

DETEKSI ULASAN FIKTIF SKINCARE BERBAHASA INDONESIA PADA SITUS FEMALE DAILY MENGGUNAKAN METODE SVM

Audy Hafiza Bilqis^{1*}; Farizatul Azna²; Dwi Widdi³; Nayla Eka Hidayat⁴; Tasya Ramadhinta⁵

Program Studi Sistem Informasi^{1,2,3,4,5}

Universitas Bina Sarana Informatika, Jakarta, Indonesia^{1,2,3,4,5}

www.bsi.ac.id^{1,2,3,4,5}

audyhafiza@gmail.com^{1*}, farizatulazna0@gmail.com², widdi55574@gmail.com³,

naylaeka813@gmail.com⁴, tasyaramadhinta@gmail.com⁵

(*) Corresponding Author



Ciptaan disebarluaskan di bawah Lisensi Creative Commons Atribusi-NonKomersial 4.0 Internasional.

Abstract— The increasing popularity of e-commerce and online review platforms has encouraged consumers to rely more heavily on reviews before purchasing skincare products. However, the proliferation of fake reviews presents a new challenge for consumers in making decisions. This study aims to detect fake reviews of skincare products by applying the Support Vector Machine (SVM) algorithm as the main model. Data was taken from the Female Daily website, which contains a collection of reviews of COSRX skincare products. This study applied text mining and data preprocessing techniques to prepare 8,880 unstructured reviews into a format ready for analysis. The SVM model was used to detect genuine and fake reviews based on linguistic patterns in the text. The test results showed excellent accuracy, with the model accurately predicting 5,900 fake reviews and 2,758 genuine reviews, with an error rate of only around 2.5% of the total data. These findings indicate that SVM is an effective method for detecting fake skincare product reviews and has the potential to be implemented as a decision support tool for consumers and online review platforms.

Keywords: Fake Review, Machine Learning, Skincare, Support Vector Machine, Text Mining.

Abstrak— Meningkatnya popularitas e-commerce dan platform ulasan daring mendorong konsumen untuk lebih bergantung dengan ulasan sebelum membeli produk-produk skincare. Namun, ramainya ulasan fiktif menjadi tantangan baru bagi konsumen dalam menentukan keputusan. Penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi ulasan fiktif pada produk skincare dengan menerapkan algoritma Support Vector Machine (SVM) sebagai model utama. Data diambil dari website Female Daily yang berisi kumpulan ulasan produk skincare merek COSRX. Penelitian ini menerapkan teknik text mining dan prapemrosesan data dengan menyiapkan 8.880 ulasan tidak terstruktur ke dalam format yang siap dianalisis. Model SVM digunakan untuk mendeteksi ulasan asli dan palsu berdasarkan pola linguistik dalam teks. Hasil pengujian menunjukkan akurasi yang sangat baik, dengan model yang secara akurat memprediksi 5.900 ulasan palsu dan 2.758 ulasan asli, dengan tingkat kesalahan hanya sekitar 2,5% dari total data. Temuan ini menunjukkan bahwa SVM merupakan metode yang efektif untuk mendeteksi ulasan produk perawatan kulit palsu dan berpotensi diimplementasikan sebagai alat pendukung keputusan bagi konsumen maupun platform ulasan daring.

Kata kunci: Ulasan Palsu, Pembelajaran Mesin, Perawatan Kulit, Support Vector Machine, Penambangan Teks.

PENDAHULUAN

Saat ini produk skincare menjadi bagian penting dalam kehidupan masyarakat, khususnya perempuan, yang semakin sadar akan pentingnya perawatan kulit. Banyaknya merek dan varian

produk yang terus bermunculan mendorong konsumen untuk lebih selektif dalam menentukan pilihan. Produk skincare digunakan untuk mengatasi berbagai permasalahan kulit seperti jerawat, bekas jerawat, mencerahkan kulit, hingga menunda penuaan dini (Windarti et al., 2022).

Namun, tidak semua produk yang beredar memiliki kualitas yang baik, sehingga konsumen cenderung mencari informasi tambahan melalui ulasan dan testimoni pengguna pada platform ulasan daring. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa ulasan pelanggan tidak hanya merepresentasikan pengalaman penggunaan, tetapi juga menjadi strategi pemasaran yang efektif bagi perusahaan.

Fenomena Korean Wave turut berkontribusi pada meningkatnya minat masyarakat Indonesia terhadap produk skincare asal Korea Selatan. Pengaruh figur publik dan standar kecantikan Korea yang identik dengan kulit cerah dan sehat membentuk persepsi masyarakat Indonesia terhadap produk skincare Korea (Setyani & Azhari, 2020). Salah satu merek yang populer adalah COSRX, yang banyak dibicarakan pada platform Female Daily, situs ulasan kecantikan terbesar di Indonesia. Melalui platform ini, pengguna dapat memberikan rating dan ulasan teks berdasarkan pengalaman pribadi terhadap suatu produk. Ulasan tersebut terdiri dari dua elemen utama, yaitu nilai rating dalam bentuk numerik dan komentar dalam bentuk teks yang memberikan penjelasan lebih mendalam (Aisah et al., 2023).

