunakan untuk mengumpulkan data opini adalah metode *crawling* dengan memanfaatkan *Twitter* API. Kata kunci yang digunakan untuk proses pengumpulan data yaitu 1) “#serum”, 2) “#SerumKecantikan”, dan 3) “#SerumWajah”.

Pengambilan data dimulai dari tanggal 01 Januari 2021 hingga 31 Desember 2021. Data yang diambil yaitu tweet berbahasa Indonesia dengan menggunakan tiga kata kunci yang telah disebutkan sebelumnya.

2.3. Preprocessing Data

Data yang diperoleh selanjutnya dilakukan *preprocessing* untuk membersihkan data dari karakter tidak valid, mengubah kata menjadi bentuk baku, serta menghilangkan kata yang tidak memiliki pengaruh terhadap analisis sentimen [26]. Proses *preprocessing* terdiri dari beberapa tahap, yaitu *cleaning text*, *casefolding*, *tokenizing*, normalisasi kata, *filtering*, *stemming* dan *stopword removing* untuk menghapus kata-kata yang tidak memiliki keterkaitan dalam analisis sentimen [27].

2.4. Pelabelan Data Opini

Tahap selanjutnya adalah pelabelan data untuk menentukan sentimen atau polaritas dari keseluruhan opini yang sudah didapatkan. Proses pelabelan data menggunakan pendekatan *lexicon-based*. *Lexicon-based* merupakan kamus yang berisikan kata-kata Bahasa Indonesia. Kamus *lexicon* yang digunakan dalam penelitian ini yaitu Senticnet 7 [18]. Berdasarkan bobot tiap kata yang terdapat pada kamus *lexicon*, dapat ditentukan nilai polaritasnya. Nilai polaritas tersebut menjadi dasar dalam penentuan jenis sentimen. Proses pelabelan data dibagi menjadi tiga kelas sentimen yaitu sentimen positif, sentimen negatif dan sentimen netral. Opini bersifat positif jika nilai polaritasnya > 1 , bersifat negatif jika nilai polaritasnya < 0 , sedangkan opini bersifat netral jika nilai polaritasnya bernilai $= 0$. Untuk menentukan nilai polaritas suatu ulasan, digunakan persamaan (1) [28].

$$Score = \sum_{i=1}^n Score + W_{positive} + W_{negative} \quad (1)$$

Score merupakan nilai polaritas sebuah opini *Twitter*, nilai tersebut diperoleh dari hasil penjumlah bobot tiap kata positif dan negatif yang masuk ke dalam kamus Senticnet7 *lexicon*. Berdasarkan nilai *score*, dapat ditentukan polaritas sentimen suatu ulasan menggunakan persamaan (2) [29].

$$Score \begin{cases} \text{Positif, jika } Score > 0 \\ \text{Netral, jika } Score = 0 \\ \text{Negatif, jika } Score < 0 \end{cases} \quad (2)$$

2.5. Visualisasi

Visualisasi bertujuan untuk menunjukkan hasil perbandingan klasifikasi sentimen opini. Visualisasi hasil klasifikasi sentimen ulasan ditampilkan dalam bentuk *pie chart* dan *Word Cloud* untuk menampilkan kata yang sering muncul pada tiap klasifikasi sentimen [30].

2.6. Ekstraksi Fitur dan Pembobotan Kata

Ekstraksi fitur dan pembobotan kata adalah menghitung pembobotan kata untuk memberikan skor frekuensi setiap *term* dalam sebuah dokumen. Pembobotan dilakukan menggunakan algoritma TF-IDF. *Term Frequency* merupakan konsep pembobotan yang menentukan seberapa sering (frekuensi) *term* muncul dalam dokumen. *Document Frequency* merupakan jumlah dokumen dimana *term* muncul [31]. Penentuan nilai ekstraksi fitur dihitung menggunakan persamaan (3), (4), dan (5).

$$TF - IDF(d, t) = TD(d, t) * IDF(t) \quad (3)$$

$$TF(d, t) = \frac{\text{jumlah kata } t \text{ pada dokumen } d}{\text{total kata pada dokumen } d} \quad (4)$$

$$IDF(t) = \log \frac{\text{total dokumen}}{\text{dokumen mengandung kata } t} \quad (5)$$

