

ANALISIS SENTIMEN *REVIEW SKINCARE SKINTIFIC* DENGAN ALGORITMA *SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)*

Harnelia¹, Rizal Adi Saputra²

^{1,2} Jurusan Teknik Informatika, Universitas Haluoleo; Jalan H.E.A. Mokodompit, Kota Kendari, Sulawesi Tenggara 93232; 0401-3194108

Riwayat artikel:

Received: 31 Januari 2024

Accepted: 30 Maret 2024

Published: 2 April 2024

Keywords:

Analisis Sentimen, *Machine Learning*, Media Sosial, Opini, *Skincare Skintific*, *Support vector machine*

Correspondent Email:

rizaladisaputra@uho.ac.id

Abstrak. Setelah memasuki pasar Indonesia pada tahun 2021, Skintific muncul sebagai merek perawatan kulit yang sangat digemari. Popularitasnya melesat berkat kepopuleran produk 5X Ceramide Barrier Repair Moisturizer Gel yang menjadi viral. Hal ini memicu peningkatan minat konsumen terhadap berbagai produk perawatan kulit dari Skintific. Meskipun demikian, keragaman produk Skintific mungkin menimbulkan kebingungan saat Anda mencari produk yang sesuai untuk kebutuhan kulit Anda. Dengan adanya hal tersebut Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi pandangan masyarakat terhadap suatu produk di era digital, khususnya dalam konteks ulasan produk skincare. Fokus utama penelitian ini adalah pada klasifikasi sentimen positif dan negatif dalam ulasan tersebut. Seiring dengan meluasnya jumlah ulasan online, mengumpulkan informasi yang relevan untuk membuat keputusan pembelian menjadi semakin sulit. Oleh karena itu, penelitian ini merespon tren tersebut dengan membangun sebuah sistem yang secara otomatis dapat mengintegrasikan beragam pendapat dari berbagai ulasan. Dalam penelitian ini, digunakan 958 ulasan produk skincare dari berbagai platform media sosial untuk mencakup variasi pendapat masyarakat. Proses analisis mencakup langkah-langkah penting seperti pra-pemrosesan teks, ekstraksi fitur, pembobotan TF-IDF, visualisasi data, dan klasifikasi SVM. Pemilihan kernel linear dan optimasi hyperparameter menggunakan metode GridSearch menunjukkan bahwa SVM berhasil mencapai tingkat akurasi 94%, dengan nilai precision, recall, dan f1-score yang melebihi 0.9. Sehingga diperoleh sebanyak 862 sentimen positif dan 96 sentimen negatif. Hasil penelitian ini memiliki potensi besar sebagai alat berharga bagi perusahaan dalam pengambilan keputusan serta memberikan wawasan kepada masyarakat yang ingin menggunakan produk tersebut. Dengan demikian, penelitian ini bukan hanya menjadi kontribusi akademis tetapi juga memiliki implikasi praktis yang dapat meningkatkan pengalaman konsumen.

Abstract. After entering the Indonesian market in 2021, Skintific emerged as a very popular skin care brand. Its popularity soared thanks to the virality of the 5X Ceramide Barrier Repair Moisturizer Gel product. This triggered an increase in consumer interest towards various skin care products from Skintific. However, the diversity of Skintific's products may cause confusion when you are looking for products suitable for your skin needs. Given this situation, this research aims to evaluate public views on a product in the digital era, specifically in the context of skincare product reviews. The main focus of this research is on the classification of positive and negative sentiments in these reviews. As the number of online reviews expands, gathering relevant information to make purchasing decisions is becoming increasingly difficult. Therefore, this research responds to that trend by developing a system that can automatically integrate diverse opinions from

various reviews. In this study, 958 skincare product reviews from various social media platforms were used to cover a variety of public opinions. The analysis process includes important steps such as text pre-processing, feature extraction, TF-IDF weighting, data visualization, and SVM classification. The selection of linear kernel and hyperparameter optimization using the GridSearch method shows that SVM managed to achieve an accuracy rate of 94%, with precision, recall, and f1-score values exceeding 0.9. Resulting in 862 positive sentiments and 96 negative sentiments. The results of this study have great potential as a valuable tool for companies in decision making and provide insight to people who want to use these products. Thus, this research is not only an academic contribution but also has practical implications that can enhance the consumer experience.

1. PENDAHULUAN

Skintific, merek kosmetik yang baru diluncurkan di Indonesia, awalnya berasal dari Kanada. *Brand* yang memiliki kepanjangan *Skin* dan *Scientific* ini awal mula didirikan oleh Kristen Tveit dan Ann-Kristin Stokke yang pertama kali dipasarkan di Oslo, Norwegia pada tahun 1957. Skintific adalah merek kecantikan yang berfokus pada produk kecantikan yang dapat memperbaiki lapisan kulit terluar atau barrier kulit.

