

ANALISIS SENTIMEN ULASAN PEMBELI PADA TOKO SKINCARE LOKAL MARKETPLACE TOKOPEDIA MENGGUNAKAN METODE SENTISTRENGTH DAN NAÏVE BAYES CLASSIFIER

Nisrina Hasyimiyyah*, Irsyad Arif Mashudi, Rakhmat Arianto

Jurusan Teknologi Informasi, Politeknik Negeri Malang

E-mail Korespondensi : nisrinahasyimiyyah@gmail.com, irsyad.arif@polinema.ac.id, arianto@polinema.ac.id

History Artikel

Diterima : 09 Juli 2024 Disetujui : 30 September 2024 Dipublikasikan : 26 Oktober 2024

Abstract

Marketplace is an online buying and selling place increasingly in demand by Indonesians. One of the marketplaces with the most visits according to SimilarWeb data is Tokopedia. On Tokopedia, there is a review feature where buyers can send their opinions as criticism or suggestions. Local skincare brands in this research include Avoskin, Azarine, Skin Game, and Somethinc. Buyer reviews listed in each store are triggers for transactions. The purpose of this research is to analyze the sentiment of buyer reviews at local skincare stores on Tokopedia using the SentiStrength method and Naïve Bayes Classifier. Sentiment analysis is carried out to divide buyer review data into negative, neutral, and positive sentiments using a model created with Naïve Bayes Classifier with training and testing data labeled manually using the SentiStrength ID dictionary. Data collection was done using web scraping of 247 data from four stores. The sentiment prediction model uses dataset labeling with SentiStrength ID and a Naïve Bayes Classifier. The process involves the use of complete stopwords without stemming. This model achieved a training accuracy of 94%. However, the testing accuracy only reached 68%. Based on data scraping from 300 reviews, Avoskin has 151 positive reviews, 67 negative reviews, and 8 neutral reviews. Meanwhile, Azarine has 152 positive reviews, 58 negative reviews, and 8 neutral reviews. Skin Game has 186 positive reviews, 54 negative reviews, and 17 neutral reviews. Somethinc has 187 positive reviews, 47 negative reviews, and 20 neutral reviews.

Keywords: Sentimen Analysis, SentiStrength ID, Naïve Bayes Classifier, Tokopedia, Reviews

Abstrak

Marketplace adalah tempat jual beli online yang semakin diminati oleh masyarakat Indonesia. Salah satu marketplace dengan kunjungan terbanyak menurut data SimilarWeb adalah Tokopedia. Di Tokopedia, terdapat fitur ulasan di mana pembeli dapat mengirimkan pendapat mereka berupa kritik atau saran. Merek skincare lokal dalam penelitian ini meliputi Avoskin, Azarine, Skin Game, dan Somethinc. Ulasan pembeli yang tercantum di setiap toko menjadi pemicu transaksi. Tujuan penelitian ini adalah untuk menganalisis sentimen ulasan pembeli di toko skincare lokal di Tokopedia menggunakan metode SentiStrength dan Naïve Bayes Classifier. Analisis sentimen dilakukan untuk membagi data ulasan pembeli menjadi sentimen negatif, netral, dan positif menggunakan model yang dibuat dengan Naïve Bayes Classifier dengan data pelatihan dan pengujian yang diberi label secara manual menggunakan kamus SentiStrengthID. Pengumpulan data dilakukan dengan web scraping sebanyak 247 data dari empat toko. Model untuk prediksi sentimen menggunakan pelabelan dataset dengan SentiStrength ID dan Naïve Bayes Classifier. Prosesnya melibatkan penggunaan stopwords lengkap tanpa stemming. Model ini berhasil mencapai akurasi pelatihan sebesar 94%. Namun, akurasi pengujian hanya mencapai 68%. Berdasarkan data scraping dari 300 ulasan, Avoskin memiliki 151 data positif, 67 data negatif, dan 8 data netral. Sedangkan, Azarine memiliki 152 data positif, 58 data negatif, dan 8 data netral. Skin Game memiliki 186 data positif, 54 data negatif, dan 17 data netral. Somethinc memiliki 187 data positif, 47 data negatif, dan 20 data netral.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, SentiStrength ID, Naïve Bayes Classifier, Tokopedia, Ulasan

How to Cite: Nisrina Hasyimiyyah, dkk (2024). ANALISIS SENTIMEN ULASAN PEMBELI PADA TOKO SKINCARE LOKAL MARKETPLACE TOKOPEDIA MENGGUNAKAN METODE SENTISTRENGTH DAN NAÏVE BAYES CLASSIFIER. KOMPUTEK : Jurnal Teknik Universitas Muhammadiyah Ponorogo.

Vol 8 (2): Halaman 9-18

© 2024 Universitas Muhammadiyah Ponorogo. All rights reserved

ISSN 2614-0985 (Print)

ISSN 2614-0977 (Online)

PENDAHULUAN

Seiring berkembangnya teknologi di Indonesia, internet tidak hanya digunakan untuk komunikasi dan mencari informasi, tetapi juga untuk kegiatan ekonomi. Banyak platform jual beli *online* atau *marketplace* yang semakin diminati masyarakat karena kemudahan transaksi tanpa perlu ke toko fisik, pilihan produk yang beragam, dan harga yang lebih terjangkau. Menurut data Statista Market Insights, pengguna *e-commerce* di Indonesia mencapai 178,94 juta orang pada 2022 dan diproyeksikan naik menjadi 196,47 juta pengguna hingga akhir 2023.

Salah satu *marketplace* dengan jumlah kunjungan situs terbanyak di Indonesia pada kuartal I 2023 adalah Tokopedia. Menurut data SimilarWeb, selama periode Januari-Maret 2023, situs Tokopedia meraih rata-rata 117 juta kunjungan per bulan. Tokopedia memiliki berbagai macam kategori barang yang ditawarkan, salah satunya yaitu produk perawatan kulit atau yang lebih populer disebut *skincare*.

