



## Analisis Sentimen terhadap *Brand Skincare* Lokal Sesuai Tipe Kulit Wajah di Media Sosial X Menggunakan Algoritma *Support Vector Machine* dan *Particle Swarm Optimization*

Ni Luh Komang Dinda Puspadewi<sup>1\*</sup>, Iksan Ramadhan<sup>2</sup>

<sup>1-2</sup>Universitas Esa Unggul, Indonesia

Alamat: Jl. Harapan Indah Boulevard No.2, Pusaka Rakyat, Kec. Tarumajaya, Kabupaten Bekasi, Jawa Barat 17214, Indonesia

\*Penulis Korespondensi: [puspadewidinda353@gmail.com](mailto:puspadewidinda353@gmail.com)

**Abstract.** *Social media has transformed into one of the primary platforms for consumers to openly share their personal experiences, impressions, and opinions regarding the skincare products they use. The wide variety of reviews on platforms like X reflects genuine user responses to a product's effectiveness, which significantly depends on each individual's specific skin type characteristics. Therefore, sentiment analysis of consumer reviews on social media has become crucial in assisting the public to identify products that are best suited to their skin conditions. This study aims to analyze sentiment toward several popular local skincare brands, specifically Wardah, Emina, and Azarine, by categorizing them based on five distinct skin types: normal, oily, combination, dry, and sensitive. Sentiment data is classified into two categories: positive and negative. For the classification process, this research employs the Support Vector Machine (SVM) algorithm as the core model. To further enhance the classification accuracy and effectiveness, the model is optimized using the Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm to fine-tune the parameters and improve overall performance. The results of this study are expected to provide a deep evaluation of how the integrated SVM-PSO approach performs in handling review data specific to skin type categories, ultimately providing data-driven recommendations for consumers.*

**Keywords:** *Sentiment; Skin Type; Skincare; Support Vector Machine; Particle Swarm Optimization.*

**Abstrak.** Media sosial telah bertransformasi menjadi salah satu platform utama bagi konsumen untuk berbagi pengalaman, kesan, dan pendapat pribadi secara terbuka mengenai produk *skincare* yang mereka gunakan. Ulasan yang sangat beragam di platform seperti X mencerminkan respons nyata pengguna terhadap efektivitas suatu produk yang sangat bergantung pada karakteristik tipe kulit wajah masing-masing individu. Oleh karena itu, analisis sentimen terhadap ulasan konsumen di media sosial menjadi sangat krusial guna membantu masyarakat dalam mempertimbangkan produk yang paling sesuai dengan kondisi kulit mereka. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis sentimen terhadap berbagai *brand skincare* lokal populer, yaitu Wardah, Emina, dan Azarine, dengan mengategorikannya berdasarkan lima tipe kulit wajah yang berbeda: normal, berminyak, kombinasi, kering, dan sensitif. Data ulasan diklasifikasikan ke dalam dua kelas sentimen, yaitu positif dan negatif. Dalam proses klasifikasi, penelitian ini menerapkan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) sebagai model dasar. Untuk meningkatkan akurasi dan efektivitas klasifikasi, model tersebut kemudian dioptimasi menggunakan algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO). Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan evaluasi mendalam mengenai performa integrasi SVM-PSO dalam menangani data ulasan yang spesifik terhadap kategori tipe kulit serta memberikan rekomendasi berbasis data bagi konsumen.

**Kata kunci:** Sentimen; Tipe Kulit Wajah; Skincare; Support Vector Machine; Particle Swarm Optimization.

## 1. LATAR BELAKANG

Perkembangan teknologi dan internet telah mendorong perubahan dalam cara masyarakat berinteraksi. Di tengah perkembangan ini, media sosial sudah bukan lagi hal yang baru bagi manusia pada zaman sekarang di dunia, termasuk di Indonesia. Hal ini disebabkan media sosial dapat menjadi sarana yang efektif dalam berkomunikasi secara *real-time*, mencari dan berbagi informasi bermanfaat, serta mengungkapkan suatu opini atau pendapat. Salah satu contoh nyata dari pemanfaatan media sosial adalah dalam penyebaran ulasan dan rekomendasi produk.

Banyak pengguna sering mengandalkan pendapat serta memercayai pengalaman pengguna lain dengan kondisi yang sama sebelum memutuskan untuk membeli produk tertentu. Hal ini dibuktikan bahwa sebagian besar pengguna internet mengandalkan *Word of Mouth* sebelum membeli atau menggunakan suatu produk, termasuk opini-opini yang ada di media sosial (Hasyim dkk., 2017). Menurut Kotler dan Keller (2009), *Word of Mouth* adalah komunikasi dari mulut ke mulut yang melibatkan pelanggan, di mana pelanggan memilih untuk berbicara dengan orang lain tentang produk, jasa, dan merek. Salah satu topik yang banyak dibahas di media sosial, terutama di X saat ini adalah produk perawatan kulit atau *skincare* yang menarik perhatian banyak pengguna dan menciptakan diskusi antar pengguna.