Brand Skintific ini mulai dipasarkan di Indonesia pada Agustus 2021. Meskipun harga setiap produk merek Skintific cenderung lebih mahal jika dibandingkan dengan merek kecantikan lokal di Indonesia, yang berkisar antara Rp. 80.000 dan Rp. 300.000, tetapi peminat merek ini terus meningkat karena manfaat dan keuntungan yang ditawarkan oleh merek. Klaim dan ulasan pelanggan tentang produk Skintific menunjukkan keuntungan-keuntungan tersebut.

Paradigma model pemasaran digital secara keseluruhan telah diubah oleh penyebaran produk perawatan kulit yang sangat cepat di media sosial.[1] Saat ini banyak konsumen yang menuliskan pendapat dan pengalamannya menggunakan produk *skincare* di platform media sosial. Oleh karena itu, penelitian ini merespon tren tersebut dengan membangun sebuah sistem yang secara otomatis dapat mengintegrasikan beragam pendapat dari berbagai ulasan.[2] Salah satu produk *skincare* lokal yang banyak direview adalah Skintific. Sebagai produk baru, *review* pelanggan mengenai Skintific sangat bermanfaat bagi calon pembeli lain sebelum mengambil keputusan pembelian. Oleh karena itu, penting untuk mengetahui opini positif dan negatif masyarakat terhadap produk Skintific melalui sentimen *review* yang ada. Karena untuk mendapatkan kulit yang cantik, sehat, dan segar, perawatan kulit wajah sangat penting.[3]

Untuk mendapatkan pemahaman mengenai penilaian suatu produk diatas, dapat dilakukan melalui Analisis Sentimen. Dari output yang dihasilkan oleh analisis sentimen, dapat diperoleh

informasi mengenai apakah sentimen dari pengguna cenderung positif atau negatif. Data dari analisis ini dapat menjadi alat yang berguna sebagai pertimbangan bagi perusahaan dalam mengambil keputusan, serta memberikan wawasan kepada masyarakat yang berencana menggunakan produk tersebut.

Beberapa studi terdahulu telah menerapkan teknik analisis sentimen untuk mengekstraksi opini dari sekumpulan dokumen teks. Salah satu algoritma yang sering digunakan adalah *Support vector machine* (SVM) karena mampu bekerja dengan akurasi 85-90% dalam mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif. Penelitian ini bertujuan menerapkan SVM untuk menganalisis sentimen data *review* produk *skincare* Skintific yang diambil dari berbagai platform media sosial seperti Instagram dan Youtube.[4]

2. TINJAUAN PUSTAKA

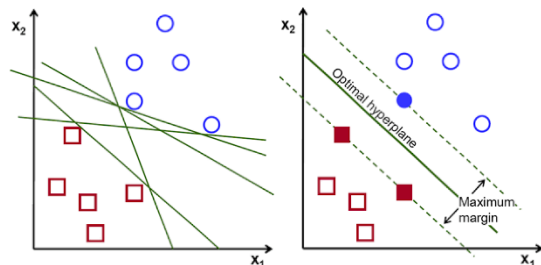
2.1 Analisis Sentimen

Sentimen analysis, atau yang dikenal sebagai analisis sentimen dalam Bahasa Indonesia, merupakan suatu metode atau cara yang digunakan untuk mengenali bagaimana suatu sentimen diungkapkan melalui teks dan cara mengkategorikannya sebagai sentimen positif atau negatif. Menurut Liu, analisis sentimen merupakan suatu bidang studi yang menganalisis pendapat, sentimen, evaluasi, penilaian, sikap dan emosi terhadap entitas seperti produk, layanan, organisasi, suatu masalah, peristiwa, topik dan atributnya. Analisis sentimen juga merupakan sebuah bidang penelitian baru didalam Natural Language Processing (NLP) dengan tujuan untuk mendeteksi subjektivitas pada teks dan/atau mengekstraksi dan melakukan klasifikasi terhadap pendapat dan sentimen.[5]

2.2 Support vector machine

Metode klasifikasi yang pertama kali digunakan oleh Vapnik pada tahun 1998 adalah *support vector machine* (SVM). Pada dasarnya,

teknik ini bekerja dengan menentukan batas antara dua kelas menggunakan data yang paling dekat. Untuk mendapatkan batas maksimal antar kelas, sebuah *hyperplane* (garis pemisah) terbaik harus dibentuk pada input ruang[6]. Sperti pada gambar di bawah ini.