Dalam konteks ini, persepsi konsumen menjadi faktor krusial yang memengaruhi keputusan pembelian. Persepsi merupakan proses ketika seseorang memilih, memproses, dan menafsirkan informasi sebelum membentuk suatu pandangan tertentu (Firdaus & Haryanti, 2023). Selain itu, persepsi dan pengalaman pengguna terhadap aplikasi juga menjadi kunci untuk meningkatkan adopsi dan penggunaan yang efektif (Wang, 2023). Dalam budaya Indonesia, rekomendasi dari orang terdekat maupun ulasan dari pemengaruh memiliki dampak yang besar terhadap keputusan pembelian (Anggraini et al., 2021). Oleh karena itu, keberadaan situs seperti Female Daily sangat membantu calon konsumen dalam mempertimbangkan ulasan positif dan negatif sebelum membeli suatu produk.

Namun, tingginya ketergantungan konsumen terhadap ulasan daring juga memunculkan permasalahan baru, yaitu keberadaan ulasan fiktif yang tidak didasarkan pada pengalaman nyata pengguna. Ulasan fiktif dapat dibuat dengan tujuan promosi berlebihan maupun untuk menjatuhkan produk pesaing, sehingga berpotensi menyesatkan konsumen dalam pengambilan keputusan. Bahkan, kuantitas ulasan positif yang berlebihan seringkali menimbulkan kecurigaan sebagai bentuk promosi terselubung. Kondisi ini menunjukkan pentingnya studi perilaku konsumen dalam memahami strategi pemasaran berbasis ulasan daring.

Dengan popularitas COSRX yang semakin meningkat, jumlah ulasan pengguna di Female Daily juga semakin banyak. Namun, tidak semua ulasan tersebut dapat dipastikan keasliannya, sehingga diperlukan metode otomatis yang mampu mendeteksi ulasan fiktif secara akurat. Salah satu metode yang dinilai efektif untuk klasifikasi teks adalah Support Vector Machine (SVM). SVM merupakan teknik machine learning yang mampu melakukan prediksi dalam bentuk klasifikasi maupun regresi dengan performa yang baik pada data berukuran kecil maupun besar, serta efektif pada data dengan banyak atribut (Kumalasari & Puspitorini, 2025; Rahman et al., 2021). Metode ini banyak digunakan dalam analisis teks berbasis Natural Language Processing (NLP), yang memungkinkan sistem mempelajari pola data tanpa intervensi langsung dari manusia (Sihombing & Yuliati, 2021).

Dalam proses klasifikasi teks, tahapan text pre-processing berperan penting untuk mengubah data teks yang tidak terstruktur menjadi data yang lebih terorganisasi, sehingga dapat digunakan untuk pengelompokan ke dalam kategori tertentu, seperti ulasan asli dan ulasan fiktif (Fahmuddin et al., 2023). SVM mampu menentukan *hyperplane* pemisah antara kedua kelas tersebut berdasarkan fitur-fitur linguistik seperti kata kunci, panjang kalimat, frekuensi kata, serta struktur sintaksis.

Sejumlah penelitian sebelumnya telah membuktikan efektivitas SVM dalam klasifikasi ulasan teks. (Mudya Yolanda & Tri Mulya, 2024) menggunakan SVM untuk analisis sentimen ulasan aplikasi Sayurbox dengan akurasi 89,29%. Sementara itu, (Milal et al., 2023) memperoleh akurasi 75% pada klasifikasi ulasan e-commerce Tokopedia. Berbeda dengan penelitian-penelitian tersebut yang berfokus pada klasifikasi sentimen umum ulasan pengguna, penelitian ini secara spesifik menargetkan deteksi ulasan fiktif dengan pendekatan analisis ciri linguistik pada domain skincare berbahasa Indonesia. Selain itu, penelitian ini tidak hanya mengevaluasi performa model SVM, tetapi juga menekankan aspek metodologis seperti pengujian reliabilitas pelabelan dan penanganan ketidakseimbangan kelas data yang belum dibahas secara mendalam pada penelitian terdahulu.

Selain itu, sebagian besar penelitian terdahulu masih menerapkan pelabelan sederhana tanpa pengujian reliabilitas anotator serta belum membahas pengaruh ketidakseimbangan kelas terhadap performa model. Padahal, perbedaan pola bahasa antara ulasan asli dan ulasan fiktif serta distribusi data yang tidak seimbang dapat memengaruhi hasil klasifikasi. Oleh karena itu,

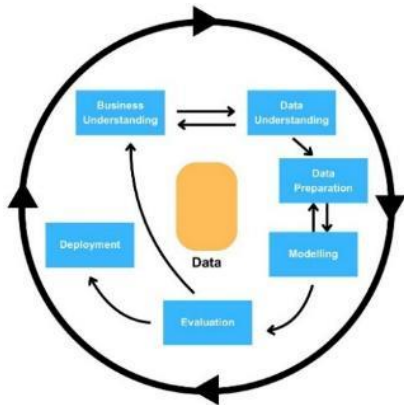
diperlukan penelitian yang tidak hanya menerapkan metode klasifikasi, tetapi juga menganalisis ciri linguistik ulasan fiktif serta mengevaluasi aspek metodologis dalam proses pelabelan dan distribusi data.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini menerapkan metode Support Vector Machine (SVM) untuk mendeteksi ulasan fiktif pada produk skincare COSRX di situs Female Daily. Kontribusi penelitian ini meliputi: (1) adaptasi deteksi ulasan fiktif pada domain skincare berbahasa Indonesia dengan karakteristik bahasa informal, (2) analisis ciri linguistik yang membedakan ulasan fiktif dan ulasan asli, serta (3) evaluasi aspek metodologis terkait reliabilitas pelabelan dan ketidakseimbangan kelas data. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya berfokus pada implementasi SVM, tetapi juga memberikan wawasan linguistik dan metodologis untuk meningkatkan kredibilitas sistem deteksi ulasan fiktif pada platform ulasan kecantikan.