Perawatan pada kulit wajah menggunakan produk *skincare* merupakan salah satu kebutuhan penting bagi setiap orang. Produk *skincare* kini semakin berkembang dan bervariasi seiring dengan meningkatnya kebutuhan masyarakat untuk merawat kulit. Dengan banyaknya pilihan produk, konsumen perlu lebih selektif mengingat setiap produk dapat memberikan hasil yang berbeda tergantung pada tipe kulit wajah masing-masing (Kamal, 2021). Namun, kulit wajah manusia dapat dipengaruhi oleh beberapa faktor yang menyebabkan adanya berbagai tipe kulit wajah, yaitu kulit normal, berminyak, kering, kombinasi, dan sensitif (Ramdan & Sugianto, 2022), sehingga para konsumen sering memberikan pengalaman mereka melalui media sosial, terutama X. Ulasan mengenai *skincare* di media sosial terbukti berpengaruh terhadap persepsi dan keputusan pembelian konsumen (Derivanti dkk., 2022).

Ulasan mengenai produk *skincare* yang telah di *review* oleh pengguna media sosial X cukup banyak, mencakup berbagai pengalaman mulai dari kepuasan hingga ketidakcocokan produk tersebut. Dengan mempertimbangkan banyaknya produk *skincare* lokal serta beragamnya tipe kulit, proses klasifikasi opini menjadi semakin kompleks dan membutuhkan metode yang efektif. Untuk mengatasi masalah tersebut, analisis sentimen menjadi penting untuk mengklasifikasikan ulasan menjadi opini positif dan negatif.

Penelitian ini memfokuskan analisis sentimen pada merek lokal seperti Azarine, Emina, dan Wardah. Algoritma yang digunakan dalam penelitian ini adalah Support Vector Machine (SVM) dan Particle Swarm Optimization (PSO) sebagai metode utama untuk melakukan klasifikasi serta optimasi parameter guna meningkatkan performa model. *Support Vector Machine* dikenal sebagai algoritma yang mampu membedakan kelas dengan margin optimal (Kumar & others, 2024). Dengan adanya analisis sentimen terhadap *brand skincare* lokal yang akurat dan optimal, diharapkan dapat membantu konsumen dalam memahami ulasan produk secara lebih objektif.

## 2. KAJIAN TEORITIS

### Analisis Sentimen pada Media Sosial

Analisis sentimen merupakan cabang dari *text mining* yang bertujuan untuk mengidentifikasi, mengekstrak, dan mengklasifikasikan opini dalam bentuk teks ke dalam kategori tertentu, seperti positif atau negatif. Dalam konteks media sosial, analisis sentimen digunakan untuk memahami persepsi publik terhadap suatu produk atau layanan berdasarkan ulasan pengguna yang bersifat tidak terstruktur dan perlu diproses terlebih dahulu agar dapat dianalisis secara komputasional.

Media sosial menjadi sumber utama dalam pengumpulan opini konsumen karena memungkinkan pengguna untuk berbagi pengalaman secara langsung. Salah satu platform yang banyak digunakan dalam penelitian analisis sentimen adalah X, yang menyediakan data ulasan pengguna secara *real-time*. Ulasan pengguna terhadap produk skincare juga sangat dipengaruhi oleh faktor *Word of Mouth*, di mana konsumen cenderung mempercayai pengalaman orang lain sebelum mengambil keputusan pembelian (Hasyim dkk., 2017). Selain itu, ulasan di media sosial berpengaruh terhadap persepsi dan keputusan pembelian konsumen (Derivanti dkk., 2022).

### Text Mining, TF-IDF, dan Support Vector Machine

*Text mining* merupakan proses pengolahan data teks tidak terstruktur menjadi informasi yang lebih bermakna melalui tahapan *preprocessing* seperti *case folding*, *tokenization*, *stopword removal*, dan *stemming*. Salah satu teknik representasi teks yang umum digunakan adalah TF-IDF, yang berfungsi memberikan bobot pada kata berdasarkan tingkat kepentingannya dalam dokumen. TF-IDF membantu mengurangi pengaruh kata umum yang sering muncul namun kurang informatif dalam analisis sentimen (Dani dkk., 2024).