Gambar 1. Algoritma Support Vector Machine

Ini dilakukan dengan mengukur margin *hyperplane* dan menemukan titik maksimalnya, yang merupakan jarak antara *hyperplane* dan titik terdekat dari masing-masing kelas. Titik terdekat inilah yang disebut *support vector machine* (SVM). SVM dapat mengklasifikasikan data secara linier (*linearlyseparable*) dan non-linier.[7] Dalam bentuk 2 dimensi, fungsi yang digunakan untuk mengklasifikasikan antar kelas disebut dengan *line where as*. Sedangkan fungsi yang digunakan untuk mengklasifikasikan antar kelas dalam bentuk 3 dimensi disebut *plane similarly* Penyelesaian klasifikasi dua kelas dapat menggunakan persamaan berikut :

$$\min_{w_{ij}} 1/2(w^{ij})^T w^{ij} + c \sum_r t_r^{ij} \quad (1)$$

(1)

Subject to:

$$\begin{aligned} w^{ij} x_r + b^{ij} &\geq t_r^{ij}, \text{ jika } y_r = i \\ w^{ij} x_r + b^{ij} &\leq t_r^{ij}, \text{ jika } y_r \neq i \\ t_r^{ij} &\geq 0 \end{aligned}$$

2.3 Studi Literatur terdahulu

Beberapa penelitian mengenai pendekatan Metode *Support vector machine* (SVM). Penerapan metode ini menunjukkan tingkat akurasi yang signifikan, sebagaimana terlihat dalam penelitian Yulietha, Faraby, dan Adiwijaya (2017) mengenai klasifikasi sentimen ulasan film dengan penerapan pembobotan TF-IDF yang mencapai akurasi sebesar 84,9%. Penelitian lain oleh Fikria (2018) membahas analisis sentimen ulasan aplikasi e-ticketing pada aplikasi KAI access dan tiket.com dengan pembobotan TF-IDF, masing-masing mencapai akurasi sebesar 89% dan 84,68%. Strategi pemilihan fitur terbukti dapat meningkatkan akurasi, sebagaimana dicontohkan dalam penelitian Fauzi (2018) tentang analisis sentimen ulasan produk berbahasa Indonesia dengan pembobotan term-binary dan SVM, yang menghasilkan akurasi sebesar

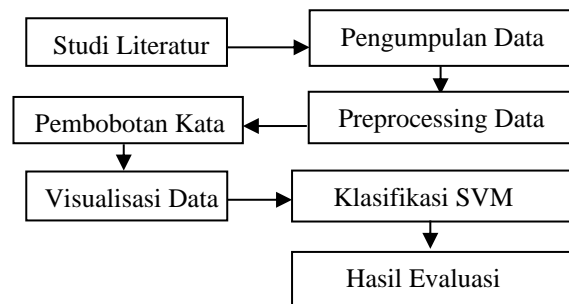
94,75%. Akurasi tersebut bahkan meningkat menjadi 96,25% dengan menggabungkan fitur Query Expansion. Penelitian lain oleh Kristiyanti (2015) mengenai ulasan produk kosmetik dengan pembobotan TF-IDF menunjukkan akurasi sebesar 89%, yang dapat ditingkatkan menjadi 97% dengan menggabungkan metode pemilihan fitur dengan Swarm Optimization.[8]

2.4 Sintesis Pustaka Dan Relevansi Penelitian

Berdasarkan tinjauan literatur, belum banyak penelitian analisis sentimen SVM yang fokus pada *review* produk *skincare* di Indonesia. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan menerapkan SVM untuk klasifikasi sentimen data *review* produk *skincare* agar diperoleh pemetaan opini masyarakat terhadap produk *skincare* lokal.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menganalisis *review* pengguna *skincare* Skintific pada kolom komentar berbagai *platform* media sosial menggunakan metode *Support Vector Machine* dengan tahapan penelitian yang dapat dilihat pada gambar 2.



Gambar 2. Metodologi Penelitian

3.1 Studi Literatur

Studi Literatur yaitu suatu teknik yang digunakan untuk mencari ide atau sumber referensi dalam penelitian. Studi literatur adalah cara untuk menyelesaikan persoalan dengan menelusuri sumber-sumber tulisan yang pernah dibuat sebelumnya. Dalam studi literatur, peneliti mengumpulkan dan menganalisis sumber-sumber tulisan yang relevan dengan topik penelitian mereka.

3.2 Pengumpulan Data

Pada tahapan kedua yaitu pengumpulan data yang dilakukan dengan mengambil *review* dari kolom komentar media sosial data yang diambil berupa komentar beserta identitas pengguna lalu

kemudian disimpan dalam file CSV dengan kolom yang telah ditentukan sebelumnya

3.3 Preprocessing Data

Pada tahap *preprocessing* proses data yang telah diperoleh akan di olah untuk menemukan data yang diperlukan dan membuang data-data yang tidak berguna untuk tahap analisis[9]. Guna memaksimalkan output preprocessing dari penelitian sebelumnya[10] ada 5 tahapan preprocessing dalam penelitian ini yakni *case folding*, *tokenizing*, formalisasi, *stopword removal* dan *stemming*.