BAHAN DAN METODE

Penelitian ini menggunakan metode *data mining* dengan pendekatan CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*) sebagai kerangka kerja utama. CRISP-DM dipilih karena menyediakan proses yang sistematis dan terstruktur untuk memecahkan masalah berbasis data, khususnya dalam proses *text mining* dan klasifikasi ulasan. Penelitian ini bertujuan untuk membangun model yang mampu mendeteksi apakah sebuah ulasan palsu atau asli menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) berbasis *text mining*.

Pendekatan CRISP-DM terdiri dari enam tahap, yaitu (1) *business understanding* (2) *data understanding* (3) *data preparation* (4) *modelling*, (5) *evaluation*, (6) *deployment*. Tetapi pada penelitian ini hanya menggunakan lima tahap saja sampai *evaluation*.



Sumber: (Hasil Penelitian, 2025)

Gambar 1. Metode CRISP-DM

Business Understanding

Fase pertama pada CRISP-DM dengan fokus untuk memahami tujuan dan persyaratan proyek dari perspektif bisnis (Elkabalawy et al., 2024). Penelitian ini dilatarbelakangi oleh meningkatnya fenomena ulasan palsu di *platform* ulasan produk *skincare*, yang dapat menyesatkan konsumen dan merusak reputasi merek. Dalam kasus produk *skincare* COSRX di situs *Female Daily*, keberadaan ulasan palsu dapat memengaruhi keputusan pembelian dan mengurangi kredibilitas *platform* ulasan. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi berbasis *text mining* yang mampu mendeteksi ulasan palsu dengan memanfaatkan algoritma *Support Vector Machine* (SVM), yang dikenal efektif dalam memproses data berdimensi tinggi seperti teks. Dengan menerapkan metode CRISP-DM, penelitian ini berupaya menghasilkan model deteksi ulasan palsu yang akurat dan dapat membantu konsumen, pelaku industri, dan *platform* ulasan dalam meningkatkan akurasi informasi dan kualitas pengambilan keputusan.

Data Understanding

Tahap ini merupakan tahap awal dalam pendekatan CRISP-DM dengan mengumpulkan dan mengeksplorasi data mentah. Pada tahap ini, peneliti mengidentifikasi data yang digunakan, memeriksa kualitas data dengan melihat adanya nilai kosong, duplikasi, atau format yang tidak konsisten, juga menemukan pola awal atau subset data yang menarik untuk membangun hipotesis (Wilandini & Purwantoro, 2022). Bagian terpenting dari metode *data understanding* adalah penjelasan secara statistik dengan metode lebih lanjut seperti visualisasi data, menampilkan contoh barisan data yang membantu penulis dan pembaca untuk memahami isi data (Schröer et al., 2021).

Penelitian ini menggunakan *dataset* sekunder yang diambil dari *website* Kaggle.com. *Dataset* berisi data ulasan produk *skincare* yang bersumber dari *website* *Female Daily*. Terdapat 8.880 data ulasan yang berfokus pada produk COSRX AHA/BHA Clarifying Treatment Toner dan Low pH Good Morning Gel Cleanser. *Dataset* tersebut disimpan dalam format CSV untuk kemudian diolah.

Tabel 1. Isi Dataset

Product Name	Review Date	Review Rating	Review Text	Usage Period
AHA/BHA Clarify	4 Days Ago	5	COSRX AHA/BHA Clarifying Treatment Toner adalah toner eksfoliasi	3-6 Monts

Product Name	Review Date	Review Rating	Review Text	Usage Period
			ringan dari Korea Selatan yang dirancang untuk membantu memperbaiki tekstur kulit, membersihkan pori-pori, dan mencegah munculnya jerawat serta komedo	
AHA/BHA Clarifying Treatment Toner	5 Days Ago	5	BEST SELLER EXFO TONER!!! secinta itu sama cosrx yang ini, bikin kulitku mulus tanpa pori pori, komedo hempas, jerawat pun minggat. Selalu rekomendasi ini ke teman temenku biar pada cobain dan bagusss poll 🙌 Penge n deh cobain cosrx yang lain juga^^	More than 1 year
AHA/BHA Clarifying Treatment Toner	5 Days Ago	5	Sejauh ini produk exfoliasi ternyaman dan gak bikin bruntusan, tekstur ringan tapi kurang melembabkan. Better pakai produk yang menghidrasi setelah pakai ini. Kombonya pake centela dari skin1004 si, minggu pertama komedo putih hilang	3 - 6 Months

Sumber: (Hasil Penelitian, 2025)

Data Preparation

Data Preparation merupakan tahap krusial dalam proses CRISP-DM, yang berfokus pada seleksi data, pembersihan data, transformasi data (Schröer et al., 2021), penambahan label, dan persiapan pengolahan data di orange. Identifikasi awal terhadap potensi masalah seperti nilai yang hilang, outlier, duplikasi, dan ketidakcocokan jenis data dilakukan, yang akan ditangani pada tahap pembersihan. Tahap ini memastikan bahwa *dataset* siap untuk diproses lebih lanjut, sehingga menghasilkan model yang lebih akurat dan handal.