Skincare merupakan kebutuhan perawatan kulit bagi seseorang untuk mendapatkan kulit wajah atau badan yang bersih dan terawat. Penggunaan *skincare* bukan hanya ditujukan pada wanita usia remaja hingga dewasa, namun pria juga dapat menggunakannya untuk kebutuhan kebersihan kulit. Oleh karena itu, muncul banyak merek *skincare* lokal yang menawarkan produk dengan klaim sesuai dengan kebutuhan konsumen. Ketua Umum Perhimpunan Perusahaan dan Asosiasi Kosmetika Indonesia (PPAKI) Solihin Sofian mengatakan, hingga pertengahan tahun 2023 jumlah industri kosmetik yang teregistrasi sudah mencapai 1.090 industri (Krisnawati, 2023). Melihat tingginya jumlah perusahaan di bidang kosmetik, perusahaan pun semakin bersaing dalam menarik minat beli para konsumen.

Minat beli adalah istilah yang digunakan untuk menggambarkan tahapan yang dilalui konsumen sebelum memutuskan apakah akan melakukan pembelian atau tidak (Farros et al., 2022). Berdasarkan penelitian (Putri & Amalia, 2018), minat beli dipengaruhi oleh citra perusahaan. Apabila citra perusahaan meningkat, maka akan meningkatkan minat beli konsumen terhadap suatu produk atau layanan. Umpan balik yang disampaikan konsumen melalui media elektronik berupa ulasan atau komentar disebut dengan *electronic Word of Mouth* (E-WOM). Jika E-WOM meningkat tinggi, maka akan meningkatkan citra dari suatu perusahaan.

Berdasarkan penelitian yang dipublikasikan oleh G2, 97% peserta mengatakan ulasan pelanggan menjadi faktor dalam keputusan pembelian mereka, dan 92% konsumen ragu melakukan pembelian jika tidak ada ulasan pelanggan (McCabe, 2020). Dalam penelitian yang dilakukan oleh (Kurnia, 2023), menunjukkan bahwa masih banyak pengguna marketplace Shopee dan Tokopedia yang tidak sinkron antara rating dengan isi ulasan yang mereka berikan. Kemudian penelitian lain juga menyatakan bahwa minat atau niat beli online bergantung baik kepada E-WOM (ulasan pembeli) maupun kepercayaan (Uyun,

2023). Maka dari itu diperlukan perhatian lebih pada faktor ini karena dapat memberikan pengaruh terhadap peningkatan penjualan.

Penelitian ini bertujuan menerapkan analisis sentimen dengan pendekatan *lexicon based* untuk memberikan label terhadap data ulasan agar dapat mendefinisikan ulasan konsumen berbentuk teks dan tidak terstruktur yang sulit untuk dipahami oleh mesin. Salah satu teknik untuk melakukan analisis sentimen dengan *Lexicon Based* adalah menggunakan *Sentiment Strength (SentiStrength)* ID. *SentiStrength* merupakan algoritma klasifikasi yang memanfaatkan pendekatan leksikon atau kamus dengan menggunakan kamus emosikon dan kamus ungkapan yang telah diberi bobot oleh manusia (Adlina, 2022). Kamus tersebut didapatkan dari hasil translasi kamus sentimen berbahasa Inggris yang telah mengalami penambahan dan pengurangan kata berdasarkan dari hasil pengamatan dalam proses pembangunan sistem ini. Penelitian ini melibatkan 3 responden ahli, mahasiswa S2 Linguistik Universitas Gadjah Mada untuk memberikan bobot kekuatan sentimen. Nilai tengah dari ketiga responden yang dijadikan bobot akhir kekuatan sentimen (Wahid & Azhari, 2016).

Peneliti mengambil data ulasan dari toko Avoskin, Azarine, Skin Game, dan Somethinc menggunakan teknik *web scrapping*. *Web Scrapping* merupakan teknik untuk mengambil data pada halaman web secara otomatis. *Scrapping* adalah metode untuk mengekstraksi data dari *Worldwide Web* (WWW) dan menyimpannya ke sistem file atau *database* untuk proses lebih lanjut (Hafiz & Sudarmilah, 2023). Proses pengambilan data ini dilakukan dengan menggunakan *library* selenium dan BeautifulSoup dari bahasa pemrograman Python dengan alat bantu Visual Studio Code.

Proses klasifikasi data ulasan konsumen terkait dengan merek *skincare* lokal dalam penelitian ini menerapkan algoritma *Naïve Bayes Classifier*. Penulis memilih menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier*, karena berdasarkan penelitian (Bayhaqy et al., 2018), mengenai analisis sentimen tentang *e-commerce* Tokopedia dan Bukalapak dari media sosial Twitter menggunakan metode *Decision Tree*, *K-Nearest Neighbor*, dan *Naïve Bayes*. Dikatakan bahwa hasil tertinggi dari penelitian tersebut adalah pendekatan *Naïve Bayes* dengan *accuracy* 77%, *precision* 88,50%, dan *recall* 64%. Penelitian ini juga menerapkan metode pembobotan kata *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) karena berdasarkan penelitian (Zhafira et al., 2021), penerapan pembobotan TF-IDF pada penggunaan algoritma *Naïve Bayes Classifier* berpengaruh pada peningkatan akurasi dari hasil klasifikasi yang mulanya 91% menjadi 96%.

Penelitian akan dilakukan dengan menggunakan metode *Lexicon Based* dengan kamus *SentiStrength* ID untuk menganalisis dan mengklasifikasikan sentimen pembeli merek *skincare* lokal dan menggunakan metode klasifikasi *Naïve Bayes Classifier* serta ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF. Penelitian ini diharapkan dapat membantu pelaku bisnis untuk menganalisis sentimen pembeli apakah cenderung negatif, netral, atau positif terhadap toko merek

skincare lokal Avoskin, Azarine, Skin Game, dan Somethinc pada situs Tokopedia. Hasil sentimen tersebut nantinya dapat digunakan sebagai bahan evaluasi untuk meningkatkan kualitas produk. Jika kualitas produk bagus, maka ulasan pembeli akan lebih bagus. Hal ini dapat meningkatkan citra perusahaan pada masyarakat, sehingga minat beli dan pendapatan perusahaan pun meningkat.