1. *Case folding* yaitu proses mengubah huruf-huruf kapital menjadi huruf kecil. dan melakukan pembersihan dokumen dari kata-kata yang tidak dibutuhkan untuk mengurangi noise.[11]
2. *Tokenizing* adalah proses membagi teks menjadi bagian-bagian atau token-token tertentu dengan batasan tanda baca dan spasi
3. Formalisasi yaitu mengubah penggunaan kata tidak baku menjadi baku sesuai dengan KBBI
4. *Stopword Removal* yaitu menyeleksi kata tidak penting dan menghapus kata tersebut
5. *Stemming* yaitu tahapan di mana suatu kata diubah menjadi bentuk dasarnya yang sesuai dengan kamus Bahasa Indonesia (KBBI).

3.4 Pembobotan Kata

Langkah pembobotan ini bertujuan untuk memperoleh nilai dari kata dasar yang telah berhasil diekstrak.[12] Kata-kata dasar tersebut kemudian diubah menjadi vektor yang mencerminkan representasi kata-kata tersebut. Dalam penelitian ini, metode pembobotan Term Frequency (TF) dan Inverse Document Frequency (IDF) digunakan untuk mengukur seberapa penting suatu kata dalam konteks analisis. [13] Adapun rumus pembobotan kata TF-IDF sebagai berikut :

$$Wt,d = tft,d \times idft = tft,d \times \log N/dft \quad (2)$$

Keterangan :

Wt,d : Bobot TF-IDF

tft,d : Jumlah frekuensi kata

$idft$: Jumlah inverse frekuensi dokumen tiap Kata

dft : Jumlah frekuensi dokumen tiap kata

N : Jumlah total dokumen

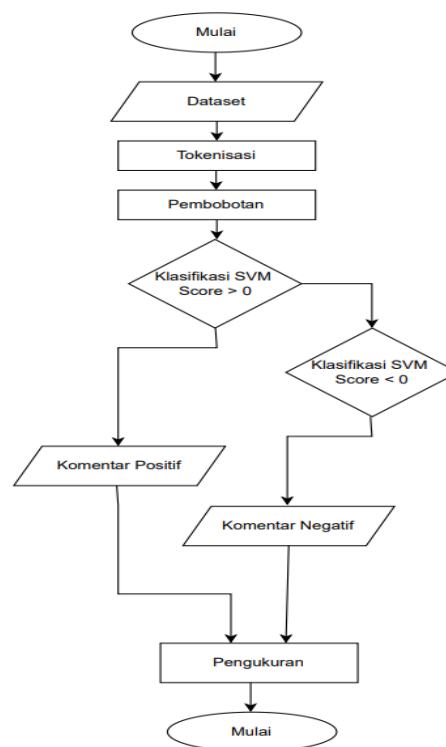
3.5 Visualisasi Data

Visualisasi data dalam pemrosesan bahasa alami (*Natural Language Processing/NLP*) melibatkan representasi grafis dari informasi yang terdapat dalam teks atau data teks yang telah diproses dan paling sering muncul. Ini membantu

dalam pemahaman, analisis, dan komunikasi hasil dari algoritma pemrosesan bahasa alami.

3.6 Klasifikasi SVM

Klasifikasi SVM adalah metode klasifikasi yang menggunakan Support Vector Machines (SVM) untuk mengklasifikasikan data ke dalam dua atau lebih kelas. SVM adalah metode pembelajaran mesin yang menggunakan fungsi kernel untuk memisahkan data dari dua kelas atau lebih. Pada klasifikasi SVM, data yang akan diklasifikasikan direpresentasikan sebagai titik dalam ruang vektor. Fungsi kernel digunakan untuk memperluas ruang vektor asli ke ruang vektor yang lebih tinggi.



Gambar 3. Klasifikasi SVM

Flowchart diatas menjelaskan pengolahan data yang telah melalui proses pembobotan dan kemudian akan diklasifikasikan menjadi dua kelas, yaitu kelas positif dan kelas negatif. Dengan ketentuan apabila bobot/ score kata > 0 adalah positif, dan selain itu adalah negatif. Pada algoritma SVM terdapat garis pemisah yang disebut hyperplane yang digunakan sebagai pemisah sentimen positif dan negatif.

Rumus untuk perhitungan SVM: menggunakan persamaan :

$$(w \cdot x_i) + b = 0 \quad (3)$$

Di dalam data x_i , yang termasuk pada kelas-1 dapat dirumuskan seperti pada persamaan :

$$(w \cdot x_i + b) \leq 1, y_i = -1 \quad (4)$$

Sedangkan data x_i yang termasuk pada kelas +1 dapat dirumuskan seperti pada persamaan

$$(w \cdot x_i + b) \geq 1, y_i = 1 \quad (5)$$

3.7 Hasil Evaluasi

Tahapan berikutnya adalah melakukan evaluasi terhadap hasil yang didapat, dimana hasil tersebut berupa perhitungan dari Akurasi yang didapat dengan menghitung rasio dari nilai prediksi benar terhadap data, lalu Presisi didapat dengan menghitung rasio dari nilai prediksi benar positif terhadap data yang diprediksi positif, sedangkan Recall didapat dengan menghitung rasio dari nilai prediksi benar positif terhadap data yang sebenarnya positif recall, dan f1-score didapat dengan menghitung rata-rata presisi dan recall yang dibobokan.

