

## EVALUASI KINERJA SVM DAN NAÏVE BAYES PADA ANALISIS SENTIMEN ULASAN MIE GACOAN JATIWARINGIN

Elfitrin Syahrul, Abthal Hashilah Yusuf

<sup>1)</sup> Universitas Gunadarma, Indonesia

Corresponding author

E-mail: [elfitrin@staff.gunadarma.ac.id](mailto:elfitrin@staff.gunadarma.ac.id)



Diterima : 01-07-2025  
Direvisi : 16-07-2025  
Dipublikasi : 31-07-2025

**Abstrak:** Ulasan pelanggan merupakan bentuk ekspresi subjektif yang mencerminkan pengalaman dan penilaian terhadap produk atau layanan, termasuk restoran. Meski rating numerik sering digunakan untuk menilai kualitas layanan, metode ini tidak selalu menangkap rincian keluhan atau kesan emosional pelanggan. Analisis sentimen menjadi pendekatan komputasional yang menelaah opini dalam teks guna mengidentifikasi polaritas sentimen, baik positif maupun negatif. Penelitian ini menerapkan analisis sentimen berbasis aspek pada ulasan konsumen restoran Mie Gacoan Jatiwaringin, dengan fokus pada pelayanan, lokasi, dan fasilitas. Dua algoritma klasifikasi digunakan untuk membandingkan efektivitas model: Support Vector Machine (SVM), yang mengidentifikasi hyperplane optimal untuk memisahkan sentimen, dan Naïve Bayes, yang memanfaatkan probabilitas distribusi kata untuk memprediksi polaritas. Evaluasi dilakukan terhadap akurasi klasifikasi sentimen masing-masing algoritma terhadap data ulasan yang telah melalui proses pra-pemrosesan. Hasil menunjukkan bahwa algoritma SVM mencapai akurasi sebesar 87%, sedangkan Naïve Bayes memperoleh 79%. Temuan ini mengindikasikan bahwa SVM lebih unggul dalam mengenali pola sentimen dalam konteks ulasan restoran lokal, dan dapat menjadi acuan dalam pengembangan sistem rekomendasi atau monitoring kepuasan pelanggan berbasis teks.

**Kata Kunci:** Analisis Sentimen, Lexicon, Naives Bayes, SVM, TFIDF.

**Abstract:** Customer reviews are subjective expression that reflect the individual experiences and assessments of services such as restaurants. And, numerical ratings are commonly used to evaluate service quality. They do not always capture the specific complaints or customer's emotional impressions.

|  |                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                |
|--|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
|  | Sentiment analysis offers a computational approach to examining textual opinions in order to identify sentiment polarity—whether positive or negative. This study conducts sentiment analysis of customer reviews for Mie Gacoan Jatiwaringin restaurant. It is focusing on three aspects: service, location, and facilities. Two algorithms are employed to compare model effectiveness: Support Vector Machine (SVM), which determines the optimal hyperplane to separate sentiments, and Naïve Bayes, which uses probabilistic word distribution to predict sentiment polarity. Evaluation is conducted by measuring the classification accuracy of each algorithm on pre-processed review data. The results indicate that SVM achieves an accuracy of 87%, while Naïve Bayes reaches 79%. These findings suggest that SVM performs better at recognizing sentiment patterns in local restaurant reviews and may serve as a reference for developing text-based customer satisfaction monitoring or recommendation systems. |
|--|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|

## PENDAHULUAN

Ulasan pelanggan merupakan bentuk opini publik yang mencerminkan pengalaman dan persepsi terhadap produk atau layanan, termasuk sektor restoran. Dalam konteks wisata kuliner yang semakin berkembang, ulasan tidak hanya berfungsi sebagai acuan bagi calon pelanggan, tetapi juga sebagai sumber evaluasi strategis bagi penyedia layanan. Meski rating numerik kerap dijadikan indikator kualitas, pendekatan ini seringkali kurang menangkap secara spesifik keluhan atau kepuasan emosional pelanggan. Oleh karena itu, opini berbasis teks yang dikumpulkan melalui platform seperti Google Review menjadi sumber data yang kaya untuk menggali preferensi konsumen secara mendalam (Abdullah et al., 2023).