Dalam proses klasifikasi, salah satu algoritma yang sering digunakan adalah Support Vector Machine, yang bekerja dengan mencari *hyperplane* terbaik untuk memisahkan kelas positif dan negatif. SVM dikenal memiliki performa yang baik dalam klasifikasi teks, terutama ketika dikombinasikan dengan fitur TF-IDF. Metode ini juga banyak digunakan dalam penelitian analisis sentimen karena kemampuannya menangani data berdimensi tinggi secara efektif (Kumar & others, 2024).

### **Particle Swarm Optimization dalam Peningkatan Kinerja Model**

*Particle Swarm Optimization* merupakan metode optimasi yang terinspirasi dari perilaku kolektif makhluk hidup seperti burung atau ikan dalam mencari solusi terbaik. Dalam *machine learning*, PSO digunakan untuk mengoptimalkan parameter model agar diperoleh hasil klasifikasi yang lebih optimal melalui proses pencarian berbasis populasi.

Dalam konteks klasifikasi sentimen, PSO sering digunakan untuk mengoptimalkan parameter pada model SVM seperti  $C$ ,  $\gamma$ , dan pemilihan *kernel*. Penelitian menunjukkan bahwa pembagian data latih dan data uji seperti 70:30 atau 80:20 juga memengaruhi performa model dalam proses evaluasi (Gholamy dkk., 2018). Kombinasi SVM dan PSO terbukti dapat meningkatkan akurasi model dibandingkan SVM tanpa optimasi, sehingga menghasilkan performa klasifikasi yang lebih stabil dan akurat.

## **3. METODE PENELITIAN**

### **Pengumpulan Data**

Penelitian ini menggunakan media sosial X sebagai sumber data utama karena platform tersebut memiliki jumlah pengguna aktif yang besar serta menyediakan data opini secara langsung dan *real-time*. Data yang dikumpulkan berupa ulasan pengguna terkait produk *skincare* dari brand Azarine, Emina, dan Wardah dengan menggunakan kata kunci yang menggabungkan nama brand dan tipe kulit wajah melalui metode *Tweet-Harvest*.

Proses pengambilan data dilakukan dengan bantuan Google Colaboratory sebagai alat pemrograman berbasis *cloud*. Namun, dalam proses *crawling* data dari platform X terdapat pembatasan jumlah data yang dapat diakses sehingga pengambilan data harus disesuaikan dengan batas harian yang ditentukan oleh sistem (Larasati dkk., 2024). Kondisi ini menyebabkan proses pengumpulan data dilakukan secara bertahap agar tetap sesuai dengan ketentuan platform.

## Preprocessing Data

Tahapan *preprocessing* dilakukan menggunakan pendekatan *Natural Language Processing* (NLP) untuk mengubah data teks yang masih mentah menjadi bentuk yang lebih bersih dan terstruktur agar dapat diproses oleh model *machine learning*. Proses ini penting karena data dari media sosial umumnya mengandung *noise* yang dapat memengaruhi hasil analisis jika tidak dibersihkan terlebih dahulu (Dani dkk., 2024).

Adapun tahapan *preprocessing* yang dilakukan meliputi *case folding*, *cleaning data*, *tokenization*, *normalization*, *stopwords removal*, dan *stemming*. *Case folding* bertujuan menyamakan seluruh huruf menjadi *lowercase*. *Cleaning data* digunakan untuk menghapus URL, tanda baca, *hashtag*, *mention*, dan simbol lain yang tidak relevan. *Tokenization* berfungsi memecah kalimat menjadi kata-kata individual. *Normalization* digunakan untuk menyeragamkan variasi penulisan kata agar memiliki makna yang sama. *Stopwords removal* menghapus kata umum yang tidak memiliki kontribusi signifikan terhadap makna sentimen, sedangkan *stemming* digunakan untuk mengembalikan kata berimbuhan ke bentuk dasarnya menggunakan *library* Sastrawi.

## Pelabelan, Pembagian Data, TF-IDF, dan Evaluasi Model

Pelabelan data dilakukan menggunakan metode *lexicon-based*, yaitu dengan memanfaatkan kamus sentimen untuk mengklasifikasikan ulasan ke dalam kelas positif dan negatif berdasarkan skor kata dalam teks. Pendekatan ini banyak digunakan dalam analisis sentimen karena mampu memberikan label secara otomatis berdasarkan bobot kata dalam kalimat (Kumar & others, 2024).

Selanjutnya, *dataset* dibagi menjadi data latih dan data uji dengan rasio 70:30 atau 80:20 untuk menjaga keseimbangan antara proses pelatihan dan pengujian model serta menghindari *overfitting*. Pembagian data seperti ini umum digunakan dalam *machine learning* untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model (Gholamy dkk., 2018).

### **TF-IDF**

Pembobotan kata menggunakan TF-IDF dilakukan untuk mengubah teks menjadi representasi numerik yang dapat diproses oleh algoritma. Nilai TF-IDF dihitung berdasarkan frekuensi kata dalam dokumen serta kebalikannya pada seluruh dokumen (Dani dkk., 2024).