Adapun persamaan dari akurasi dapat dilihat pada rumus persamaan berikut.

$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (6)$$

Adapun persamaan dari presisi dapat dilihat pada rumus persamaan berikut.

$$precision = \frac{TP}{(TP + FP)} \quad (7)$$

Adapun persamaan dari recall dapat dilihat pada rumus persamaan berikut.

$$recall = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad (8)$$

Adapun persamaan dari f1-score dapat dilihat pada rumus persamaan berikut.

$$f1 - score = \frac{(2 * recall * precision)}{(recall + precision)} \quad (9)$$

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Studi Literatur

Beberapa penelitian mengenai pendekatan Metode *Support vector machine* (SVM). Penerapan metode ini menunjukkan tingkat akurasi yang signifikan, sebagaimana terlihat dalam penelitian Yulietha, Faraby, dan Adiwijaya (2017) mengenai klasifikasi sentimen ulasan film dengan penerapan pembobotan TF-IDF yang mencapai akurasi sebesar 84,9%. Penelitian lain oleh Fikria (2018) membahas analisis sentimen ulasan aplikasi e-ticketing pada aplikasi KAI access dan tiket.com dengan

pembobotan TF-IDF, masing-masing mencapai akurasi sebesar 89% dan 84,68%.

4.2 Pengumpulan Data

Data yang dikumpulkan diperoleh dengan cara scraping dari Komentar pada Media Sosial menggunakan bantuan dari *Website Ekspor Komen*. Dengan *scraping* didapat sebanyak 958 data *review*. Hasil data scraping dapat dilihat seperti dibawah:

Tabel 1. Data *Scraping*

Name	ID	Date	Comment
bellaovi_	11542455635	08/12/2023 16:04:56	Baru pertama kali coba skintific setelah struggle sama jerawat. Langsung sembuuh dong, btw aku pakai pakai rangkaian acne minus toner aja udah ada hasilnya.

4.3 Preprocessing Data

Pada tahap ini Data yang didapat dari proses *scraping*, kemudian disiapkan sebelum pengklasifikasian. Ada 5 langkah yang akan dilakukan yaitu:

1. Case Folding

Tabel 2. *Case Folding*

Text Awal	Sesudah <i>Case Folding</i>
Baru pertama kali coba skintific setelah struggle sama jerawat. Langsung sembuuh dong, btw aku pakai pakai rangkaian acne minus toner aja udah ada hasilnya.	baru pertama kali coba skintific setelah struggle sama jerawat. langsung sembuuh dong, btw aku pakai pakai rangkaian acne minus toner aja udah ada hasilnya.

2. Tokenizing

Tabel 3. *Tokenizing*

Text Awal	Sesudah <i>Tokenizing</i>
-----------	---------------------------

baru pertama kali coba skintific setelah struggle sama jerawat. langsung sembuh dong, btw aku pakai pakai rangkaian acne minus toner aja udah ada hasilnya.	[baru, pertama, kali, coba, skintific, setelah, struggle, sama, jerawat, langsung, sembuh, dong, btw, aku, pakai, pakai, rangkaian, acne, minus, toner, aja, udah, ada, hasilnya]
---	---

['pertamakali', 'mencoba', 'skintific', 'berjuang', 'jerawat', 'sembuh', 'kan', 'aku', 'menggunakan', 'rangkaian', 'acne', 'minus', 'toner', 'saja', 'ada', 'hasilnya']	['pertamakali', 'coba', 'skintific', 'berjuang', 'jerawat', 'sembuh', 'kan', 'aku', 'gunakan', 'rangkaian', 'acne', 'minus', 'toner', 'saja', 'ada', 'hasil']
---	---

3. Formalisasi

Tabel 4. Formalisasi

Text Awal	Sesudah Formalisasi
[baru, pertama, kali, coba, skintific, setelah, struggle, sama, jerawat, langsung, sembuh, dong, btw, aku, pakai, pakai, rangkaian, acne, minus, toner, aja, udah, ada, hasilnya]	['pertamakali', 'mencoba', 'skintific', 'setelah', 'berjuang', 'dengan', 'jerawat', 'Langsung', 'sembuh', 'kan?', 'aku', 'menggunakan', 'rangkaian', 'acne', 'minus', 'toner', 'saja', 'sudah', 'ada', 'hasilnya.']