2.7. Pemodelan Klasifikasi Naïve Bayes Multinomial

Setelah bobot dan *term frequency* dihitung, selanjutnya setiap kata diolah menggunakan distribusi multinomial [32]. Dalam *Naïve Bayes Multinomial*, urutan kejadian munculnya sebuah kata pada dokumen tidak dipedulikan. Persamaan multinomial yang digunakan dalam pembobotan TF-IDF ditunjukkan pada persamaan (6) [25] [33] [34].

$$P(tn|c) = \frac{W_{ct}+1}{(\sum W' \in V W'_{ct}) + B'} \quad (6)$$

Keterangan:

- P(*tn*|*c*) : Probabilitas kata ke-*n* dengan diketahui kelas *c*
- $W_{ct} + 1$: Bobot TF-IDF *term* *t* pada dokumen dengan kategori *c*
- $(\sum W' \in V W'_{ct})$: Jumlah bobot TF-IDF seluruh *term* pada kelas *c*
- B' : Jumlah IDF seluruh *term* pada dokumen

Langkah-langkah mengklasifikasi data dengan *Naïve Bayes Multinomial* adalah sebagai berikut :

- 1) Pertama, menentukan nilai *term* pada dokumen yang dikategori.
- 2) Kedua, menentukan jumlah seluruh *term* pada dokumen yang dikategori.

- 3) Ketiga, menentukan jumlah IDF pada seluruh term.

2.8. Evaluasi Model Klasifikasi Naïve Bayes Multinomial

Setelah mengetahui hasil prediksi dalam proses klasifikasi, langkah selanjutnya adalah pengujian. Data yang dihasilkan diuji akurasi disajikan dalam tabel *confusion matrix*. Hasil tabel *confusion matrix* berisi akurasi, *precision*, serta *recall*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Hasil Pengumpulan Data Opini

Data yang didapatkan melalui proses crawling pada media sosial Twitter dengan menggunakan kata kunci 1) “#serum”, 2) “#SerumKecantikan”, dan 3) “#SerumWajah” menghasilkan 32.538 tweet ulasan. Contoh hasil pengumpulan data opini tweet terkait serum kecantikan ditunjukkan pada tabel 1.

Tabel 1. Hasil *Tweet* Opini Serum Kecantikan

No.	<i>Tweet</i> Opini
1	[bb] guys jadi kan aku pake produk klinik kecantikan 4ir1n yaa tp aku skrg cuma make hydra toner, night cream sama ss nya doang, dan itu bkn racikan dokter. terus aku barusan mau b e l i exfo tonernya av0skin sama minta saran serum tp kata mbaâ€• nya gini huhuu aku (cont..) https://t.co/WrzKjSR7Xj
2	Semakin mudah belanja di Pondok BiP. Cek aja, pasti ada yang kamu suka! Bisa COD loh! * #PondokBiP #SegerSnow #SegerBaby #Gliserin #Kemiri #UrangAring #Skincare #Serum #Pelembab #Kecantikan #AntiAging https://t.co/uJKnEy08Et
3	Banyaknya varian skincare dan makeup bisa bikin Bunda bingung. Untuk mengetahui produk-produk kecantikan terbaik sepanjang 2021, simak di sini ya, Bunda. https://t.co/na381rZ6h7
4	@ohmybeautybank Itu sebenarnya bukan bedak guys tapi serum yg berwarna aja, bukan berarti bedak di masukin kulit kokðŸ~Š walaupun begitu untuk tingkat keamanannya tergantung kalian nglakuinnya di klinik kecantikan mana, yg jelas itu jg berpengaruh...
5	Selebgram: Ini aku gak pake makeup, asli cuma pake serum ini doang (produknya sendiri) udah secerah ini dong kulit aku. Me: IYE PERCAYAAA SIS, emang paling jujur dah lu semua.
...	...
32.534	akibat skincarean sambil ngelamun bisabisanya gue apply serum yg beda gue mikirnya yg kedua tadi sleeping mask semoga kulit gue aman dah
32.535	@ohmybeautybank Moist garnier yg perfect brighth vit C serum nder. Ummy aku pake itu flek itemnya berkurang banget
32.536	suka sama vitc dari indoganic light gaa lengket belum up review pdhal udah habis wkwkw serum yg vitamin gitu aku pake vit b dari commonlabs enak bestie
32.537	@soulwithcolours Kalo toner atau essen gitu bisa juga kali ya? Soalnya pen yg lebih ringan TOnya dah serum. Tapi sama retinol bisa digabungkan yg penting?
32.538	Aku pribadi suka bgt sama serum ini karena dia ga jual packaging cantik aja, tapi ingredientsnya juga ga main2 & untuk kulit berjerawatku she's such a miracle ðŸ¥°ðŸ– Bikin jarang berjerawat, muka cerah & bekas jerawat pun cepet pudar. Di aku Bakuchiol emg bisa pudarin bekas gitu