METODE PENELITIAN

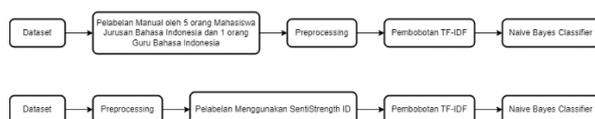
Pengumpulan Data

Pada penelitian ini penulis mengumpulkan data dan informasi yang dapat menunjang proses dalam penelitian. Dataset yang digunakan pada penelitian ini diperoleh dari menu ulasan toko *skincare* lokal Somethinc, Azarine, Avoskin, dan Skin Game di situs Tokopedia. Peneliti mengambil data ulasan dengan total data sebanyak 247 data dengan rincian 69 data ulasan Avoskin, 67 data ulasan Azarine, 68 data ulasan Skin Game, dan 66 data ulasan Somethinc. Pada pengambilan data ulasan diperlukan teknik *web scrapping*.

Web Scrapping merupakan teknik untuk mengambil data pada halaman web secara otomatis. Proses pengambilan data ini dilakukan dengan menggunakan *library* selenium dan BeautifulSoup dari bahasa pemrograman Python 3.9 dengan alat bantu Visual Studio Code. Data ulasan yang dikumpulkan kemudian disimpan dalam format CSV (*Comma Separated Values*).

Pengolahan Data

Dalam penelitian ini, dilakukan pengolahan data terhadap data ulasan toko di situs Tokopedia. Terdapat dua cara mengolah data pada penelitian ini, yaitu data ulasan toko yang dilabeli secara manual dan data ulasan toko yang dilabeli menggunakan kamus *SentiStrength* ID. Gambar 1 menunjukkan proses pengolahan data pada penelitian ini.



Gambar 1. Proses Pengolahan Data

Text Preprocessing

Sebelum dilakukan analisis sentimen data perlu melalui tahap *preprocessing* terlebih dahulu yang terdiri dari *case folding*, *cleaning*, *remove redundant*, *normalization*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *lemmatization*. *Preprocessing* menyiapkan data teks menjadi token yang siap diolah lebih lanjut.

a. Case Folding

Pada tahap ini terjadi proses menyamakan bentuk kata dengan cara mengubah semua huruf dalam suatu dokumen menjadi huruf kecil atau disebut *lowercase*.

b. Cleaning

Tahap ini merupakan tahapan yang dilakukan untuk menghapus simbol, angka, emotikon, dan tanda baca

yang tidak diperlukan pada saat proses analisis sentimen.

c. Remove Redundant

Pada tahap *remove redundant* dilakukan penghapusan data berulang dan menghapus data ulasan yang berisi opini yang sama.

d. Normalization

Tahap *normalization* merupakan tahapan untuk mengubah kata yang tidak baku, kata yang disingkat, dan kata yang tidak formal menjadi kata sesuai dengan KBBI.

e. Tokenizing

Tahapan *tokenizing* merupakan suatu proses yang melakukan pemenggalan kalimat menjadi potongan kata-kata atau token.

f. Stopword Removal

Tahapan ini merupakan tahapan menghilangkan kata-kata yang muncul dalam jumlah yang banyak namun dianggap tidak memiliki arti (*stopwords*). Penghapusan *stopword* seperti “ke”, “dari”, “mau”, “ini” dan sebagainya diperlukan karena penggunaannya yang terlalu umum, sehingga kata-kata yang tersisa dalam suatu dokumen merupakan kata-kata yang penting.

g. Stemming

Proses text *preprocessing* yang terakhir adalah *stemming*, yaitu menghilangkan awalan atau akhiran suatu kata.

Pelabelan Data

Pelabelan data dilakukan dengan menggunakan kamus *SentiStrength* berbasis leksikon yang telah diterjemahkan ke dalam bahasa Indonesia dan pelabelan manual yang dilakukan oleh 5 orang mahasiswa jurusan Bahasa Indonesia dan 1 orang guru Bahasa Indonesia.

SentiStrength memanfaatkan leksikal dengan sistem *dual scale* (positif-negatif), yang pada akhirnya akan menghasilkan nilai positif dan nilai negatif. Hasil tertinggi dari setiap aspek emosional akan diidentifikasi sebagai hasil akhir. *Sentiment lexicon* (kamus sentimen) menjadi pedoman dalam menentukan sentimen yang terkandung dalam data ulasan. Dalam penelitian ini, digunakan kamus yang disusun oleh Devid Haryalesmana Wahid dan Azhari SN (Wahid & Azhari, 2016). Jika jumlah skor positif lebih besar daripada skor negatif, ulasan tersebut dikategorikan sebagai sentimen positif, dan sebaliknya. Apabila ulasan memiliki skor positif dan negatif yang sama, maka ulasan tersebut diklasifikasikan sebagai sentimen netral.

Pada proses pelabelan data, agar sistem dapat melalui proses klasifikasi dengan mudah, maka dilakukan perubahan kelas sentimen negatif menjadi angka 0, kelas sentimen netral menjadi angka 1, dan kelas sentimen positif menjadi angka 2.

Pembagian Data Training dan Testing

Pembagian data training dan testing pada penelitian ini menggunakan teknik pengambilan sampel bertingkat (*stratified sampling*) dari *Stratified K-Fold Cross Validation*. *Stratified sampling*

memastikan bahwa proporsi setiap kelas terdistribusi secara merata di seluruh k -fold.

Ekstraksi Fitur TF-IDF

Data yang telah melewati tahap preprocessing dan pelabelan sentimen menggunakan *SentiStrength*, selanjutnya akan dilakukan ekstraksi fitur TF-IDF untuk mempermudah proses klasifikasi. Proses TF-IDF ini memberikan bobot terhadap setiap kata yang ada pada kalimat atau dokumen dengan menggunakan persamaan (1), (2), dan (3).

a. Persamaan TF

$$W_{tf(p,n)} = \frac{n_{(p,n)}}{n_n} \quad (1)$$

Keterangan :

$W_{tf(p,n)}$: Pembobot TF pada kata ke-p di dalam dokumen ke-n

$n_{(p,n)}$: Jumlah kata ke-p di dalam dokumen ke-n

n_n : Jumlah semua kata di dalam dokumen ke-n

b. Persamaan IDF

$$idf_p = 1 + \log \left(\frac{N}{df(p)} \right) \quad (2)$$

Keterangan :