4. Stopword Removal

Tabel 5. Stopword Removal

Text Awal	Sesudah Removal
['pertamakali', 'mencoba', 'skintific', 'setelah', 'berjuang', 'dengan', 'jerawat', 'Langsung', 'sembuh', 'kan?', 'aku', 'menggunakan', 'rangkaian', 'acne', 'minus', 'toner', 'saja', 'sudah', 'ada', 'hasilnya.']	['pertamakali', 'mencoba', 'skintific', 'berjuang', 'jerawat', 'sembuh', 'kan', 'aku', 'menggunakan', 'rangkaian', 'acne', 'minus', 'toner', 'saja', 'ada', 'hasilnya']

4.4 Pembobotan Kata

Pada proses pembobotan kata yang melewati proses penghitungan Term Frekuensi (TF) terlebih dahulu lalu penghitungan dokumen frekuensi (DF), selanjutnya menghitung inverse document frekuensi (IDF) dan yang terakhir penghitungan TF-IDF nya. Maka hasil yang di peroleh dapat dilihat pada gambar 4. Berikut adalah data hasil perhitungan TF-IDF

```
Kata: jerawat, Kemunculan: 87.12368592000534
Kata: skintific, Kemunculan: 75.97916198309417
Kata: kulit, Kemunculan: 61.637271261678805
Kata: pakai, Kemunculan: 57.05418319873622
Kata: rangkaian, Kemunculan: 56.75109186838747
Kata: aku, Kemunculan: 56.02647329192053
Kata: kak, Kemunculan: 46.51344063432613
Kata: ga, Kemunculan: 45.77363292366932
Kata: udah, Kemunculan: 43.9327669887738
Kata: ada, Kemunculan: 40.83008388400621
```

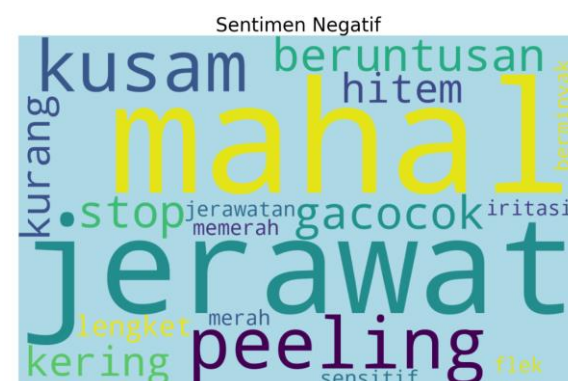
Gambar 4 Proses Pembobotan Kata

Pada Gambar di atas, dapat dilihat bahwa kata "Jerawat" adalah kata yang paling sering muncul setelah dilakukan proses pembobotan kata.

4.5 Visualisasi Data

4.5.1 Visualisasi Word cloud Kelas Negatif

Sentimen negatif yang berjumlah 96 data merupakan data yang paling sedikit untuk pengguna dalam beropini negatif mengenai *skincare* skintific dalam suatu media sosial Hasil dari *word cloud* untuk kelas negatif ditampilkan dalam kumpulan kata yang sering muncul d apat dilihat pada Gambar 5.



5. Stemming

Tabel 6. Stemming

Text Awal	Sesudah Stemming
-----------	------------------

Gambar 5 Visualisasi *Word cloud* Kelas Negatif

Dapat dilihat bahwa kata yang sering digunakan oleh pengguna dalam memberikan *review* bersifat negatif adalah “mahal”, “kusam”, “bruntusan”, “jerawat” dan “gacocok”. Hubungan kata tersebut menunjukkan informasi bahwa pengguna tidak menyukai *Skincare* Skintific karena pengguna merasa harganya terlalu mahal dan beberapa pengguna juga merasa tidak cocok dengan *skincare* tersebut.

4.4.2 Visualisasi *Word cloud* Kelas Positif

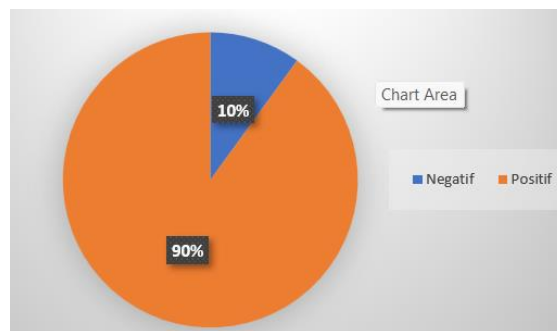
Sentimen Positif yang berjumlah 862 data merupakan data yang paling banyak untuk pengguna dalam beropini positif mengenai *skincare* skintific dalam suatu media sosial Hasil dari *word cloud* untuk kelas positif ditampilkan dalam kumpulan kata yang sering muncul dapat dilihat pada Gambar 6.