1) Pembersihan Data dan Pra-pemrosesan Awal

Tahap *pre-processing* atau pra-pemrosesan awal mencakup beberapa kegiatan pembersihan data hingga diharapkan memiliki hasil yang akurat untuk diproses ke langkah berikutnya (Kumalasari & Merdekawati, 2023) *Dataset* yang telah diambil dari Kaggle masih berupa data mentah sehingga perlu adanya pembersihan data agar hasil pengolahan datanya lebih akurat. Proses pembersihan dilakukan dengan menggunakan *tools Google Colab* dengan bahasa pemrograman *python*. Library yang digunakan adalah sebagai berikut:

1. *Pandas*: untuk memanipulasi data tabel
2. *Regex*: untuk pembersihan data seperti menghapus URL, tanda baca, dan emotikon
3. *Stopwords* bahasa indonesia: untuk menghapus kata tidak bermakna
4. *Sastrawi*: untuk menghapus imbuhan

Pada tahap ini juga dilakukan penghapusan atribut yang tidak diperlukan untuk efisiensi pengolahan data. Berbeda dari pendekatan normalisasi konvensional, penelitian ini tidak sepenuhnya menghilangkan pengulangan huruf dalam kata. Pengulangan huruf dipertahankan sebagai indikator intensitas emosi karena dianggap merepresentasikan ekspresi hiperbolik yang relevan dalam mendeteksi ulasan fiktif. Selain itu, pelabelan data dilakukan secara manual menggunakan pendekatan rule-based, dengan validasi parsial untuk mengurangi potensi bias pelabelan.

2) Penambahan Label

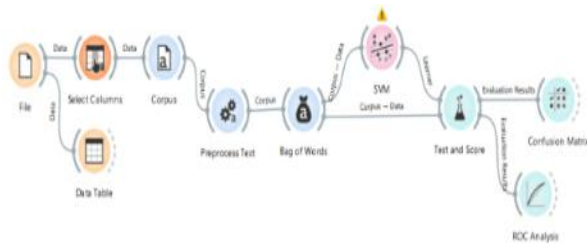
Dataset yang ada belum memiliki atribut label yang menandakan ulasan tersebut fiktif atau asli. Atribut label merupakan unsur penting karena metode SVM termasuk metode supervised learning yang berarti model belajar dari data yang sudah ada. Label ini akan digunakan sebagai target klasifikasi pada pengolahan data.

Proses pelabelan ini dilakukan dengan menggunakan metode *rule-based labeling* otomatis di *Google Sheets* dengan kriteria pelabelan:

1. Ulasan pendek, duplikat, atau berisi promosi → dilabeli fiktif (0)
2. Ulasan yang menjelaskan pengalaman nyata (kata: kulit, efek, hasil, pemakaian, dll) → asli (1)

Untuk mengukur reliabilitas proses pelabelan, sebanyak 500 sampel ulasan dipilih secara acak dan dianotasi ulang oleh dua anotator independen. Tingkat kesepakatan antar anotator dihitung menggunakan Cohen's Kappa.

- 3) Pengolahan Data di Orange
Dataset bersih dan berlabel kemudian diolah lebih lanjut menggunakan tools *Orange Data Mining*.



Sumber: (Hasil Penelitian, 2025)
 Gambar 2. Pengolahan Data *Orange*

Proses di orange melalui tahapan sebagai berikut :

1. Import database dalam bentuk CSV.
2. Memilih kolom fitur utama dan target
3. Menyimpan data teks dalam struktur korpus
4. *Pre-processing text*
5. Mengubah data teks menjadi numerik dengan *widget Bag of Words*
6. Pemodelan dengan SVM
7. Pengukuran performa model dengan *widget Test and Score*
8. Visualisasi hasil dengan *Confusion Matrix* dan *ROC Analysis*

Modelling

Modelling dalam penelitian ini dilakukan dengan membangun model klasifikasi menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) untuk mendeteksi apakah suatu ulasan fiktif atau asli. Setelah data teks diproses melalui tahap pembersihan dan ekstraksi fitur, model SVM diterapkan dengan mempertimbangkan dua pendekatan yang umum digunakan, yaitu *Linear* dan *Non-Linear*, yang masing-masing menggunakan fungsi *kernel* yang berbeda sesuai dengan karakteristik data. Karena data ulasan *skincare* memiliki sejumlah besar fitur dan cenderung

memiliki pola linier setelah representasi seperti *TF-IDF*, *kernel* linier menjadi pilihan utama mengingat pemetaan ke ruang berdimensi lebih tinggi tidak memberikan peningkatan yang signifikan dalam klasifikasi teks. Pada tahap ini, data dibagi menjadi set pelatihan dan pengujian dan penyesuaian parameter (*hyperparameter tuning*) dilakukan untuk menemukan kombinasi terbaik yang menghasilkan margin optimal antara kelas ulasan fiktif dan asli. Model yang dihasilkan kemudian disiapkan untuk evaluasi pada tahap berikutnya untuk menentukan kinerja dan kemampuan generalisasinya.