Analisis sentimen adalah pendekatan komputasional yang bertujuan untuk mengidentifikasi kecenderungan emosi dalam teks, baik yang bersifat positif maupun negatif. Dalam konteks restoran, metode ini membantu mengukur tanggapan pelanggan terhadap aspek seperti pelayanan, lokasi, dan fasilitas, serta mendukung pengambilan keputusan manajerial dan strategi promosi (Gishella Septania Al-Husna et al., 2024). Penentuan polaritas sentimen dapat dilakukan secara manual, namun dengan meningkatnya volume data, pendekatan otomatis berbasis machine learning menjadi semakin relevan.

Berbagai studi terdahulu telah membuktikan efektivitas algoritma klasifikasi seperti Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM) dalam analisis sentimen ulasan restoran,

dengan tingkat akurasi yang bervariasi (Abdullah et al., 2023; Husin, 2023). Penelitian ini berfokus pada ulasan publik Restoran Mie Gacoan Jatiwaringin yang diambil dari Google Maps, dengan tujuan membandingkan kinerja algoritma Naïve Bayes dan SVM dalam klasifikasi sentimen ulasan pelanggan. Dataset yang digunakan terdiri dari 2000 ulasan yang telah melalui tahap pra-pemrosesan teks. Model dikembangkan menggunakan Python dan Google Collab, dengan dukungan API dari SerpApi sebagai sumber pengambilan data.

Tujuan utama penelitian ini adalah untuk mengidentifikasi algoritma yang lebih efektif dalam membedakan polaritas sentimen pelanggan, serta memberikan rekomendasi berbasis data bagi pengelola restoran untuk meningkatkan kualitas layanan. Temuan dari studi ini diharapkan dapat memperkaya kajian akademik di bidang analisis sentimen serta memberikan kontribusi praktis dalam pengelolaan bisnis kuliner berbasis ulasan publik.

## KAJIAN PUSTAKA

### A. Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan pendekatan dalam *Natural Language Processing* (NLP) untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan opini publik dalam teks menjadi sentimen positif, negatif, atau netral (Liu, 2012). Teknik ini, yang dikenal juga sebagai *opinion mining*, bertujuan untuk mengekstrak pola emosi dari teks tidak terstruktur sehingga bermanfaat dalam memahami respons masyarakat terhadap isu atau produk tertentu (Cambria, Schuller, Xia, & Havasi, 2013).

Penerapannya meluas pada media sosial dan ulasan daring karena kemampuannya dalam menginterpretasikan nuansa emosi secara otomatis, sekaligus menyediakan wawasan strategis bagi pelaku bisnis dan institusi publik (Medhat, Hassan, & Korashy, 2014). Menurut Schouten dan Frasinca (2016), analisis sentimen berbasis aspek memungkinkan identifikasi emosi terhadap fitur spesifik dalam ulasan, seperti pelayanan atau fasilitas dalam konteks restoran. Terdapat dua jenis klasifikasi sentimen: biner (positif/negatif) dan multikelas (termasuk netral). Pendekatan multiaspek kian relevan dalam analisis ulasan publik untuk memahami fokus sentimen terhadap elemen layanan tertentu (Pang & Lee, 2008).

### B. Support Vector Machine (SVM)

SVM adalah algoritma *supervised learning* yang digunakan secara luas dalam klasifikasi teks. SVM bekerja dengan membangun *hyperplane* optimal yang memisahkan data dalam kelas berbeda dengan margin terbesar (Cortes & Vapnik, 1995). Algoritma ini cocok untuk data

berdimensi tinggi dan dapat menangani kasus non-linear melalui teknik kernel trick (Hearst, Dumais, Osuna, Platt, & Scholkopf, 1998).