Rumus TF-IDF dapat dituliskan sebagai berikut:

$$TF(t, d) = \frac{f_{t,d}}{\sum_{t' \in d} f_{t',d}}$$

$$IDF(t) = \log \left( \frac{N}{1 + n_t} \right)$$

$$TF-IDF(t, d) = TF(t, d) \times IDF(t)$$

### **Evaluasi Model**

Evaluasi model dilakukan menggunakan confusion matrix dengan beberapa metrik utama yaitu *accuracy*, *precision*, *recall*, dan F1-score (Kumar & others, 2024).

*Accuracy*

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

*Precision*

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

*Recall*

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

*F1-Score*

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

Metrik-metrik tersebut digunakan untuk mengukur performa model dalam mengklasifikasikan sentimen secara menyeluruh, baik dari aspek ketepatan maupun keseimbangan antara kelas positif dan negatif.

## **4. HASIL DAN PEMBAHASAN**

### **Pengumpulan Data (Crawling Data)**

Data *tweet* dalam penelitian ini diambil melalui media sosial X dengan menggunakan *Tweet-Harvest* yang langsung disimpan ke dalam file CSV. Kata kunci yang dipakai untuk mengumpulkan data penelitian ini adalah 'azarine normal', 'azarine berminyak', 'azarine kering', 'azarine kombinasi', 'azarine sensitif', 'emina normal', 'emina berminyak', 'emina kering', 'emina kombinasi', 'emina sensitif', 'wardah normal', 'wardah berminyak', 'wardah

kering’, ‘wardah kombinasi ‘, ‘wardah sensitif’. Data untuk masing-masing merek dan tipe kulit wajah tersebut dikumpulkan dalam rentang tahun pertengahan Juli tahun 2022 hingga bulan April tahun 2025. Pengambilan data dilakukan tanpa menggunakan *API* resmi dari media sosial X, melainkan dengan metode autentikasi menggunakan *auth token* milik akun pengguna. Contoh dari *dataset* ulasan yang telah diambil adalah seperti pada Tabel 1.3 berikut.

**Tabel 1.** Dataset Ulasan

created at	full text
Thu Dec 29 05:32:00 +0000 2022	@convomf azarine baguss nder ak pke itu smpe skrg ga buat muka ku jd berminyak + cpt keringg jugaa
Fri Dec 30 03:45:01 +0000 2022	Dear! Kenapa ya muka aku gaperna cocok sama sunscreen udh coba azarine yang oren sama ijo trs skinaqua jga tapi ga cocok jadi kek berminyak bruntusan kusam gtuu

### Hasil Text Preprocessing

Pada tahap ini, peneliti telah melakukan rangkaian prapemrosesan teks mulai dari *case folding*, *cleaning data*, *tokenization*, *normalization*, *stopwords removal*, sampai pada tahap *stemming*. Dapat dilihat pada Tabel 2 Berikut yang menunjukkan sebelum dan sesudah prapemrosesan teks.

**Tabel 2.** Sebelum dan Sesudah Preprocessing Text

Sebelum <i>Preprocessing Text</i>	Sesudah <i>Preprocessing Text</i>
@convomf azarine baguss nder ak pke itu smpe skrg ga buat muka ku jd berminyak + cpt keringg jugaa	[azarine, bagus, nder, pakai, muka, ku, minyak, cepat, keringg]
Dear! Kenapa ya muka aku gaperna cocok sama sunscreen udh coba azarine yang oren sama ijo trs skinaqua jga tapi ga cocok jadi kek berminyak bruntusan kusam gtuu	[dear, ya, muka, cocok, sunscreen, coba, azarine, oren, ijo, skinaqua, cocok, kayak, minyak, beruntus, kusam]

### Pelabelan Data (Lexicon-Based)

Pelabelan data pada penelitian ini menggunakan *Lexicon-Based*. Metode ini memanfaatkan kamus sentimen yang berisi daftar kata positif dan negatif dengan bobot atau skor tertentu. Kamus *Lexicon* yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari repositori GitHub milik Devid dan disimpan dalam bentuk *file* TSV (Tab Separated Values). Skor dari setiap kata dalam ulasan akan diakumulasikan sehingga dapat menghasilkan total skor

sentimen yang menentukan apakah ulasan tersebut termasuk ke dalam kategori positif atau negatif. Hasil pelabelan data dapat dilihat pada Tabel 3 berikut.