Evaluation

Evaluation merupakan tahap untuk menilai sejauh mana model *Support Vector Machine* (SVM) berhasil mengklasifikasikan ulasan sebagai palsu atau asli berdasarkan data yang telah disiapkan. Pada tahap ini, model yang telah diuji menggunakan data uji untuk mengukur kinerjanya melalui berbagai metrik seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* untuk memastikan kemampuan model dalam membedakan kedua kelas secara efektif. Selanjutnya, *Confusion Matrix* digunakan untuk mengamati pola kesalahan prediksi dan memeriksa apakah model cenderung bias terhadap satu kelas atau kelas lainnya. *Confusion Matrix* merupakan metode yang dipakai untuk mengukur performa dari model klasifikasi (Normawati & Prayogi, 2021) Jika diperlukan, evaluasi tambahan seperti Kurva ROC dan nilai AUC dilakukan untuk menilai akurasi model pada berbagai ambang batas keputusan. Hasil evaluasi ini memastikan bahwa model tidak hanya berkinerja baik pada data training tetapi juga mampu melakukan generalisasi secara konsisten ke data baru, sehingga membuatnya akurat dalam mendeteksi ulasan palsu di *platform Female Daily*.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dan pembahasan menyajikan hasil akhir penelitian di setiap tahap CRISP-DM, mulai dari persiapan dan pra-pemrosesan data hingga pemodelan dan evaluasi menggunakan SVM.

Business Understanding

Pada fase *bussiness understanding*, penelitian ini berfokus pada kebutuhan untuk mengidentifikasi ulasan palsu produk *skincare* COSRX di *platform Female Daily*. Mengidentifikasi ulasan palsu sangat penting karena memengaruhi persepsi kualitas produk, keputusan pembelian, dan kredibilitas *platform* ulasan itu sendiri. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk membangun model klasifikasi berbasis *Support Vector Machine* (SVM) yang mampu membedakan

ulasan asli dan palsu secara akurat. Hasil dari fase ini adalah pembahasan yang jelas tentang permasalahan bisnis, tujuan analisis, dan kriteria keberhasilan, yaitu kemampuan model untuk mendeteksi ulasan palsu dengan akurasi dan konsistensi yang tinggi.

Data Understanding

Pada tahap *data understanding*, data awal menunjukkan bahwa kumpulan data tersebut berisi 8880 data ulasan dengan atribut seperti *Product Name*, *Review Date*, *Review Rating*, *Review Text*, *Usage Period*. Data eksplorasi juga menemukan distribusi panjang ulasan dan variasi gaya penulisan, yang menunjukkan tingginya tingkat *noise* seperti emoji, URL, tag HTML dan duplikasi konten. Analisis awal terhadap data ulasan menunjukkan bahwa bahasa yang digunakan bersifat informal dan ekspresif. Ulasan fiktif cenderung mengandung ekspresi emosional dan hiperbolik, seperti penggunaan kata superlatif ('banget', 'parah'), pengulangan huruf, serta tanda baca berlebihan. Sebaliknya, ulasan asli lebih banyak memuat deskripsi pengalaman penggunaan produk, termasuk durasi pemakaian, kondisi kulit, dan detail teknis lainnya

Data Preparation

Dataset asli yang diperoleh dari situs Kaggle berisi 8.880 data ulasan dengan atribut *Product Name*, *Review Date*, *Review Rating*, *Review Text*, *Usage Period*.

Pembersihan data difokuskan pada atribut *review* teks dengan mengonversi teks ke huruf kecil serta penghapusan imbuhan, tanda baca, angka, emoji, kata tidak bermakna, spasi berlebih, tag HTML, serta URL. Hasilnya berupa *review* teks bersih yang dapat digunakan untuk proses pelabelan yang lebih akurat.

Tabel 2. Hasil Pembersihan Data

Review Text Original	Review Text Bersih
COSRX AHA/BHA Clarifying Treatment Toner adalah toner eksfoliasi ringan dari Korea Selatan yang dirancang untuk membantu memperbaiki tekstur kulit, membersihkan pori-pori, dan mencegah munculnya jerawat serta komedo	cosrx aha bha clarifying treatment toner toner eksfoliasi ringan korea selatan rancang bantu baik tekstur kulit bersih pori pori cegah muncul jerawat komedo.
BEST SELLER EXFO TONER!!! secinta itu sama cosrx yang ini, bikin kulitku mulus tanpa pori pori, komedo hempas, jerawat pun minggat. Selalu rekomendasikan ini ke temen temenku biar pada cobain dan	best seller exfo toner cinta cosrx bikin kulit mulus pori pori komedo hempas jerawat minggat rekomendasikan temen temenku biar cobain buagusss poll ken deh cobain cosrx

Review Text Original

buagusss poll👍Pengen deh cobain cosrx yang lain juga^^

Sejauh ini produk exfoliasi ternyaman dan gak bikin bruntusan, tekstur ringan tapi kurang melembabkan. Better pakai produk yang menghidrasi setelah pakai ini. Kombonya pake centela dari skin1004 si, minggu pertama komedo putih hilang

Review Text Bersih

produk exfoliasi nyaman gak bikin bruntusan
tekstur ringan
melembabkan better
pakai produk hidrasi
pakai kombo pake centela
skin si minggu komedo
putih hilang

Sumber: (Hasil Penelitian, 2025)

Pembersihan data juga dilakukan dengan menghapus atribut yang tidak mendukung pengolahan data sehingga tersisa atribut *Product Name*, *Review Date*, *Review Rating*, *Usage Period*, *Review Text* dan akan bertambah atribut Label setelah proses pelabelan.