Joachims (2002) mencatat bahwa SVM menunjukkan akurasi dan generalisasi yang baik dalam klasifikasi ulasan publik. Dalam analisis sentimen, algoritma ini mampu mendeteksi batas keputusan antara sentimen dengan efisien, terutama setelah fitur utama teks diproses dan divisualisasikan dalam ruang vektor.

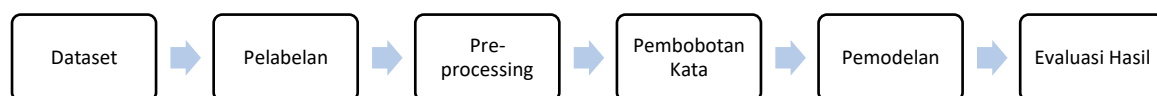
### C. Naïve Bayes (NB)

Naïve Bayes adalah algoritma klasifikasi probabilistik yang mengandalkan Teorema Bayes dengan asumsi independensi antar fitur (Manning, Raghavan, & Schütze, 2008). Dalam analisis sentimen, algoritma ini mengklasifikasikan teks berdasarkan distribusi kemunculan kata, dan dikenal karena efektivitas serta efisiensinya dalam skenario dengan data besar yang telah dipra-proses dengan baik (McCallum & Nigam, 1998).

Meski asumsi independensinya tidak selalu terpenuhi dalam data teks, Naïve Bayes tetap menjadi pilihan praktis dengan kinerja yang kompetitif, terutama untuk klasifikasi cepat dan penerapan awal dalam analisis opini (Zhang, 2004).

## METODE PENELITIAN

Tahapan penelitian ini terdiri dari 6 langkah seperti yang terlihat pada Gambar 1.



**Gambar 1** Metode Penelitian

### A. Dataset

Proses pengumpulan data sebanyak 2.000 ulasan pelanggan restoran dari platform Google Review, menggunakan teknik *web scraping* melalui Google Colab pada tanggal 25 Mei 2025. Hasil scraping data dapat dilihat pada Gambar 2. Ulasan yang diperoleh sebagian besar dalam Bahasa Indonesia dan disimpan dalam format CSV, berisi informasi seperti nama pengguna, rating, dan isi ulasan. Fokus data diarahkan pada teks ulasan yang mencerminkan opini pengguna terhadap layanan restoran untuk keperluan analisis sentimen.

Hasil dari proses scraping dan pembacaan data CSV ditampilkan pada Gambar 2.

Nama,Rating,Review  
Adiaman Zallukhu,5.0,"Rame tp tetap terkontrol keren sih pelayanannya, rasa udang kejunya mantap banget tp untuk mie n tanto wahyu,5.0,"Mieny enakk dan murah.. gak boros kantong.. udang keju nya enak.. tempat luas. Parkiran motor luas.. parl Rika Mayangsari,5.0,"kenapa saya merasa enak gofud yaa lebih berbumbu..tp makan sini jd lebih tau varian menu gorenga ima Jinasi,5.0,"Makanaya enak,, cuman saran aja bagi yang gakbisa pedes mending level 1 aja,,wkwkwkwk,, jangan coba2 leve Khadafi Jul Nurdie,5.0,"Resto yang lumayan Terkenal di masa sekarang.Dengan Harga yg ramah dikantong, jd incaran tempat Par Jana,5.0,tempat makannya luass .. ada lt.2nya ada indoornya .. Pelayanannya juga cepat walaupun antri panjang tapi cepi Hanif Art's,5.0,"tempat cukup nyaman dan bersih.makanan semakin kesini kualitasnya sedikit berkurang terutama pada rasa arini kusuma,5.0,"Masukan saja makin lama daging ayamnya makin halus.. hingga nyaris tak terlihat. Dan pembagian mie ny Ayu Sandranisa,5.0,"Pelayanan cepat (saya dtg di jam makan siang), harga murah meriah (makanya banyak anak sekolah krn : Edi Setiyoko,5.0,"Bagus, pelayanan ramah, tersedia air minum bagi driver ojol,Tempat 2 lantai, indoor & outdoor. Keren" Ridhwah Nur Husninaa,5.0,"Lg pas gak antri2 banget padahal malming, lumayan laah emang harga nya merakyat rasanya eni Ajeng Deasy,5.0,"Tiap lewat gak pernah gak sepi, selalu rame antrian orang mau makan sama abang-abang gojek. Lahan park Putri Alifia,5.0,"first time makan gacoan di outletnya biasa cuma pesen online. rasa mie nya enak, saya juga pesen semua m Maharatu JS,5.0,"Selalu rameee, tapi pelayanannya super duper cepat. Lama di antrinya aja sih tapi makanannya cepet kok d Eric Juanto,5.0,"Datang pagi jam 9 lewat suasananya masih sepi,,Tempatnya luas banyak pilihan juga, mau di atas, di bawah, DIRGANTARA MUSIC STATIONARY & GIFT SHOP,5.0,"Tiap lewat depan tempat ini selalu ramai banget, parkirannya luas tapi p Bulqis Nuria,5.0,"sebenarnya gada masalah si sama restoran nya, tapi tukang parkir nya bikin emosi. pliss deh pihak resto tol Wulan Dari,5.0,"Beberapa hari yang lalu saya makan di mie gacoan Jatiwaringin Crew nya sangat ramah tetapi kemarin saya p Tri Widiastuti,5.0,"Minggu, 22 Januari 2023 09.30 - 10.30 Lokasinya strategis pinggir jalan, untuk parkir motor luas, tidak dis