**Tabel 3.** Label Data

<i>Brand Skincare</i>	Tipe Kulit Wajah	Positif	Negatif
Azarine	Normal	485	51
	Berminyak	502	56
	Kering	435	206
	Kombinasi	427	97
	Sensitif	519	110
Emina	Normal	479	55
	Berminyak	453	75
	Kering	469	182
	Kombinasi	284	124
Wardah	Sensitif	295	49
	Normal	484	51
	Berminyak	454	85
	Kering	397	186
	Kombinasi	468	135
	Sensitif	443	88

### TF-IDF

Pada Tabel 4 berikut merupakan hasil dari pembobotan tiap kata pada *dataset* ulasan sentimen.

**Tabel 4.** TF-IDF

<i>Brand Skincare</i>	Tipe Kulit	Kata	Bobot TF-IDF
Azarine	Normal	pakai	0,044
		azarine	0,044
		normal	0,038
	Berminyak	pakai	0,048
		azarine	0,044
		cocok	0,026
	Kering	kering	0,043
		azarine	0,041
		pakai	0,039
	Kombinasi	azarine	0,041
		kombinasi	0,038
		pakai	0,036
	Sensitif	pakai	0,040
		sensitif	0,037
		cocok	0,026
Normal	emina	0,040	
	pakai	0,037	
	normal	0,034	
Emina	Berminyak	pakai	0,045
		minyak	0,043
		cocok	0,026
	Kering	bibir	0,058
		pakai	0,048
		bagus	0,024
	Kombinasi	emina	0,044
		pakai	0,041
		kombinasi	0,038
Sensitif	emina	0,042	
	sensitif	0,038	

		pakai	0,038
		wardah	0,044
	Normal	pakai	0,044
		normal	0,036
	Berminyak	pakai	0,044
		minyak	0,043
		wardah	0,041
	Kering	kering	0,039
Wardah		pakai	0,039
		wardah	0,038
		wardah	0,045
	Kombinasi	kombinasi	0,038
		pakai	0,032
		wardah	0,039
	Sensitif	pakai	0,039
		cocok	0,026

## Pemodelan

### *Split Data Latih dan Data Uji*

Pada tahap ini, data dibagi menjadi dua, yaitu data latih dan data uji. Pembagian ini menggunakan fungsi *train\_test\_split* dari pustaka *scikit-learn*. Penelitian ini melibatkan 15 variasi kombinasi data (dari 3 *brand skincare* lokal yang masing-masing dibagi berdasarkan 5 tipe kulit wajah), maka dari itu proporsi pembagian data dilakukan secara fleksibel, disesuaikan dengan distribusi data pada masing-masing *subset*.

**Tabel 5.** Pembagian Data Latih dan Data Uji

<i>Brand Skincare</i>	Tipe Kulit Wajah	Data Latih	Data Uji
Azarine	Normal	70%	30%
	Berminyak	70%	30%
	Kering	80%	20%
	Kombinasi	80%	20%
	Sensitif	80%	20%
Emina	Normal	80%	20%
	Berminyak	80%	20%
	Kering	70%	30%
	Kombinasi	80%	20%
Wardah	Sensitif	70%	30%
	Normal	80%	20%
	Berminyak	70%	30%
	Kering	70%	30%
	Kombinasi	70%	30%
	Sensitif	70%	30%

### Klasifikasi SVM dengan Kernel

Dalam penelitian ini, dilakukan percobaan pada beberapa *kernel* SVM, yaitu Linear, RBF, Sigmoid, dan Polynomial dengan parameter *default*, yaitu  $C = 1$ ,  $\gamma = \text{'scale'}$ ,  $\text{degree} = 3$ , dan  $\text{coef0} = 0,0$ . Berdasarkan hasil pengujian tersebut, dapat diketahui *kernel* mana yang memberikan hasil terbaik dalam menangani data ulasan pada setiap *brand skincare* dan masing-masing tipe kulit wajahnya. Berikut ini adalah kode dari klasifikasi *kernel* SVM.

### Klasifikasi SVM dengan PSO

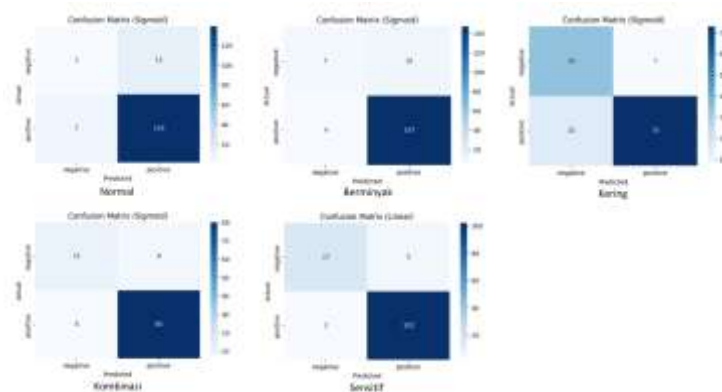
Penelitian ini melakukan beberapa pengujian untuk nilai parameter algoritma Particle Swarm Optimization (PSO), yaitu  $c_1$  (faktor kognitif),  $c_2$  (faktor sosial),  $\omega$  (*inertia weight*), jumlah iterasi, dan jumlah partikel. Pengujian dilakukan dengan menggunakan percobaan kombinasi parameter seperti pada Tabel 6 berikut.