Tabel 3. Tabel *Review Text* Pelabelan

Review Text	Label
cosrx aha bha clarifying treatment toner toner eksfoliasi ringan korea selatan rancang bantu baik tekstur kulit bersih pori pori cegah muncul jerawat komedo kandung aha glycolic acid bha betaine salicylate konsentrasi rendah toner cocok mula milik kulit sensitif	1
best seller exfo toner cinta cosrx bikin kulit mulus pori pori komedo hempas jerawat minggat rekomendasikan temen temenku biar cobain buagusss poll ken deh cobain cosrx	0
produk exfoliasi nyaman gak bikin bruntusan tekstur ringan melembabkan better pakai produk hidrasi pakai kombo pake centela skin si minggu komedo putih hilang	1

Sumber: (Hasil Penelitian, 2025)

Pelabelan dilakukan secara manual di google sheet dengan membagi data ulasan menjadi dua kelas yakni 0 untuk ulasan fiktif dan 1 untuk ulasan asli. Dari pelabelan ini didapatkan sebanyak 6111 data merupakan ulasan fiktif dan 2769 data merupakan ulasan asli.

Table 4 Matriks Validasi Manual Sampel Ulasan

	Anotator 2: Fiktif	Anotator 2: Asli	Total
Anotator 1: Fiktif	170	90	260
Anotator 1: Asli	90	150	240
Total	260	240	500

Sumber: (Hasil Penelitian, 2025)

Hal yang membedakan dari penelitian kami dengan penelitian sebelumnya adalah kami melakukan validasi reliabilitas proses pelabelan dengan anotasi manual oleh dua anotaror dihitung dengan menggunakan *cohen's kappa*. Hasil

Visualisasi word cloud menunjukkan perbedaan kosakata dominan antar kelas, yang kemudian dianalisis lebih lanjut melalui perbandingan ciri linguistik pada tabel berikut :

Table 5 Ciri Linguistik

Ciri Linguistik	Ulasan Fiktif	Ulasan Asli
Rata-rata panjang ulasan	Pendek (± 8 kata)	Panjang (± 24 kata)
Kata hiperbola ("best", "bagus banget", "wajib coba", "favorite")	Tinggi	Rendah
Kata promosi ("recommended", "repurchase", "worth it", "must try")	Sering	Jarang
Kata pengalaman penggunaan ("kulit", "jerawat", "bruntusan", "pakai", "efek", "hasil")	Jarang	Sering
Repetisi nama produk ("COSRX", "COSRX toner", "COSRX essence")	Tinggi	Rendah

Sumber: (Hasil Penelitian, 2025)

Berikut hasil dari *widget test and score* pada orange yang merepresentasikan hasil evaluasi model.

Tabel 4. Tabel *Test and Score*

Model	AUC	CA (Accuracy)	F1-score	Precision	Recall	MCC
SVM	0.985	0.975	0.975	0.977	0.975	0.944

Sumber: (Hasil Penelitian, 2025)

Dari tabel di atas terlihat model memiliki nilai AUC sebesar 0,985 dan nilai akurasi sebesar 0,975 yang menunjukkan bahwa model berhasil mengklasifikasikan hampir seluruh data dengan kemampuan membedakan data ulasan fiktif dan asli yang tinggi.

Selain itu model dinilai akurat dan konsisten dalam mengidentifikasi kedua kelas yang ditunjukkan dengan hampir identiknya nilai *F1-score*, *precision* dan *recall*. Dari evaluasi model ini juga terlihat adanya korelasi yang sangat kuat antara hasil prediksi model SVM dengan pelabelan yang dilakukan sebelumnya yang ditunjukan dengan nilai MCC sebesar 0,944.

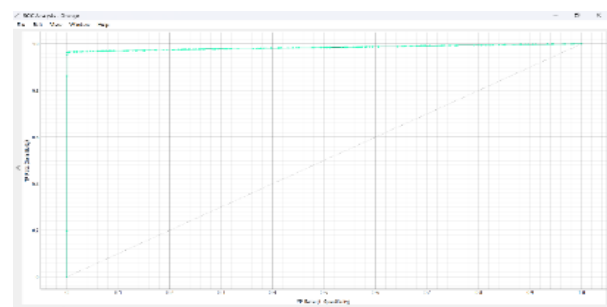
Hampir keseluruhan metrik evaluasi mendekati angka 1.0 yang membuktikan bahwa algoritma SVM Linear dengan representasi fitur *TF-IDF* sangat efektif untuk mendeteksi ulasan palsu. Untuk memperjelas hasil pengolahan dan evaluasi model divisualisasikan dengan menggunakan *confusion matrix* dan *ROC Analysis*.