Gambar 6. Visualisasi *Word cloud* Kelas Positif

Dapat dilihat bahwa kata yang sering digunakan oleh pengguna dalam memberikan *review* bersifat positif adalah “alhamdulillah”, “jujur”, “mantap”, “terbaik”, “favorit” dan “bagus”. Hubungan kata tersebut menunjukkan informasi bahwa pengguna sangat menyukai *Skincare* Skintific karena pengguna merasa hasil atau efek yang diberikan *skincare* tersebut mendapatkan hasil yang maksimal bagi pengguna.

4.6 Klasifikasi SVM

Dari hasil pengklasifikasian mesin dengan algoritma SVM didapatkan presentase kelas yaitu kelas positif dan kelas negatif yang disajikan pada Gambar 7.



Gambar 7. Grafik Diagram

Gambar diatas menunjukkan hasil presentase dari klasifikasi, dapat dijelaskan bahwa hasil sentimen lebih condong kepada sentimen positif, yaitu sebesar 90% dan negatif hanya 10%. Data hasil klasifikasi ini diperoleh dengan membagi data sebagai informasi pelatihan serta pengujian, dengan ketentuan jumlah data pelatihan sebanyak 80% dan data pengujian sebanyak 20%.

4.7 Hasil Evaluasi

Pengujian ini menghasilkan akurasi, *recall*, *precision* serta *F1-Score/F-Measure* pada *console spyder* yang disajikan pada Gambar 8.

	Precision	Recall	F1-score	Support
Negatif	1.00	0.45	0.62	20
Positif	0.94	1.00	0.97	172

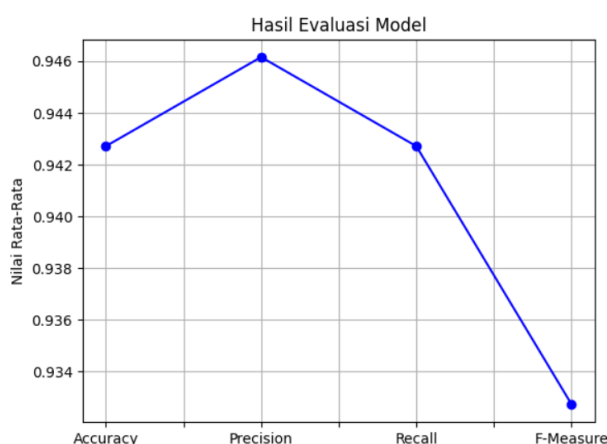
Accuracy			0.94	192
Macro Avg	0.97	0.72	0.79	192
Weighted Avg	0.95	0.94	0.93	192

Gambar 8. Hasil Akurasi, Recall, Precession, dan F-1 Score

Gambar diatas menunjukkan bahwa hasil pengujian untuk metode klasifikasi *Support vector machine* mendapatkan akurasi sebesar 94% dengan nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* yang melebihi 0.9, Dan dihasilkan data sentimen positif sebanyak 862 data dan sentimen negatif 96 data.

Pada hasil evaluasi model klasifikasi sentimen adalah sebagai berikut untuk Akurasi: 97%, *Precision*: 94% untuk kelas positif dan 100% untuk kelas negatif, *Recall*: 100% untuk kelas positif dan 45% untuk kelas negatif dan *F1-score*: 97% untuk kelas positif dan 62% untuk kelas

negatif seperti pada gambar 9.



Gambar 9. Hasil Evaluasi Model

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan dari eksperimen yang telah dilakukan, kesimpulan yang bisa ditarik dari penelitian ini adalah:

1. Algoritma *Support vector machine* (SVM) dengan kernel linear terbukti cukup akurat untuk melakukan klasifikasi sentimen positif dan negatif pada data *review* produk *skincare* berbahasa Indonesia, dengan akurasi mencapai 94%.
2. Sebanyak 90% data *review* bersifat positif atau setara dengan 862 data, menunjukkan produk *skincare* Skintific relatif disukai konsumen. Sedangkan data *review* yang bersifat negatif sebanyak 10% atau setara dengan 96 data
3. Penelitian selanjutnya dapat memperbesar dataset agar performa SVM lebih meningkat serta membandingkan dengan metode lain seperti Naive Bayes.
4. Analisis aspek produk secara spesifik dan *text summarization review* juga dapat dilakukan guna memperkaya hasil klasifikasi sentimen yang sudah ada.

UCAPAN TERIMA KASIH

Pada penelitian ini saya mengucapkan terima kasih kepada:

1. Allah SWT atas karunia dan kemudahan yang diberikan dalam menyelesaikan penelitian ini. Orang tua saya yang senantiasa mendoakan dan memotivasi dalam menuntut ilmu.
2. Bapak Rizal Adi Saputra ST., M.Kom sebagai mentor yang telah bersedia meluangkan waktu untuk membimbing dan mengarahkan penelitian ini.