Hasil pengumpulan data opini pada media sosial *Twitter* menggunakan metode *crawling* seperti ditunjukkan pada tabel 1 memiliki banyak *noise* seperti *hashtag*, kata yang tidak baku, alamat web (URL), serta simbol. Oleh karena itu hasil opini *Twitter* tersebut perlu dilakukan *preprocessing* untuk menghilangkan *noise* dan proses normalisasi untuk menghasilkan kata yang baku serta proses *stemming* untuk mendapatkan kata dasarnya.

3.2. Hasil *Preprocessing* Data Opini

Data opini yang diperoleh dilakukan *propocessing* untuk membersihkan data, termasuk di dalamnya menghilangkan karakter tidak valid, karakter simbol, *hashtag*, *tokenizing* untuk memisahkan kalimat menjadi tiap kata, *stopword removing* untuk menghilangkan kata yang tidak memiliki pengaruh terhadap analisis sentimen. Proses *stopword removing* menggunakan *library* NLP-ID [35]. Kemudian dilakukan pula proses *stemming* untuk mengubah tiap kata dalam kalimat ulasan menjadi kata dasar. Hasil *preprocessing*, termasuk di dalamnya penghapusan data duplikasi didapatkan data bersih sejumlah 27.587 *tweet*.

Tabel 2. Kalimat Opini Kata “pakai serum”

<i>Tweet Sesudah Preprocessing</i>	
D1	manfaat pakai serum berikut penjelasannya
D2	okay saya tidak tahu it is match for your skin rekomen pakai serum anti acne bersihin muka pakai bersih wajah tuh masker muka rajin cuci muka habis sekolah kuliah kerja masker gampang jerawat deh
D3	kulit kusam dan jerawat langsung hempas jauh jauh setelah pakai serum hauf ini ak seneng bgt wajah jadi mulus
D4	pakai serum wajah hasil maksimal
D5	kulit wajah ku gabanyak serum fungsi jaga kondisi kulit wajah ngomong-ngomong pakai serum ketiak hasil

3.4. Hasil Pembobotan Kata

Data sentimen opini digunakan sebagai masukan untuk membangun model klasifikasi menggunakan Naïve Bayes Multinomial. Sebelumnya dilakukan ekstraksi fitur menggunakan persamaan (3), (4), dan (5). Hasil perhitungan ekstraksi fitur ditunjukkan pada tabel 3.

Tabel 3. Hasil Perhitungan Ekstraksi Fitur

Term	DF	IDF $\log \left(\frac{N}{DF} \right)$	TF.IDF		
			D1	D2	D3
Saran	1	0,477	0,095	0	0
Serum	4	-0,125	-0,025	-0,017	-0,031
Bagus	1	0,477	0,095	0	0
Wajah	3	0	0	0	0
Sensitif	1	0,477	0,095	0	0
Skincare	1	0,477	0	0,032	0
Ngefek	1	0,477	0	0,032	0
Banget	1	0,477	0	0,032	0
Tuh	1	0,477	0	0,032	0
Hanasui	1	0,477	0	0,032	0
Acne	1	0,477	0	0,032	0
Ganti	1	0,477	0	0,032	0
Formula	1	0,477	0	0,032	0
Cari	2	0,176	0	0,023	0
Nampol	1	0,477	0	0,032	0
Dompot	1	0,477	0	0,032	0
Hasil	1	0,477	0	0	0,119
Optimal	1	0,477	0	0	0,119

Berdasarkan hasil ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF pada tabel 3 menunjukkan seberapa penting akata atau *term* pada tiap dokumen (D1,D2,dan D3). Beberapa contoh kata penting sesuai pembobotan TF-IDF adalah sensitif, skincare, acne, formula, cari, dompet, saran, hasil, optimal.