**Tabel 6.** Parameter PSO

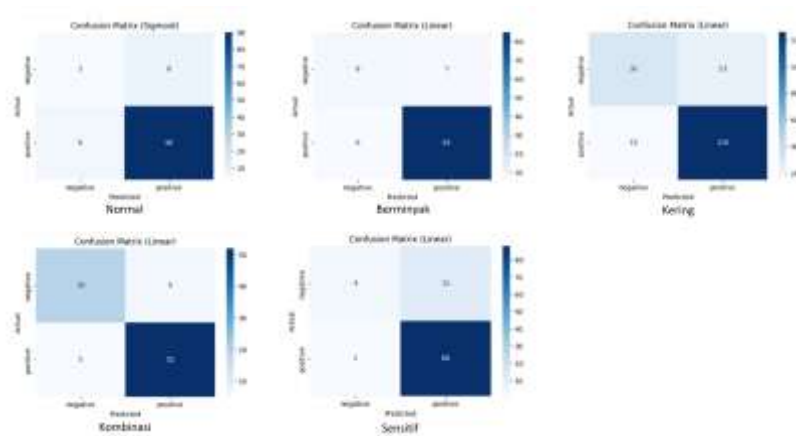
No.	Parameter	Value
1	<i>Inertia weight</i>	0,6
2	<i>Local best weight</i>	1,5
3	<i>Global best weight</i>	1,5
4	<i>Particles</i>	10
5	<i>Iterations</i>	20
6	<i>Cross Validation</i>	3

### Evaluasi Klasifikasi SVM Sebelum dan Sesudah PSO

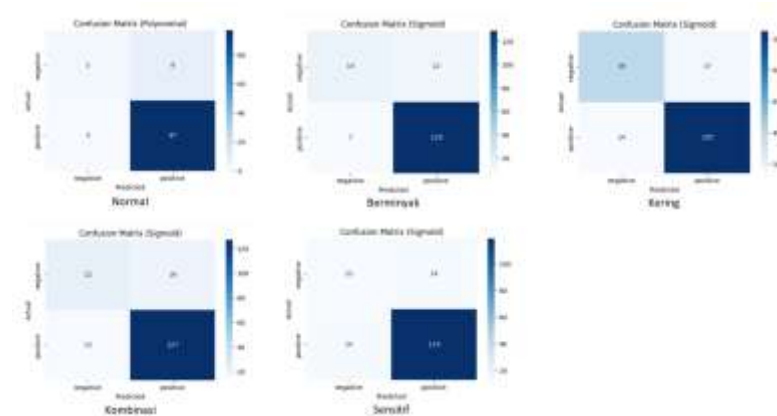
Total terdapat 15 kombinasi yang diklasifikasi, terdiri dari 3 *brand skincare* lokal (Azarine, Emina, dan Wardah) dan 5 tipe kulit wajah (normal, berminyak, kombinasi, kering, dan sensitif). Proses evaluasi dilakukan terhadap model Support Vector Machine (SVM) sebelum dan sesudah dilakukan optimasi menggunakan Particle Swarm Optimization (PSO). Pada tahap evaluasi ini, dihasilkan *confusion matrix* dari klasifikasi SVM dengan percobaan kernel terbaik pada *brand skincare* lokal dan masing-masing tipe kulit wajahnya. *Confusion matrix* dapat dilihat pada Gambar berikut



**Gambar 1.** Confusion Matrix Brand Azarine



**Gambar 2.** Confusion Matrix Brand Emina



**Gambar 3.** Confusion Matrix Brand Wardah

Pada klasifikasi SVM dengan optimasi PSO, hasil evaluasi menunjukkan bahwa secara umum, optimasi PSO berhasil memberikan peningkatan performa model pada sebagian besar kombinasi data. Beberapa kombinasi menunjukkan peningkatan nilai dibandingkan sebelum dilakukan *tuning* parameter.

Pada klasifikasi SVM dan PSO, masing-masing *brand skincare* lokal dan tipe kulit wajahnya memperoleh hasil terbaiknya melalui beberapa pengujian. Perbandingan SVM dengan SVM dan PSO pada *brand skincare* Azarine dapat dilihat pada Tabel 7.