		Predicted		Σ
		0	1	
Actual	0	5900	211	6111
	1	11	2758	2769
Σ		5911	2969	8880

Sumber: (Hasil Penelitian, 2025)

Gambar 7. *Widget Confusion Matriks*

Distribusi kelas pada dataset menunjukkan ketidakseimbangan, dengan 6.111 ulasan fiktif dan 2.769 ulasan asli. Kondisi ini berpotensi menyebabkan model cenderung memprediksi kelas mayoritas. Untuk mengatasi potensi bias tersebut, pendekatan *class-weight* pada algoritma SVM direkomendasikan, di mana kelas minoritas diberikan bobot kesalahan lebih besar saat proses pelatihan. Meskipun pada penelitian ini tidak dilakukan *oversampling* atau *reweighting* eksplisit, hasil *confusion matrix* menunjukkan bahwa nilai *recall* kelas minoritas tetap tinggi, sehingga indikasi bias terhadap kelas mayoritas relatif rendah. Dapat terlihat dari 5.900 data berlabel palsu juga berhasil diprediksi palsu dan 2.758 data berlabel asli juga berhasil diprediksi asli. Dengan kesalahan prediksi cenderung kecil yakni sekitar 2,5 % dari total data. Pendekatan *class-weight* dapat diterapkan pada penelitian lanjutan untuk lebih meningkatkan keseimbangan performa antar kelas.



Sumber: (Hasil Penelitian, 2025)

Gambar 8. *Grafik ROC Analysis*

Kurva ROC yang disimbolkan dengan garis hijau muda terlihat mendekati sudut kiri atas menjauhi garis diagonal abu abu yang menunjukkan garis acuan model. Hal ini menandakan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang sangat baik dengan tingkat kesalahan prediksi yang rendah.

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model Support Vector Machine (SVM) memiliki kinerja yang lebih unggul dibandingkan penelitian yang dilakukan oleh Milal et al. (2023) berjudul *Klasifikasi Teks Review pada E-Commerce Tokopedia* yang melaporkan akurasi sebesar 75%. Pada penelitian ini, model SVM menghasilkan akurasi

sebesar 97,5% dengan nilai AUC 0,985, yang menunjukkan kemampuan klasifikasi yang lebih akurat dan stabil. Selain itu, nilai precision, recall, F1-score, serta Matthews Correlation Coefficient (MCC) yang tinggi dan konsisten antar kelas menegaskan bahwa model yang diusulkan memiliki keandalan prediksi yang lebih baik dibandingkan penelitian sebelumnya.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan metode Support Vector Machine (SVM) untuk mendeteksi ulasan fiktif pada produk skincare COSRX yang bersumber dari platform Female Daily berbahasa Indonesia. Sebanyak 8.880 data ulasan telah melalui tahap praproses teks, pelabelan, serta transformasi ke representasi numerik berbasis TF-IDF sehingga siap digunakan dalam proses klasifikasi. Validasi reliabilitas pelabelan dilakukan terhadap 500 sampel ulasan yang dianotasi ulang oleh dua anotator independen, menghasilkan nilai Cohen's Kappa sebesar 0,2795 yang berada pada kategori fair agreement. Hasil ini menunjukkan bahwa proses pelabelan memiliki tingkat konsistensi yang cukup untuk mendukung pelatihan model.

Hasil pemodelan menggunakan SVM kernel linear menunjukkan performa yang sangat baik dalam membedakan ulasan fiktif dan ulasan asli. Evaluasi model menghasilkan akurasi sebesar 97,5% dan nilai AUC sebesar 0,985. Nilai precision, recall, dan F1-score yang hampir seragam pada kedua kelas menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi secara konsisten. Nilai Matthews Correlation Coefficient (MCC) sebesar 0,944 juga menegaskan adanya korelasi yang sangat kuat antara hasil prediksi model dengan label aktual.

Analisis ciri linguistik menunjukkan bahwa ulasan fiktif cenderung lebih singkat serta didominasi oleh kata hiperbola dan ekspresi promosi, sedangkan ulasan asli lebih banyak mengandung kata-kata yang merepresentasikan pengalaman nyata penggunaan produk. Perbedaan pola linguistik ini menjadi faktor utama yang memungkinkan model SVM memisahkan kedua kelas secara efektif.

Distribusi data yang tidak seimbang antara ulasan fiktif dan ulasan asli berpotensi menimbulkan bias terhadap kelas mayoritas. Namun, hasil confusion matrix menunjukkan bahwa nilai recall kelas minoritas tetap tinggi, sehingga indikasi bias relatif rendah. Meski demikian, penerapan pendekatan penanganan imbalance seperti class-weight atau oversampling direkomendasikan pada penelitian selanjutnya

untuk lebih meningkatkan keseimbangan performa antar kelas.

Secara keseluruhan, penelitian ini membuktikan bahwa SVM berbasis TF-IDF merupakan metode yang efektif, akurat, dan stabil untuk mendeteksi ulasan fiktif pada domain ulasan skincare berbahasa Indonesia. Model yang dihasilkan berpotensi diimplementasikan sebagai sistem pendukung pada platform ulasan daring guna meningkatkan kredibilitas informasi dan membantu konsumen dalam pengambilan keputusan.

Adapun keterbatasan penelitian ini terletak pada penggunaan representasi TF-IDF yang belum sepenuhnya menangkap konteks semantik mendalam serta dataset yang masih terbatas pada satu merek skincare. Penelitian selanjutnya dapat mengembangkan pendekatan berbasis transformer seperti IndoBERT serta memperluas dataset ke berbagai merek dan platform ulasan lain guna meningkatkan generalisasi model.