3.5. Pemodelan Klasifikasi Naïve Bayes Multinomial

Data ulasan yang digunakan sebagai data latih sejumlah 22.070 atau 80% dari jumlah keseluruhan data. Sedangkan data uji yang digunakan sejumlah 5.518 atau 20% dari total data. Data latih yang telah melewati seleksi fitur seperti pada tabel 4 kemudian digunakan sebagai bahan pembelajaran model *Naïve Bayes Multinomial* untuk menentukan proses pengujian model dalam penentuan suatu ulasan masuk pada jenis sentimen tertentu.

3.6. Evaluasi Model Klasifikasi Naïve Bayes Multinomial

Sesuai pembagian data latih dan data uji, dilakukan proses klasifikasi dan evaluasi menggunakan model klasifikasi teks *Naïve Bayes Multinomial*. Hasil evaluasi digunakan untuk menilai tingkat akurasi model *Naïve Bayes Multinomial*. Hasil menggunakan *confusion matrix* ditunjukkan pada tabel 4. Sedangkan evaluasi performa hasilnya ditunjukkan pada gambar 5.

Tabel 4. Hasil Evaluasi *Confusion Matrix*

Aktual	Prediksi		
	Negatif	Positif	Netral
Negatif	3.077	0	409
Positif	57	6	14

Aktual	Prediksi		
	Negatif	Positif	Netral
Netral	615	0	1.340

	precision	recall	f1-score	support
negative	0.82	0.91	0.86	3686
neutral	0.88	0.09	0.16	81
positive	0.76	0.60	0.67	1751
accuracy			0.80	5518
macro avg	0.82	0.54	0.56	5518
weighted avg	0.80	0.80	0.79	5518

Gambar 5. Hasil Evaluasi Model

Hasil pengukuran confusion matrix seperti pada tabel 5 menunjukkan bahwa model dapat mengklasifikasi sentimen negatif sebesar 3.077 ulasan, adapun opini yang seharusnya diklasifikasikan sebagai negatif akan tetapi dikelompokkan sebagai netral sebesar 409 ulasan. Untuk klasifikasi sentimen positif, model hanya dapat mengkategorisasikan kalimat positif sejumlah 14 tweet dari total 71 opini. Berdasarkan hasil evaluasi confusion matrix, dapat ditentukan tingkat akurasi model 80,4%. Sehingga model klasifikasi analisis sentimen produk kecantikan jenis serum menggunakan Naïve Bayes Multinomial disebut baik dalam melakukan klasifikasi.

Hasil klasifikasi pada data uji seperti ditunjukkan gambar 5 menunjukkan bahwa model dapat mengklasifikasi sentimen jenis negatif sebesar 82 %, 88 % untuk jenis sentimen netral, dan 76 % pada klasifikasi sentimen jenis positif. Sedangkan tingkat keberhasilan model dalam menemukan kembali sebuah informasi untuk kelas negatif sebesar 91%, untuk kelas netral sebesar 9%, dan kelas positif sebesar 60%. Artinya kinerja model keberhasilan sistem dalam menemukan kembali sebuah informasi yang bersifat netral dalam dokumen sangatlah rendah.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil yang didapatkan selama proses penelitian dapat disimpulkan bahwa mayoritas masyarakat menilai penggunaan produk kecantikan serum tidak baik, hal ini terlihat dari jumlah ulasan negatif sejumlah 18.587 tweet atau 68,3 %. Adapun opini positif sejumlah 8.644 ulasan atau 35 %, sedangkan 356 tweet atau 1,2 % menganggap netral terhadap penggunaan produk kecantikan jenis serum. Sesuai hasil pengujian menggunakan confusion matrix, model Naïve Bayes Multinomial dianggap baik dalam melakukan klasifikasi dengan nilai akurasi mencapai 80,4 %. Aspek kinerja model tertinggi pada sentimen negatif, yaitu sebesar 91%. Sedangkan keberhasilan model dalam pencarian ulasan bersifat positif mencapai 60%.