3. Teman-teman sesama peneliti yang terlibat dalam diskusi dan bertukar pikiran terkait metodologi penelitian.
4. Para *reviewer* jurnal dan konferensi yang telah memberikan kritik dan saran konstruktif demi penyempurnaan artikel ini.
5. Semua pihak yang secara langsung maupun tidak langsung turut membantu kelancaran proses penelitian.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] O. Hapsara, D. Wardiana Sjuchro, T. Murtono, And D. Ari Asfar, "Perspektif Digital Marketing Communication Dalam Memasarkan Skincare Di Indonesia," *Jurnal Komunikasi Profesional*, Vol. 5, Pp. 209–221, 2021, [Online]. Available: [Http://Ejournal.Unitomo.Ac.Id/Index.Php/Jkp](http://Ejournal.Unitomo.Ac.Id/Index.Php/Jkp)
- [2] O. M. Rababah, A. K. Hwaitat, D. A. Al Qudah, And R. Halaseh, "Hybrid Algorithm To Evaluate E-Business Website Comments," *Communications And Network*, Vol. 08, No. 03, Pp. 137–143, 2016, Doi: 10.4236/Cn.2016.83014.
- [3] F. Ainur Rohmah, "Pengaruh Proporsi Kulit Buah Kopi Dan Oatmeal Terhadap Hasil Jadi Masker Tradisional Untuk Perawatan Kulit Wajah," 2016.
- [4] F. F. Irfani, "Analisis Sentimen Review Aplikasi Ruangguru Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *Jbmi (Jurnal Bisnis, Manajemen, Dan Informatika)*, Vol. 16, No. 3, Pp. 258–266, Feb. 2020, Doi: 10.26487/Jbmi.V16i3.8607.
- [5] H. Tuhuteru And A. Iriani, "Analisis Sentimen Perusahaan Listrik Negara Cabang Ambon Menggunakan Metode Support Vector Machine Dan Naive Bayes Classifier," *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan It*, Vol. 3, No. 3, Pp. 394–401, Oct. 2018, Doi: 10.30591/Jpit.V3i3.977.
- [6] L. M. G. Jaya, R. A. Saputra, And S. H. Idrus, "Using Support Vector Machine To Identify Land Cover Change During Covid-19 Pandemic In Komodo National Park, Indonesia," *Geography, Environment, Sustainability*, Vol. 15, No. 3, Pp. 70–79, 2022, Doi: 10.24057/2071-9388-2022-030.
- [7] R. Achmad Rizal, I. Sanjaya Girsang, And S. Apriyadi Prasetyo, "Klasifikasi Wajah Menggunakan Support Vector Machine (Svm)," *Riset Dan E-Jurnal Manajemen Informatika Komputer*, Vol. 3, No. 2, 2019.
- [8] H. Judul, "Analisis Sentimen Ulasan Produk Skincare Menggunakan Metode Support

- Vector Machine (Studi Kasus: Forum Female Daily),” 2021.
- [9] R. Wahyudi *Et Al.*, “Analisis Sentimen Pada Review Aplikasi Grab Di Google Play Store Menggunakan Support Vector Machine,” *Jurnal Informatika*, Vol. 8, No. 2, 2021, [Online]. Available: [Http://Ejournal.Bsi.Ac.Id/Ejournal/Index.Ph p/Ji](http://ejournal.bsi.ac.id/ejournal/index.php/ji)
- [10] P. Arsi And R. Waluyo, “Analisis Sentimen Wacana Pemindahan Ibu Kota Indonesia Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (Svm),” Vol. 8, No. 1, Pp. 147–156, 2021, Doi: 10.25126/Jtiik.202183944.
- [11] D. Darwis, E. Shintya Pratiwi, A. Ferico, And O. Pasaribu, “Penerapan Algoritma Svm Untuk Analisis Sentimen Pada Data Twitter Komisi Pemberantasan Korupsi Republik Indonesia,” 2020.
- [12] D. Diandra Audiansyah, D. Eka Ratnawati, And B. Trias Hanggara, “Analisis Sentimen Aplikasi Myxl Menggunakan Metode Support Vector Machine Berdasarkan Ulasan Pengguna Di Google Play Store,” 2022. [Online]. Available: [Http://J-Ptiik.Ub.Ac.Id](http://j-ptiik.ub.ac.id)
- [13] M. Rangga, A. Nasution, And M. Hayaty, “Perbandingan Akurasi Dan Waktu Proses Algoritma K-Nn Dan Svm Dalam Analisis Sentimen Twitter,” *Jurnal Informatika*, Vol. 6, No. 2, Pp. 212–218, 2019, [Online]. Available: [Http://Ejournal.Bsi.Ac.Id/Ejournal/Index.Ph p/Ji](http://ejournal.bsi.ac.id/ejournal/index.php/ji)