$idf(p)$: Invers pembobot frekuensi dokumen pada kata-p

N : Jumlah dokumen

$df(p)$: Jumlah dokumen yang mengandung kata-p

c. Persamaan TF-IDF

$$W_{pn} = W_{tf(p,n)} \times idf_p \quad (3)$$

Keterangan :

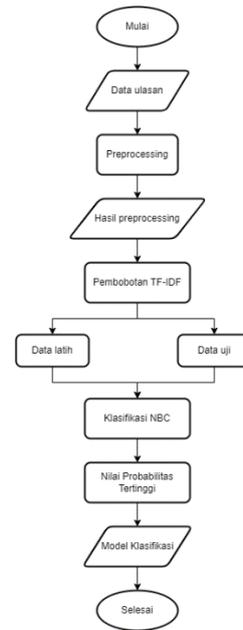
W_{pn} : Pembobot kata-p di dalam dokumen ke-n

$W_{tf(p,n)}$: Pembobot TF pada kata ke-p di dalam dokumen ke-n

$idf(p)$: Invers pembobot frekuensi dokumen pada kata-p

Naïve Bayes Classifier

Naïve Bayes Classifier merupakan metode klasifikasi sederhana yang dapat menghitung semua kemungkinan dengan cara menggabungkan jumlah kombinasi dan kerapatan nilai dari suatu dataset yang telah didapatkan (Rachman & Handayani, 2021). Algoritma klasifikasi *naïve bayes* sering digunakan untuk melakukan klasifikasi data dengan menggunakan perhitungan peluang atau biasa disebut probabilistik. Metode ini memiliki kelebihan yaitu cepat dalam perhitungan, algoritma yang sederhana, dan menghasilkan akurasi yang tinggi (Zhafira et al., 2021). Gambar 2 menunjukkan alur klasifikasi menggunakan algoritma *Naïve Bayes Classifier*.



Gambar 2. Alur Klasifikasi Naïve Bayes Classifier

Pengujian Akurasi dengan Multiclass Confusion Matrix

Pengujian akurasi menggunakan metode untuk mengukur kinerja dari algoritma klasifikasi yang disebut dengan *multiclass confusion matrix* karena terdapat tiga kelas yang digunakan pada penelitian ini, yaitu kelas negatif, netral, dan positif. Konsep dari *multiclass confusion matrix* 3×3 dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Multiclass Confusion Matrix

		Kelas Prediksi		
		Negatif	Netral	Positif
Kelas Aktual	Negatif	T Neg	F NegNet	F NegPos
	Netral	F NetNeg	T Net	F NetPos
	Positif	F PosNeg	F PosNet	T Pos

Nilai dari T Neg (True Negative), T Net (True Neutral), dan T Pos (True Positive) sangat berpengaruh untuk mengetahui seberapa tepat proses klasifikasi. Jika nilai T Neg, T Net, dan T Pos tinggi maka semakin baik pula tingkat klasifikasi, recall, dan precision.

Proses pengujian untuk menghitung performa *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score* ditunjukkan pada persamaan berikut.

$$Accuracy = \frac{T\ Neg + T\ Net + T\ Pos}{Total\ data\ yang\ diuji} \times 100\% \quad (4)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \quad (5)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (6)$$

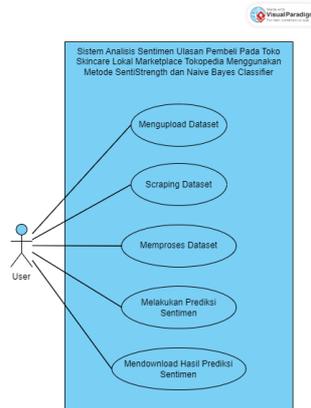
$$F1-Score = 2 \times \frac{precision \times recall}{precision+recall} \times 100\% \quad (7)$$

Deskripsi Sistem

Sistem Analisis Sentimen Ulasan Pembeli Pada Toko Skincare Lokal *Marketplace* Tokopedia Menggunakan Metode *SentiStrength* Dan *Naïve Bayes Classifier* ini merupakan sistem berbasis website yang digunakan untuk melakukan analisis terhadap sentimen konsumen terhadap produk *skincare* lokal berdasarkan ulasan yang diberikan setelah membeli produk tersebut. Sistem ini dapat mengklasifikasikan ulasan konsumen dalam kelas positif, netral, atau negatif berdasarkan model klasifikasi yang dibuat dengan data ulasan yang sudah penulis kumpulkan menggunakan metode *scraping* pada laman web tokopedia.com. Proses pemberian label dari data latih dan data uji dilakukan dengan memanfaatkan algoritma *SentiStrength* ID dan pelabelan manual yang dilakukan oleh orang yang ahli di bidang Bahasa Indonesia. Algoritma *SentiStrength* merupakan algoritma *lexicon-based* sehingga diperlukan *corpus* sentimen yang memiliki nilai sentimen pada setiap katanya.

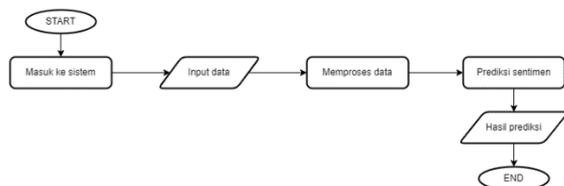
Use Case

Use case merupakan diagram yang terdiri dari aktor dan proses yang dapat dilakukan oleh aktor tersebut. *Use case* dibuat berdasarkan fitur yang dimiliki oleh sistem. Gambar 3 merupakan *use case* pada penelitian ini:



Gambar 3. Use Case Diagram

Flowchart Sistem



Gambar 4. Flowchart Sistem

Pada Gambar 4 ditunjukkan *flowchart* sistem merupakan diagram yang menjelaskan tentang alur sistem yang akan dibuat. Berikut pada Tabel 2 merupakan penjelasan detail mengenai alur sistem analisis sentimen ulasan toko *online*.