Gambar 2. Hasil Scraping Data

## B. Pelabelan

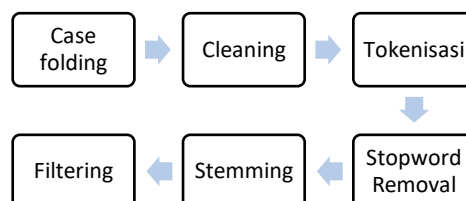
Proses pelabelan data dilakukan secara manual yang bertujuan untuk membedakan antara sentimen positif dan negatif. Setiap ulasan diberi label numerik, ulasan positif bernilai 1 dan ulasan negatif bernilai -1, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.

|    | A                    | B      | C                          | D                                                                                                                                       | E           | F              | G        |
|----|----------------------|--------|----------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------|----------------|----------|
| 1  | Nama                 | Rating | Review                     | stop_review                                                                                                                             | prepos_text | polarity_score | polarity |
| 2  | Adiaman Zallukhu     | 5      | rame kontrol keren layan   | ['r', 'a', 'm', 'e', ' ', 'k', 'o', 'n', 't', 'r', 'o', 'l', ' ', 'k', 'e', 'r', 'e', 'n']                                              |             | 7              | 1        |
| 3  | tanto wahyu          | 5      | mieny enakk murah boros    | ['m', 'i', 'e', 'n', 'y', ' ', 'e', 'n', 'a', 'k', 'k', ' ', 'm', 'u', 'r', 'a', 'h']                                                   |             | 6              | 1        |
| 4  | Rika Mayangsari      | 5      | enak bumbu makan variat    | ['e', 'n', 'a', 'k', ' ', 'b', 'u', 'm', 'b', 'u', ' ', 'm', 'a', 'k', 'a', 'n', ' ', 'v', 'a', 'r', 'i', 'a', 't']                     |             | 3              | 1        |
| 5  | ima Jinasi           | 5      | makanaya enak cuman sar    | ['m', 'a', 'n', 'a', 'y', 'a', ' ', 'e', 'n', 'a', 'k', ' ', 'c', 'u', 'm', 'a', 'n', ' ', 's', 'a', 'r']                               |             | -13            | -1       |
| 6  | Khadafi Jul Nurdie   | 5      | resto yang lumayan kenal   | ['r', 'e', 's', 't', 'o', ' ', 'y', 'a', 'n', 'g', ' ', 'l', 'u', 'm', 'a', 'y', 'a', 'n', ' ', 'k', 'e', 'n', 'a', 'l']                |             | -15            | -1       |
| 7  | Par Jana             | 5      | makan luass ltnya indoorni | ['m', 'a', 'k', 'a', 'n', ' ', 'l', 'u', 'a', 's', 's', ' ', 'l', 't', 'n', 'y', 'a', ' ', 'i', 'n', 'd', 'o', 'o', 'r', 'n', 'y', 'a'] |             | 6              | 1        |