**Tabel 7.** SVM dan PSO Brand Azarine

Tipe Kulit Wajah	Kernel	Metrik Evaluasi	SVM	SVM + PSO
Normal	Sigmoid	<i>Accuracy</i>	0,87	0,90
		<i>Precision</i>	0,85	0,85
		<i>Recall</i>	0,87	0,90
		<i>F1-Score</i>	0,86	0,86
Berminyak	Sigmoid	<i>Accuracy</i>	0,91	0,92
		<i>Precision</i>	0,90	0,92
		<i>Recall</i>	0,91	0,92
		<i>F1-Score</i>	0,90	0,92
Kering	Sigmoid	<i>Accuracy</i>	0,82	0,83
		<i>Precision</i>	0,84	0,84
		<i>Recall</i>	0,82	0,83
		<i>F1-Score</i>	0,83	0,84
Kombinasi	Sigmoid	<i>Accuracy</i>	0,86	0,87
		<i>Precision</i>	0,86	0,86
		<i>Recall</i>	0,86	0,87
		<i>F1-Score</i>	0,86	0,86
Sensitif	Linear	<i>Accuracy</i>	0,94	0,95
		<i>Precision</i>	0,94	0,95
		<i>Recall</i>	0,94	0,95
		<i>F1-Score</i>	0,94	0,95

Perbandingan SVM dengan SVM dan PSO pada *brand skincare* Emina dapat dilihat pada Tabel 8.

**Tabel 8.** SVM dan PSO Brand Emina

Tipe Kulit Wajah	Kernel	Metrik Evaluasi	SVM	SVM + PSO
Normal	Sigmoid	<i>Accuracy</i>	0,86	0,92
		<i>Precision</i>	0,85	0,93
		<i>Recall</i>	0,86	0,92
		<i>F1-Score</i>	0,86	0,90
Berminyak	Linear	<i>Accuracy</i>	0,87	0,88
		<i>Precision</i>	0,87	0,88
		<i>Recall</i>	0,87	0,88
		<i>F1-Score</i>	0,87	0,88
Kering	Linear	<i>Accuracy</i>	0,80	0,80
		<i>Precision</i>	0,79	0,79
		<i>Recall</i>	0,80	0,80
		<i>F1-Score</i>	0,80	0,79
Kombinasi	Linear	<i>Accuracy</i>	0,86	0,87
		<i>Precision</i>	0,86	0,87
		<i>Recall</i>	0,86	0,87
		<i>F1-Score</i>	0,86	0,87
Sensitif	Linear	<i>Accuracy</i>	0,88	0,89
		<i>Precision</i>	0,87	0,90
		<i>Recall</i>	0,88	0,89
		<i>F1-Score</i>	0,85	0,86

Perbandingan SVM dengan SVM dan PSO pada brand skincare Wardah dapat dilihat pada Tabel 9.

**Tabel 9.** SVM dan PSO Brand Wardah

Tipe Kulit Wajah	Kernel	Metrik Evaluasi	SVM	SVM + PSO
Normal	Polyno-mial	<i>Accuracy</i>	0,92	0,93
		<i>Precision</i>	0,93	0,92
		<i>Recall</i>	0,92	0,93
		<i>F1-Score</i>	0,90	0,92
		<i>Accuracy</i>	0,88	0,90
Berminyak	Sigmoid	<i>Precision</i>	0,87	0,91
		<i>Recall</i>	0,88	0,90
		<i>F1-Score</i>	0,87	0,88
		<i>Accuracy</i>	0,82	0,86
		Kering	Sigmoid	<i>Precision</i>
<i>Recall</i>	0,82			0,86
<i>F1-Score</i>	0,82			0,86
<i>Accuracy</i>	0,82			0,86
Kombinasi	Sigmoid			<i>Precision</i>
		<i>Recall</i>	0,82	0,86
		<i>F1-Score</i>	0,81	0,85
		<i>Accuracy</i>	0,82	0,85
		Sensitif	Sigmoid	<i>Precision</i>
<i>Recall</i>	0,82			0,85
<i>F1-Score</i>	0,82			0,84

## 5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, maka diperoleh beberapa kesimpulan sebagai berikut: (1) Analisis sentimen terhadap ulasan pengguna media sosial X berhasil dilakukan dan menunjukkan bahwa mayoritas sentimen terhadap brand *skincare* lokal cenderung positif. (2) Berbagai percobaan telah dilakukan terhadap *kernel* SVM, seperti Linear, RBF, Sigmoid, dan Polynomial. Masing-masing *kernel* menunjukkan performa yang bervariasi tergantung pada kombinasi *brand skincare* lokal dan tipe kulit wajah. (3) Perbandingan performa menunjukkan bahwa SVM yang dioptimasi dengan PSO sebagian besar memiliki akurasi lebih tinggi sebesar 1-8% dari masing-masing variabel dibandingkan sebelum optimasi, membuktikan bahwa metode optimasi berperan signifikan dalam peningkatan kinerja model. (4) *Website* analisis sentimen telah dibangun dan dapat digunakan konsumen untuk melihat kecenderungan ulasan positif maupun negatif *brand skincare* Azarine, Emina, dan Wardah yang disesuaikan dengan kategori tipe kulit wajah. Dengan

demikian, *website* ini dapat membantu konsumen dalam memilih produk yang lebih sesuai dengan kebutuhan kulit.