REFERENCES

- [1] A. Y. Clara, Adiwijaya, and M. D. Purbolaksono, "Aspect Based Sentiment Analysis on Beauty Product Review Using Random Forest," *J. Data Sci. Its Appl.*, vol. 3, no. 2, pp. 67–77, 2020, doi: 10.34818/JDSA.2020.3.58.
- [2] N. F. Andriani and A. H. Setiawan, "Analisis Preferensi Konsumen Terhadap Penggunaan Produk Skincare Korea Selatan dan Lokal," *Diponegoro J. Econ.*, vol. 9, no. 4, pp. 1–8, 2020.
- [3] E. Y. Prastika, S. Al Faraby, and M. Dwifabri, "Analisis Sentimen pada Ulasan Produk Kecantikan Menggunakan K-Nearest Neighbor dan Information Gain," vol. 8, no. 5, pp. 10091–10105, 2021.
- [4] APJII, "Profil Internet Indonesia 2022," 2022.
- [5] We Are Social, "Digital 2022 Indonesia, February 2022." We Are Social, New York, pp. 24–84, 2022.
- [6] F. D. Ananda and Y. Prityanto, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Layanan Internet Provider Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *Matrik J. Manajemen, Tek. Inform. dan Rekayasa Komput.*, vol. 20, no. 2, pp. 407–416, 2021, doi: 10.30812/matrik.v20i2.1130.
- [7] A. D. Riyanto, "Hootsuite (We are Social): Indonesian Digital Report 2021," *Andi.Link*, 2021. .
- [8] M. Hamka and D. Ratna Sari, "Analisis Sentimen dan Information Extraction Pembelajaran Daring Menggunakan Pendekatan Lexicon," *Djtechno J. Teknol. Inf.*, vol. 3, no. 1, pp. 21–32, Jul. 2022, doi: 10.46576/djtechno.v3i1.2194.
- [9] S. Raschka, *Python Machine Learning*. Birmingham: Packt Publishing, 2016.
- [10] F. A. Hirzani, W. Maharani, and M. A. Bijaksana, "Analisis Sentimen Review Produk Menggunakan Pendekatan Berbasis Kamus," in *e-Proceeding of Engineering*, 2015, vol. 2, no. 2, pp. 5891–5898.
- [11] A. R. Pulakiang, I. M. N. Wiranatha, and J. R. Batmetan, "Analisis Kualitas Layanan E-Commerce Menggunakan Twitter API (Studi Kasus :Tokopedia, Lazada dan Bukalapak)," *Indones. J. Inf. Syst.*, vol. 4, no. April, pp. 25–31, 2019.
- [12] A. K. Fauziyyah, "Analisis Sentimen Pandemi Covid19 Pada Streaming Twitter Dengan Text Mining Python," *J. Ilm. SINUS*, vol. 18, no. 2, p. 31, 2020, doi: 10.30646/sinus.v18i2.491.
- [13] R. Parlita, S. I. Pradika, A. M. Hakim, and K. R. N. M., "Analisis Sentimen Twitter Terhadap Bitcoin dan Cryptocurrency Berbasis Python TextBlob," *J. Ilm. Teknol. Inf. dan Robot.*, vol. 2, pp. 33–37, 2020.
- [14] R. A. Rangsang and H. Millayani, "The Effect Of Online Consumer Review On Customer Purchase Decision Process In The E-commerce Site Blibli. com," in *e-Proceeding of Management*, 2021, vol. 8, no. 6, pp. 8501–8513.