| 8  | Hanif Art's          | 5      | nyaman bersih makan kes    | ['n', 'y', 'a', 'm', 'a', 'n', ' ', 'b', 'e', 'r', 's', 'i', 'h', ' ', 'm', 'a', 'k', 'a', 'n', ' ', 'k', 'e', 's']                     |             | 3              | 1        |
| 9  | arini kusuma         | 5      | masuk daging ayam halus    | ['m', 'a', 's', 'u', 'k', ' ', 'd', 'a', 'g', 'i', 'n', 'g', ' ', 'a', 'y', 'a', 'm', ' ', 'h', 'a', 'l', 'u', 's']                     |             | -10            | -1       |
| 10 | Ayu Sandranisa       | 5      | layan cepat makan siang    | ['l', 'a', 'y', 'a', 'n', ' ', 'c', 'e', 'p', 'a', 't', ' ', 'm', 'a', 'k', 'a', 'n', ' ', 's', 'i', 'a', 'n', 'g']                     |             | 14             | 1        |
| 11 | Edi Setiyoko         | 5      | bagus layan ramah sedia    | ['b', 'a', 'g', 'u', 's', ' ', 'l', 'a', 'y', 'a', 'n', ' ', 'r', 'a', 'm', 'a', 'h', ' ', 's', 'e', 'd', 'i', 'a']                     |             | -1             | -1       |
| 12 | Ridhwah Nur Husninaa | 5      | antri banget malming lum   | ['a', 'n', 't', 'r', 'i', ' ', 'b', 'a', 'n', 'g', 'e', 't', ' ', 'm', 'a', 'l', 'm', 'i', 'n', 'g', ' ', 'l', 'u', 'm']                |             | -3             | -1       |
| 13 | Ajeng Deasy          | 5      | sepi rame antri orang mak  | ['s', 'e', 'p', 'i', ' ', 'r', 'a', 'm', 'e', ' ', 'a', 'n', 't', 'r', 'i', ' ', 'o', 'r', 'a', 'n', 'g', ' ', 'm', 'a', 'k']           |             | -3             | -1       |
| 14 | Putri Alifia         | 5      | first time makan gaco outl | ['f', 'i', 'r', 's', 't', ' ', 't', 'i', 'm', 'e', ' ', 'm', 'a', 'k', 'a', 'n', ' ', 'g', 'a', 'c', 'o', 'o', 'u', 't', 'l']           |             | -8             | -1       |
| 15 | Maharatu JS          | 5      | ramee layan super duper    | ['r', 'a', 'm', 'e', 'e', ' ', 'l', 'a', 'y', 'a', 'n', ' ', 's', 'u', 'p', 'e', 'r', ' ', 'd', 'u', 'p', 'e', 'r']                     |             | 15             | 1        |
| 16 | Eric Juanto          | 5      | pagi suasana sepi tempat   | ['p', 'a', 'g', 'i', ' ', 's', 'u', 'a', 's', 'a', 'n', 'a', ' ', 's', 'e', 'p', 'i', ' ', 't', 'e', 'm', 'p', 'a', 't']                |             | -16            | -1       |

Gambar 3. Hasil Pelabelan Data

## C. Pre-processing

Tahapan ini adalah pengolahan dokumen (*text processing*) yang bertujuan mengubah data teks tidak terstruktur menjadi bentuk yang lebih terstruktur dan siap diolah pada tahap selanjutnya.



Gambar 4 Alur pre-processing

Gambar 2 merupakan alur preprocessing secara visual. **Tabel 1** memberikan contoh dari masing-masing proses dari alur pre-processing.