## DAFTAR REFERENSI

- Dani, A. H., Puspaningrum, E. Y., & Mumpuni, R. (2024). Studi performa TF-IDF dan Word2Vec pada analisis sentimen cyberbullying. *Jurnal Teknik Informatika dan Terapan*, 2, 94–106.
- Derivanti, A., Wahidin, D. W., & Warouw, D. M. (2022). Studi fenomenologi: Perilaku konsumen dalam keputusan pembelian produk skincare melalui media platform digital di era Covid-19. *SIBATIK JOURNAL: Jurnal Ilmiah Bidang Sosial, Ekonomi, Budaya, Teknologi, dan Pendidikan*, 1(9), 1617–1628. <https://doi.org/10.54443/sibatik.v1i9.204>
- Gholamy, A., Kreinovich, V., & Kosheleva, O. (2018). *Why 70/30 or 80/20 relation between training and testing sets: A pedagogical explanation*.
- Harnelia, H. (2024). Analisis Sentimen Review Skincare Skintific Dengan Algoritma Support Vector Machine (Svm). *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, 12(2).
- Hasyim, M. A., Fauzi, A., & Fanani, D. (2017). Pengaruh citra merek terhadap word of mouth dan keputusan pembelian (Survei pada mahasiswa Fakultas Ilmu Administrasi Universitas Brawijaya Jurusan Administrasi Bisnis angkatan 2014/2015–2015/2016 pembeli handphone Samsung Galaxy). *Jurnal Administrasi Bisnis*, 43, 148–156.
- Jain, P. K., Saravanan, R., & Pamula, R. (2022). A comparative study of different classifiers for sentiment analysis on Twitter data using particle swarm optimization. *Multimedia Tools and Applications*, 81, 12613–12642. <https://doi.org/10.1007/s11042-022-12340-w>
- Kumar, K. S., & others. (2024). Sentiment analysis of short texts using SVMs and VSMs-based multiclass semantic classification. *Applied Artificial Intelligence*, 38(1). <https://doi.org/10.1080/08839514.2024.2321555>
- Kurniawati, A., & Arwan, A. (2024). Optimization of Support Vector Machine (SVM) using Particle Swarm Optimization (PSO) for Indonesian Public Opinion Sentiment Analysis on Twitter. *Journal of Information Technology and Computer Science*, 9(1), 45-56. <https://doi.org/10.25126/jitecs.202491567>
- Larasati, R. C., Dewi, C., & Christanto, H. J. (2024). Analisis sentimen produk kecantikan jenis moisturizer di Twitter menggunakan algoritma super vector machine. *Jurnal TEKINKOM*, 7(1).
- NABILA, A. (2022). Analisis Sentimen Ulasan Produk Toner Pada Beauty Brand “The Body Shop” Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Dan Support Vector Machine: Studi Kasus Di Female Daily.
- Novitasari, D. T., Barata, M. A., & Yuwita, P. E. (2025). Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Skincare Dengan Metode Support Vector Machine (Svm). *INTI Nusa Mandiri*, 19(2), 325-332.

- Novitasari, D. T., Barata, M. A., & Yuwita, P. E. (2025). Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Skincare Dengan Metode Support Vector Machine (Svm). *INTI Nusa Mandiri*, 19(2), 325-332.
- Nurwahyudi, W., Isnaini, M., Roszi, S. J., & Laily, A. W. (2025). Analisis Sentimen Ulasan Produk Moisturizer Skintific Di Tokopedia Menggunakan Support Vector Machine. *Jurnal Sistem Informasi dan Bisnis Cerdas*, 18(1), 129-142.
- Prabowo, A. S., & Azizah, N. (2023). Sentiment Analysis of Local Skincare Products Using TF-IDF and Support Vector Machine on Twitter. *Jurnal Ilmiah Teknik Informatika (JUTEKIN)*, 11(2), 210-219. <https://doi.org/10.33365/jutekin.v11i2.2850>
- Ramdan, D. S., & Sugianto, C. A. (2022). Expert system of facial skin type diagnosis and skincare recommendation based on certainty factor. *Journal of Applied Intelligent System*, 7, 246–258.