Tabel 2. Deskripsi Sistem

No.	Flowchart	Deskripsi
1.	Start	Memulai sistem

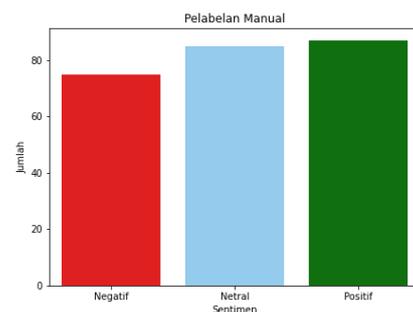
2.	Masuk ke sistem	Masuk ke sistem untuk memulai analisis sentimen
3.	Input data	Mengunggah data berupa file dengan format .csv atau melakukan <i>scraping</i> data dengan menginputkan URL halaman website ulasan toko di Tokopedia
4.	Memproses data	Sistem memproses data yang telah diunggah melalui proses <i>text preprocessing</i>
5.	Prediksi sentimen	Sistem melakukan prediksi terhadap data menggunakan model <i>Naïve Bayes</i> yang telah dibuat sebelumnya
6.	Hasil prediksi	Sistem menampilkan hasil prediksi berupa visualisasi diagram lingkaran dan diagram batang

HASIL DAN PEMBAHASAN

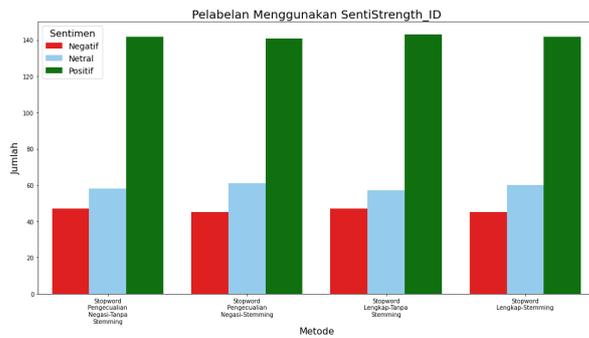
Pengumpulan dan Pelabelan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini sejumlah 247 data ulasan toko *online* di website Tokopedia, yaitu Avoskin, Azarine, Skin Game, dan Somethinc. Data ini dilabeli dengan dua cara. Pertama, pelabelan secara manual yang dilakukan oleh 5 orang mahasiswa jurusan Bahasa Indonesia dan 1 orang Guru Bahasa Indonesia. Kedua, pelabelan menggunakan kamus *SentiStrength* ID.

Pada Gambar 5 ditunjukkan 247 data dengan pelabelan manual memiliki rincian 75 berlabel negatif, 85 berlabel netral, dan 87 berlabel positif. Gambar 6 menunjukkan pelabelan menggunakan kamus *SentiStrength* ID dengan empat kondisi, Pertama yaitu mengecualikan *stopword* kata negasi dan tidak menggunakan *stemming* memiliki rincian 47 berlabel negatif, 58 berlabel netral, dan 142 berlabel positif. Kedua yaitu mengecualikan *stopword* kata negasi dan menggunakan *stemming* memiliki rincian 45 berlabel negatif, 61 berlabel netral, dan 141 berlabel positif. Ketiga yaitu menggunakan *stopword* lengkap dan tidak menggunakan *stemming* memiliki rincian 47 berlabel negatif, 57 berlabel netral, dan 143 berlabel positif. Keempat yaitu menggunakan *stopword* lengkap dan menggunakan *stemming* 45 berlabel negatif, 60 berlabel netral, dan 142 berlabel positif.



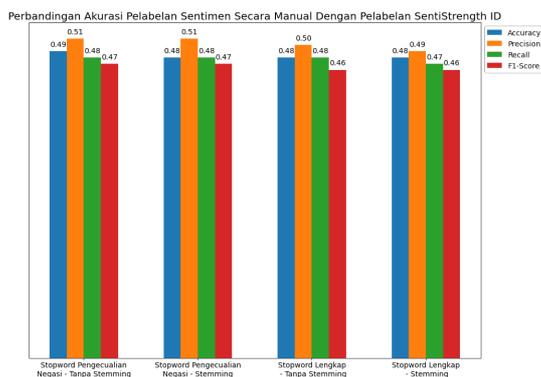
Gambar 5. Jumlah Dataset dengan Pelabelan Manual



Gambar 6. Jumlah Dataset dengan Pelabelan Menggunakan SentiStrength ID

Analisis Akurasi Pelabelan

Tujuan dari analisis akurasi pelabelan yaitu untuk mengetahui tingkat akurasi dari pelabelan menggunakan *SentiStrength* ID dibandingkan dengan pelabelan manual. Pada penelitian ini dilakukan percobaan-percobaan sebelum pelabelan menggunakan *SentiStrength* ID yang meliputi mengecualikan *stopword* kata negasi dan menggunakan *stemming*, mengecualikan *stopword* kata negasi dan tidak menggunakan *stemming*, menggunakan *stopword* lengkap dan tidak menggunakan *stemming*, menggunakan *stopword* lengkap dan menggunakan *stemming*. Analisis dari perbandingan akurasi tersebut akan dipaparkan pada Gambar 7.



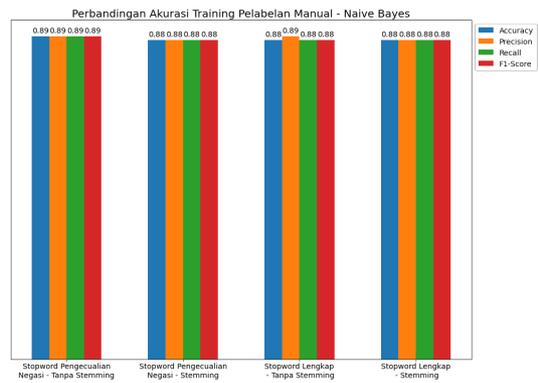
Gambar 7. Perbandingan Akurasi Pelabelan Sentimen Secara Manual dan Sentistrength ID

Pada Gambar 7 dari keempat percobaan yang telah diujikan, penggunaan *stopword* dengan mengecualikan kata negasi dan tanpa menggunakan proses *stemming* pada dataset memiliki hasil akurasi yang lebih baik dari yang lain sebesar 49%.