**Tabel 1.** Tahapan pre-processing

| Langkah          | Deskripsi                                                                                                             | Contoh input → output                                                         |
|------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------|
| Case Folding     | Semua huruf diubah menjadi huruf kecil                                                                                | "Makan Enak" → "makan enak"                                                   |
| Cleaning         | pembersihan data dengan menghapus tanda baca, angka, hashtag, dan spasi yang berlebihan untuk mempermudah proses data | Mieny enakk dan murah.. gak boros kantong.. → mieny enakk murah boros kantong |
| Tokenisasi       | Kalimat dipecah menjadi kata-kata                                                                                     | "makan enak sekali" → ["makan", "enak", "sekali"]                             |
| Stopword Removal | Kata umum tidak bermakna dihapus                                                                                      | ["saya", "makan", "di", "restoran"] → ["makan", "restoran"]                   |
| Stemming         | Kata diubah ke bentuk dasarnya                                                                                        | "dimakan" → "makan"                                                           |
| Filtering        | Karakter tidak relevan dihapus                                                                                        | "@makan123!" → "makan"                                                        |

Gambar 5 menunjukkan hasil pembersihan data dengan menghapus elemen non-teks dan melakukan case folding untuk menyeragamkan huruf menjadi bentuk kecil guna mempermudah pemrosesan selanjutnya.

|   | Nama               | Rating | Review                                            |
|---|--------------------|--------|---------------------------------------------------|
| 0 | Adiaman Zallukhu   | 5.0    | rame tetap terkontrol keren sih pelayanannya r... |
| 1 | tanto wahyu        | 5.0    | mieny enakk dan murah gak boros kantong udang ... |
| 2 | Rika Mayangsari    | 5.0    | kenapa saya merasa enakan yaa lebih berbumbu m... |
| 3 | ima Jinasi         | 5.0    | makanaya enak cuman saran bagi yang gakbisa pe... |
| 4 | Khadafi Jul Nurdie | 5.0    | resto yang lumayan terkenal di masa sekarang d... |

**Gambar 5** Contoh Hasil Cleaning dan Case Folding

Gambar 6 menunjukkan hasil dari proses tokenisasi, dimana proses ini memecah kalimat menjadi kata-kata dan mengembalikannya dalam bentuk daftar kata yang telah dipisahkan menggunakan fungsi `return`. Daftar kata-kata tersebut kemudian disimpan dalam kolom "Review".

|   | Nama               | Rating | Review                                            |
|---|--------------------|--------|---------------------------------------------------|
| 0 | Adiaman Zallukhu   | 5.0    | [rame, tetap, terkontrol, keren, pelayanannya,... |
| 1 | tanto wahyu        | 5.0    | [mieny, enakk, murah, boros, kantong, udang, k... |
| 2 | Rika Mayangsari    | 5.0    | [kenapa, saya, merasa, enakan, lebih, berbumbu... |
| 3 | ima Jinasi         | 5.0    | [makanaya, enak, cuman, saran, bagi, yang, gak... |
| 4 | Khadafi Jul Nurdie | 5.0    | [resto, yang, lumayan, terkenal, masa, sekaran... |

**Gambar 6** Hasil Tokenisasi

Proses stopwords merupakan fungsi dari suatu modul untuk mengunduh data *stopwords*, yang berisi daftar kata-kata *stopwords* dalam bahasa Indonesia yang tidak digunakan dalam analisis sentimen. Hasil dari proses *stopwords* dapat dilihat pada Gambar 7.

|   | Nama               | Rating | Review                                            |
|---|--------------------|--------|---------------------------------------------------|
| 0 | Adiaman Zallukhu   | 5.0    | rame terkontrol keren pelayanannya udang kejun... |
| 1 | tanto wahyu        | 5.0    | mieny enakk murah boros kantong udang keju ena... |
| 2 | Rika Mayangsari    | 5.0    | enakan berbumbu makan varian menu gorengannya ... |
| 3 | ima Jinasi         | 5.0    | makanaya enak cuman saran yang gakbisa pedes m... |
| 4 | Khadafi Jul Nurdie | 5.0    | resto yang lumayan terkenal harga ramah dikant... |