REFERENSI

- Aisah, I. S., Irawan, B., & Suprpti, T. (2023). Algoritma Support Vector Machine (Svm) Untuk Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Al Qur'an Digital. In *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika* (Vol. 7, Number 6).
- Anggraini, M., Sanjaya, V. F., Ekonomi dan Bisnis, F., Islam Negeri Raden Intan, U., Referensi, K., & Sosial, M. (2021). Pengaruh Kelompok Referensi, Media Sosial Dan Work Of Mouth Pada Generasi Mlenial Terhadap Keputusan Pembelian. In *Manajemen dan Akuntansi* (Vol. 2, Number 1). <http://jema.unw.ac.id>
- Elkabalawy, M., Al-Sakkaf, A., Mohammed Abdelkader, E., & Alfalah, G. (2024). CRISP-DM-Based Data-Driven Approach for Building Energy Prediction Utilizing Indoor and Environmental Factors. *Sustainability (Switzerland)*, 16(17). <https://doi.org/10.3390/su16177249>
- Fahmuddin, M., Aidid, M. K., & Taslim, M. J. (2023). Implementasi Analisis Regresi Logistik Dengan Metode Machine Learning Untuk Mengklasifikasi Berita Di Indonesia. *VARIANSI: Journal of Statistics and Its Application on Teaching and Research*, 5(03), 155–162. <https://doi.org/10.35580/variansiunm116>
- Firdaus, M. S., & Haryanti, I. (2023). Pengaruh Sikap Konsumen dan Persepsi Konsumen terhadap Keputusan Pembelian pada Hokky Mart Cabang Santi. *Kompeten: Jurnal Ilmiah Ekonomi Dan Bisnis*, (3).

- Kumalasari, J., & Merdekawati, A. (2023). Analisis Sentimen Terhadap Program Kampus Merdeka Pada Twitter Menggunakan Metode Naïve Bayes, Union dan Synthetic Minority Over Sampling Technique (SMOTE). *SATIN - Sains Dan Teknologi Informasi*, 9(1), 01–12. <https://doi.org/10.33372/stn.v9i1.894>
- Kumalasari, J. T., & Puspitorini, I. (2025). Perbandingan Metode Klasifikasi dan SMOTE Terhadap Analisa Sentimen Mobil Listrik Indonesia. *Jurnal Minfo Polgan*, 13(2), 2257–2268. <https://doi.org/10.33395/jmp.v13i2.1442>
- Milal, I. S., Hasanudin, M., Aliffiallathifa, M., Azhari, N., Nugraha, R. A., Agustina, N., Damayanti, E., Studi, P., Informatika, T., Tinggi, S., & Bandung, T. (2023). *Klasifikasi Teks Review Pada E-Commerce Tokopedia Menggunakan Algoritma SVM*. 05.
- Mudya Yolanda, A., & Tri Mulya, R. (2024). Implementasi Metode Support Vector Machine untuk Analisis Sentimen pada Ulasan Aplikasi Sayurbox di Google Play Store. *VARIANSI: Journal of Statistics and Its Application on Teaching and Research*, 6(2), 76–83. <https://doi.org/10.35580/variensiunm258>
- Normawati, D., & Prayogi, S. A. (2021). Implementasi Naïve Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter. In *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)* (Vol. 5, Number 2).
- Rahman, O. H., Abdillah, G., & Komarudin, A. (2021). Klasifikasi Ujaran Kebencian pada Media Sosial Twitter Menggunakan Support Vector Machine. *Jurnal RESTI*, 5(1), 17–23. <https://doi.org/10.29207/resti.v5i1.2700>
- Schröer, C., Kruse, F., & Gómez, J. M. (2021). A systematic literature review on applying CRISP-DM process model. *Procedia Computer Science*, 181, 526–534. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.01.19>
- Setyani, A. H., & Azhari, M. Z. (2020). *Pengaruh Korean Wave Dan Ulasan Online Terhadap Minat Beli Produk Skin Care Korea Selatan*.
- Sihombing, P. R., & Yuliati, I. F. (2021). Penerapan Metode Machine Learning dalam Klasifikasi Risiko Kejadian Berat Badan Lahir Rendah di Indonesia. *MATRIK: Jurnal Manajemen, Teknik Informatika Dan Rekayasa Komputer*, 20(2), 417–426. <https://doi.org/10.30812/matrik.v20i2.1174>
- Wang, C. K. (2023). *Sentiment Analysis Using Support Vector Machines, Neural Networks, and Random Forests* (pp. 23–34). https://doi.org/10.2991/978-94-6463-300-9_4
- Wilandini, D., & Purwantoro. (2022). rusmanto,+47_5_Penerapan+Algoritma+Naï_Ve+Bayes+Pada+Aplikasi+Media+Sosial+Dala m+Mengamati+Trend+Kuliner. *Jurnal Teknologi Terpadu*, 8(1).
- Windarti, S., Faidah, M., Usodoningtyas, S., & Dwiyaniti, S. (2022). *Kebiasaan Pemakaian Skincare Santri Putri Pesantren Kyai Syarifuddin Lumajang* (Vol. 11).