Analisis Model Klasifikasi

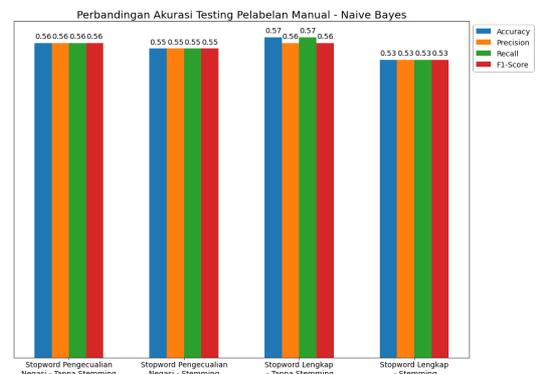
Skenario 1

Skenario 1 dijalankan dengan menggunakan data yang dilabeli secara manual dengan algoritma *Naive Bayes Classifier* serta pembagian data *training* dan *testing* menggunakan *Stratified K-Fold Cross Validation*. Analisis dari hasil implementasi model akan dipaparkan pada Gambar 8 dan Gambar 9.



Gambar 8. Perbandingan Akurasi Training Pelabelan Manual – Naive Bayes

Pada Gambar 8 dari keempat percobaan yang telah diujikan, penggunaan *stopword* dengan mengecualikan kata negasi dan tanpa menggunakan proses *stemming* pada dataset memiliki hasil akurasi *training* yang lebih baik dari yang lain sebesar 89%.



Gambar 9. Perbandingan Akurasi Testing Pelabelan Manual – Naive Bayes

Pada Gambar 9 dari keempat percobaan yang telah diujikan, penggunaan *stopword* lengkap dan tanpa menggunakan proses *stemming* pada dataset memiliki hasil akurasi *testing* yang lebih baik dari yang lain sebesar 57%.

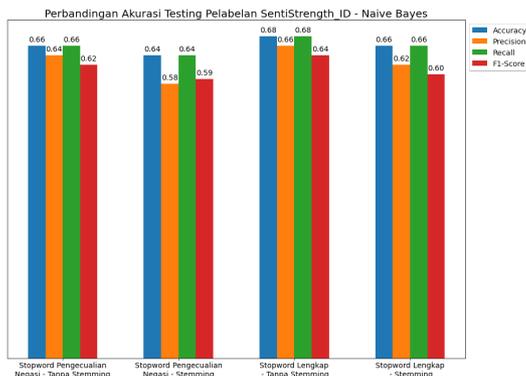
Skenario 2

Skenario 2 dijalankan dengan menggunakan data yang dilabeli menggunakan kamus *SentiStrength* ID dengan algoritma *Naive Bayes Classifier* serta pembagian data *training* dan *testing* menggunakan *Stratified K-Fold Cross Validation*. Analisis dari hasil implementasi model akan dipaparkan pada Gambar 10 dan Gambar 11.



Gambar 10. Perbandingan Akurasi Training Pelabelan Sentistrength ID – Naive Bayes

Pada Gambar 10 dari keempat percobaan yang telah diujikan, penggunaan *stopword* dengan mengecualikan kata negasi dan tanpa menggunakan proses *stemming* pada dataset memiliki hasil akurasi *training* yang lebih baik dari yang lain sebesar 94%. Selain itu, penggunaan *stopword* lengkap dan tanpa menggunakan proses *stemming* juga memiliki hasil akurasi *training* yang sama yaitu sebesar 94%.



Gambar 11. Perbandingan Akurasi Testing Pelabelan Sentistrength ID – Naive Bayes

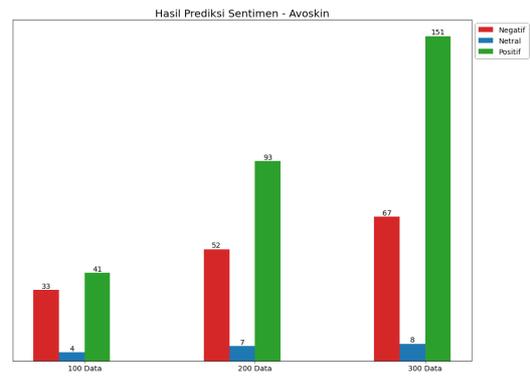
Pada Gambar 11 dari keempat percobaan yang telah diujikan, penggunaan *stopword* lengkap dan tanpa menggunakan proses *stemming* pada dataset memiliki hasil akurasi *testing* yang lebih baik dari yang lain sebesar 68%.

Setelah dilakukan percobaan pengujian dari kedua skenario diatas, maka didapatkan hasil akurasi tertinggi yang kemudian dijadikan sebagai model untuk proses prediksi analisis. Hasil akurasi tertinggi berada pada pelabelan dataset menggunakan kamus *SentiStrength* ID dengan algoritma *Naive Bayes Classifier* yang prosesnya menggunakan *stopword* lengkap dan tanpa menggunakan proses *stemming*,

Hasil Prediksi Sentimen

Model yang digunakan untuk memprediksi sentimen merek *skincare* lokal di Tokopedia menggunakan model yang telah dipilih sebelumnya.

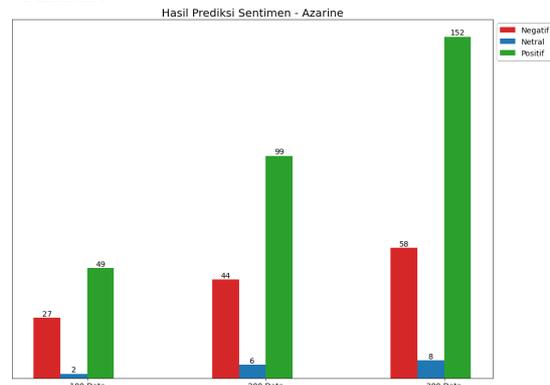
1. Avoskin



Gambar 12. Hasil Prediksi Sentimen Avoskin

Pada Gambar 12 ditunjukkan hasil prediksi sentimen dari hasil *scraping* data ulasan Avoskin di Tokopedia. Dari 100 data hasil *scraping*, menghasilkan 41 data positif, 33 data negatif, dan 4 data netral. Dari 200 data hasil *scraping*, menghasilkan 93 data positif, 52 data negatif, dan 7 data netral. Dari 300 data hasil *scraping*, menghasilkan 151 data positif, 67 data negatif, dan 8 data netral.