- [15] E. Y. Prastika, S. Al Faraby, and M. D. P, “Analisis Sentimen pada Ulasan Produk Kecantikan Menggunakan K-Nearest Neighbor dan Information Gain,” in *e-Proceeding of Engineering*, 2021, vol. 8, no. 5, pp. 10091–10105.
- [16] D. F. Zhafira, B. Rahayudi, and I. Indriati, “Analisis Sentimen Kebijakan Kampus Merdeka Menggunakan Naive Bayes dan Pembobotan TF-IDF Berdasarkan Komentar pada Youtube,” *J. Sist. Informasi, Teknol. Informasi, dan Edukasi Sist. Inf.*, vol. 2, no. 1, pp. 55–63, 2021, doi: 10.25126/justsi.v2i1.24.
- [17] F. V. Sari and A. Wibowo, “Analisis Sentimen Pelanggan Toko Online Jd.Id Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier Berbasis Konversi Ikon Emosi,” *J. SIMETRIS*, vol. 10, no. 2, pp. 681–686, 2019.
- [18] E. Cambria, Q. Liu, S. Decherchi, F. Xing, and K. Kwok, “SenticNet 7: A Commonsense-based Neurosymbolic AI Framework for Explainable Sentiment Analysis,” in *Proceedings of the Language Resources and Evaluation Conference*, 2022, no. June, pp. 3829–3839.
- [19] R. Watrionthos, S. Suryadi, D. Irmayani, M. Nasution, and E. F. S. Simanjorang, “Sentiment analysis of traveloka app using naive bayes classifier method,” *Int. J. Sci. Technol. Res.*, vol. 8, no. 7, pp. 786–788, 2019.
- [20] S. Afrizal, H. N. Irmada, N. Falih, and I. N. Isnainiyah, “Implementasi Metode Naive Bayes untuk Analisis Sentimen Warga Jakarta Terhadap,” *Inform. J. Ilmu Komput.*, vol. 15, no. 3, pp. 157–168, 2019, doi: 10.52958/iftk.v15i3.1454.
- [21] R. Apriani *et al.*, “Analisis Sentimen dengan Naive Bayes Terhadap Komentar Aplikasi Tokopedia,” *J. Rekayasa Teknol. Nusa Putra*, vol. 6, no. 1, pp. 54–62, 2019, doi: 10.52005/rekayasa.v6i1.86.
- [22] A. Sabrani, I. G. W. Wedashwara W., and F. Bimantoro, “Multinomial Naive Bayes untuk Klasifikasi Artikel Online tentang Gempa di Indonesia,” *J. Teknol. Informasi, Komputer, dan Apl. (JTIKA)*, vol. 2, no. 1, pp. 89–100, 2020, doi: 10.29303/jtika.v2i1.87.
- [23] O. Kolchyna, T. T. P. Souza, P. Treleaven, and T. Aste, “Twitter sentiment analysis: Lexicon method, machine learning method and their combination,” *arXiv Prepr. arXiv1507.00955*, 2015.
- [24] D. Musfiroh *et al.*, “Analisis Sentimen terhadap Perkuliahan Daring di Indonesia dari Twitter Dataset Menggunakan InSet Lexicon,” *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 1, no. 1, pp. 24–33, 2021.
- [25] A. Rahman and A. Doewes, “Online News Classification Using Multinomial Naive Bayes,” *ITSMART J. Ilm. Teknol. dan Inf.*, vol. 6, no. 1, pp. 32–38, 2017.
- [26] R. Cahyadi, A. Damayanti, and D. Aryadani, “Recurrent Neural Network (RNN) dengan Long Short Term Memory (LSTM) untuk Analisis Sentimen data instagram,” *J. Inform. dan Komput.*, vol. 5, no. 1, pp. 1–9, 2020, doi: 10.26798/jiko.v5i1.407.
- [27] Y. N. Prasetya, D. Winarso, and Syahril, “Penerapan Lexicon Based Untuk Analisis Sentimen Pada Twiter Terhadap Isu Covid-19,” *FASILKOM*, vol. 11, no. 2, pp. 97–103, 2021.
- [28] E. W. Pamungkas and D. G. P. Putri, “An experimental study of lexicon-based sentiment analysis on Bahasa Indonesia,” in *Proceedings - 2016 6th International Annual Engineering Seminar, InAES 2016*, 2017, pp. 28–31, doi: 10.1109/INAES.2016.7821901.
- [29] L. Vu and T. Le, “A lexicon-based method for Sentiment Analysis using social network data,” in *Int’l Conf. Information and Knowledge Engineering*, 2017, no. September, pp. 10–16.
- [30] M. N. Muttaqin and I. Kharisudin, “Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Gojek Menggunakan Metode Support Vector Machine dan K Nearest Neighbor,” *UNNES J. Math.*, vol. 10, no. 2, pp. 22–27, 2021.
- [31] W. Yulita, E. D. Nugroho, and M. H. Algifari, “Analisis Sentimen Terhadap Opini Masyarakat Tentang Vaksin Covid - 19 Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier,” *JDMSI*, vol. 2, no. 2, pp. 1–9, 2021.
- [32] S. Fanissa, M. A. Fauzi, and S. Adinugroho, “Analisis Sentimen Pariwisata di Kota Malang Menggunakan Metode Naive Bayes dan Seleksi Fitur Query Expansion Ranking,” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 8, pp. 2766–2770, 2018.
- [33] C. Albon, *Machine learning with Python cookbook : practical solutions from preprocessing to deep learning*, 1st editio. California: O’Reilly Media, 2018.
- [34] D. P. Kroese, Z. I. Botev, T. Taimre, and R. Vaisman, *Data Science and Machine Learning Mathematical and Statistical Methods*. Florida: CRC Press, 2020.
- [35] Z. Juwantara, F. Eddy, D. H. Sasmita, T. N. Khoolish, and B. Aldiyansyah, “Kumparan NLP Library,” Feb. 2021, doi: 10.5281/ZENODO.4556870.