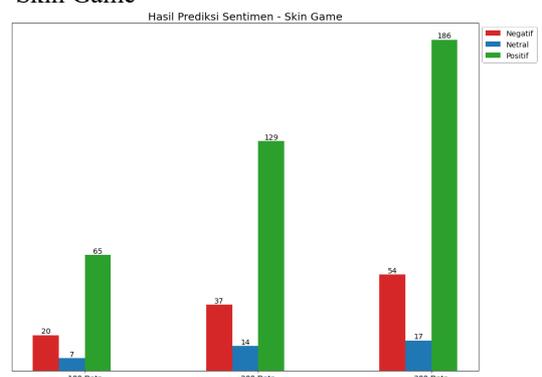
2. Azarine



Gambar 13. Hasil Prediksi Sentimen Azarine

Pada Gambar 13 ditunjukkan hasil prediksi sentimen dari hasil *scraping* data ulasan Azarine di Tokopedia. Dari 100 data hasil *scraping*, menghasilkan 49 data positif, 27 data negatif, dan 2 data netral. Dari 200 data hasil *scraping*, menghasilkan 99 data positif, 44 data negatif, dan 6 data netral. Dari 300 data hasil *scraping*, menghasilkan 152 data positif, 58 data negatif, dan 8 data netral.

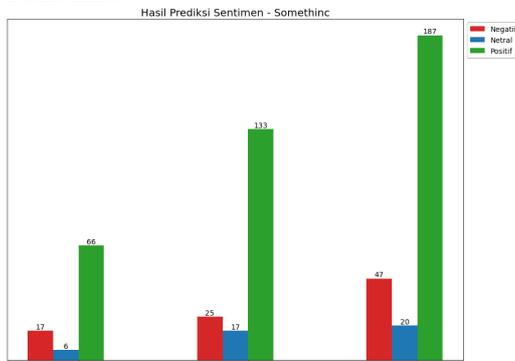
3. Skin Game



Gambar 14. Hasil Prediksi Sentimen Skin Game

Pada Gambar 14 ditunjukkan hasil prediksi sentimen dari hasil *scraping* data ulasan Skin Game di Tokopedia. Dari 100 data hasil *scraping*, menghasilkan 65 data positif, 20 data negatif, dan 7 data netral. Dari 200 data hasil *scraping*, menghasilkan 129 data positif, 37 data negatif, dan 14 data netral. Dari 300 data hasil *scraping*, menghasilkan 186 data positif, 54 data negatif, dan 17 data netral.

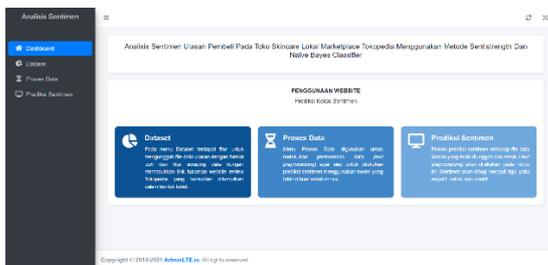
4. Somethinc



Gambar 15. Hasil Prediksi Sentimen Somethinc

Pada Gambar 15 ditunjukkan hasil prediksi sentimen dari hasil *scraping* data ulasan Somethinc di Tokopedia. Dari 100 data hasil *scraping*, menghasilkan 66 data positif, 17 data negatif, dan 6 data netral. Dari 200 data hasil *scraping*, menghasilkan 133 data positif, 25 data negatif, dan 17 data netral. Dari 300 data hasil *scraping*, menghasilkan 187 data positif, 47 data negatif, dan 20 data netral.

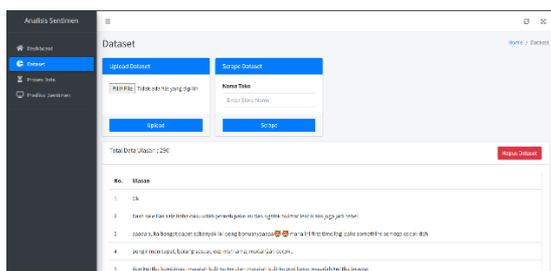
Implementasi Interface Sistem Implementasi Halaman Dashboard



Gambar 16. Implementasi Halaman Dashboard

Gambar 16 merupakan implementasi dari halaman *dashboard* pada sistem ini yang menampilkan beberapa informasi mengenai penggunaan menu dataset, proses data, dan prediksi sentimen.

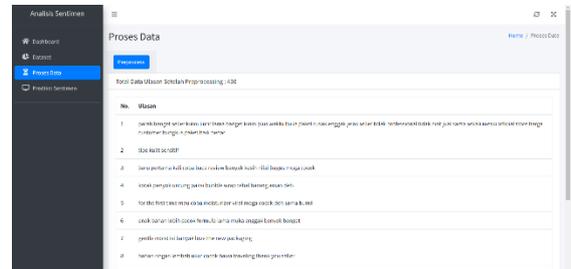
Implementasi Halaman Dataset



Gambar 17. Implementasi Halaman Dataset

Gambar 17 merupakan implementasi dari halaman dataset. Pada halaman dataset ini terdapat *form* untuk mengunggah *file* data ulasan dengan format *.csv* dan *form* untuk menginputkan *keyword* nama toko atau merek. Ketika file berhasil diunggah atau *scraping* berhasil, data ulasan dan total data ulasan akan ditampilkan dalam bentuk tabel.

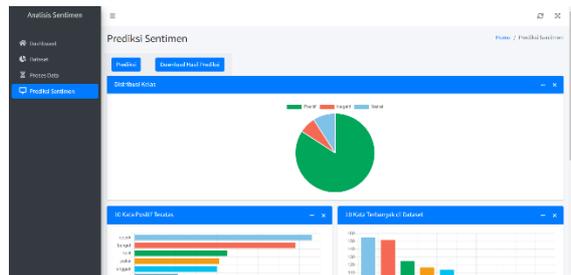
Implementasi Halaman Proses Data



Gambar 18. Implementasi Halaman Proses Data

Gambar 18 merupakan implementasi dari halaman proses data. Pada halaman ini terdapat tombol *preprocess* yang jika diklik akan memicu *preprocessing* data dari data ulasan yang telah diunggah pada menu Dataset. Ketika *preprocessing* selesai, hasilnya akan ditampilkan juga dalam bentuk tabel.

Implementasi Halaman Prediksi Sentimen



Gambar 19. Implementasi Halaman Prediksi Sentimen

Gambar 19 merupakan implementasi dari halaman prediksi sentimen. Pada halaman ini terdapat tombol *Prediksi* yang harus diklik agar sistem dapat mulai memprediksi sentimen dari data ulasan yang telah diunggah pada menu Dataset. Ketika proses prediksi selesai, hasilnya akan divisualisasikan menggunakan *pie chart* untuk mengetahui jumlah dari setiap sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral. Kemudian tombol *download* hasil prediksi digunakan untuk mengunduh hasil prediksi kelas sentimen dalam format file *.csv*.

KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilaksanakan, maka dapat ditarik kesimpulan bahwa hasil prediksi ulasan pada toko Avoskin dari 100 data hasil *scraping*, menghasilkan 41 data positif, 33 data negatif, dan 4 data netral. Dari 200 data hasil *scraping*, menghasilkan 93 data positif, 52 data negatif, dan 7 data netral. Dari 300 data hasil *scraping*, menghasilkan 151 data positif, 67 data negatif, dan 8 data netral. Toko Azarine dari

100 data hasil *scraping*, menghasilkan 49 data positif, 27 data negatif, dan 2 data netral. Dari 200 data hasil *scraping*, menghasilkan 99 data positif, 44 data negatif, dan 6 data netral. Dari 300 data hasil *scraping*, menghasilkan 152 data positif, 58 data negatif, dan 8 data netral. Toko Skin Game dari 100 data hasil *scraping*, menghasilkan 65 data positif, 20 data negatif, dan 7 data netral. Dari 200 data hasil *scraping*, menghasilkan 129 data positif, 37 data negatif, dan 14 data netral. Dari 300 data hasil *scraping*, menghasilkan 186 data positif, 54 data negatif, dan 17 data netral. Toko Somethinc dari 100 data hasil *scraping*, menghasilkan 66 data positif, 17 data negatif, dan 6 data netral. Dari 200 data hasil *scraping*, menghasilkan 133 data positif, 25 data negatif, dan 17 data netral. Dari 300 data hasil *scraping*, menghasilkan 187 data positif, 47 data negatif, dan 20 data netral. Pada penelitian ini menggunakan dataset pelatihan dan pengujian yang sedikit untuk model prediksi. Sehingga diharapkan pada penelitian selanjutnya dapat menggunakan dataset yang lebih banyak agar akurasi model lebih tinggi dan memberikan hasil prediksi yang lebih akurat.

REFERENSI

- Adlina, F. (2022). ANALISIS SENTIMEN ONLINE CUSTOMER REVIEW PADA TOKO SMARTPHONE DAERAH ISTIMEWA YOGYAKARTA DI E-MARKETPLACE SHOPEE MENGGUNAKAN LEXICON BASED DAN WORD CLOUD. Universitas Islam Indonesia Yogyakarta.
- Bayhaqy, A., Sfenrianto, S., Nainggolan, K., & Kaburuan, E. R. (2018). Sentiment Analysis about E-Commerce from Tweets Using Decision Tree, K-Nearest Neighbor, and Naïve Bayes. *2018 International Conference on Orange Technologies (ICOT)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICOT.2018.8705796>
- Farros, H., Shinta, A., Zaid, Z., & Pasca Al Bahy, M. (2022). Evaluating the Effect of EFL College Students' Intention To Utilize Mobile English Vocabulary in The Learning Process: A TAM Framework. *VELES Voices of English Language Education Society*, 6(1), 91–101. <https://doi.org/10.29408/veles.v6i1.5277>
- Hafiz, Y. A., & Sudarmilah, E. (2023). IMPLEMENTASI WEB SCRAPING PADA PORTAL BERITA ONLINE. *Inisiasi*, 55–60. <https://doi.org/10.59344/inisiasi.v12i1.120>
- Krisnawati, M. (2023, September 19). *Pangsa Pasar Besar, Industri Kosmetik Indonesia Makin 'Glowing'* RRI (Radio Republik Indonesia). <https://www.rri.co.id/bisnis/365453/pangsa-pasar-besar-industri-kosmetik-indonesia-makin-glowing>
- Kurnia, W. (2023). Sentimen Analisis Aplikasi E-Commerce Berdasarkan Ulasan Pengguna Menggunakan Algoritma Stochastic Gradient Descent. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi*, 4(1), 138–143.
- McCabe, K. (2020, September 28). *51 Customer Review Statistics to Make You Rethink Using Them*. Learn G2. <https://learn.g2.com/customer-reviews-statistics>
- Putri, S. R., & Amalia, R. (2018). PENGARUH E-WOM TERHADAP CITRA PERUSAHAAN DAN DAMPAKNYA TERHADAP NIAT BELI KONSUMEN PADA SITUS ONLINE SHOPEE. ID. *Jurnal Ilmiah Mahasiswa Ekonomi Manajemen*, 3(2), 75–84.
- Rachman, R., & Handayani, R. N. (2021). Klasifikasi Algoritma Naive Bayes Dalam Memprediksi Tingkat Kelancaran Pembayaran Sewa Teras UMKM. *Jurnal Informatika*, 8(2), 111–122. <https://doi.org/10.31294/ji.v8i2.10494>
- Uyun, N. A. (2023). Pengaruh Elektronik Word of Mouth terhadap Minat Beli Skincare dan Kosmetik Lokal secara Online melalui Kepercayaan. *Strata*, 1(2), 82–90.
- Wahid, D. H., & Azhari, S. (2016). Peringkasan Sentimen Esktraktif di Twitter Menggunakan Hybrid TF-IDF dan Cosine Similarity. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, 10(2), 207–218.
- Zhafira, D. F., Rahayudi, B., & Indriati, I. (2021). Analisis Sentimen Kebijakan Kampus Merdeka Menggunakan Naive Bayes dan Pembobotan TF-IDF Berdasarkan Komentar pada Youtube. *Jurnal Sistem Informasi, Teknologi Informasi, Dan Edukasi Sistem Informasi*, 2(1), 55–63. <https://doi.org/10.25126/justsi.v2i1.24>