**Gambar 7.** Hasil *Stopwords*

Proses *stemming* dengan menggunakan *library Sastrawi*. Jika suatu kata mengandung imbuhan, maka imbuhan tersebut akan dihapus dan kata tersebut akan diubah menjadi bentuk kata dasarnya. Hasil dari proses *stemming* dapat dilihat pada Gambar 8.

|   | Nama               | Rating | Review                                            |
|---|--------------------|--------|---------------------------------------------------|
| 0 | Adiaman Zallukhu   | 5.0    | rame kontrol keren layan udang keju mantap ban... |
| 1 | tanto wahyu        | 5.0    | mieny enakk murah boros kantong udang keju ena... |
| 2 | Rika Mayangsari    | 5.0    | enak bumbu makan varian menu goreng enak lumpi... |
| 3 | ima Jinasi         | 5.0    | makanaya enak cuman saran yang gakbisa pedes m... |
| 4 | Khadafi Jul Nurdie | 5.0    | resto yang lumayan kenal harga ramah kantong i... |

**Gambar 8.** Hasil *Stemming*

#### D. Pembobotan Kata (TFIDF)

Pembobotan kata dilakukan menggunakan metode TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*), yang mengukur relevansi kata terhadap dokumen berdasarkan:

- TF (*Term Frequency*): frekuensi kemunculan kata dalam satu dokumen.
- IDF (*Inverse Document Frequency*): logika penguatan kata yang jarang muncul di banyak dokumen.

TF-IDF berfungsi menyaring kata yang umum tetapi kurang informatif dan menekankan kata unik yang lebih bermakna bagi klasifikasi atau analisis.

#### E. Pemodelan

Pemodelan membandingkan dua algoritma, yaitu SVM dan NB.

Proses klasifikasi dengan Naïve Bayes dilakukan dengan melatih model pada data latih untuk membentuk distribusi probabilitas, lalu menganalisis ulasan baru guna menghitung probabilitas sentimen dan menentukan kelas dengan nilai tertinggi, yang hasilnya dibandingkan dengan label sebenarnya untuk evaluasi akurasi.

Evaluasi model menggunakan *confusion matrix* sebagai nilai akurasi.

### A. Visualisasi Data

| Sentiment's label | count |
|-------------------|-------|
| positif           | 244.0 |
| negatif           | 74.0  |

**Gambar 9.** Visualisasi Diagram Batang Pelabelan Data dan Word Cloud Reviews

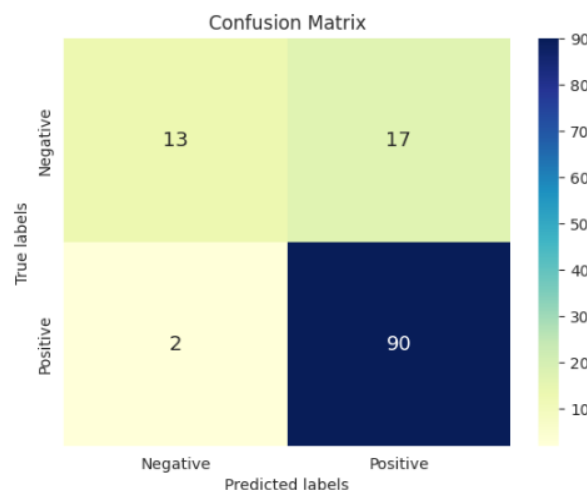
## B. Super Vector Machine (SVM)

Hasil pengujian menggunakan Algoritma SVM dengan dua kelas: ‘positif’ yang diberi label Positive dan ‘negatif’ yang diberi label Negative, memberikan nilai akurasi sebesar 85%. Gambar 10 menunjukkan hasil pengujian SVM.

|              | precision | recall | f1-score | support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| Negative     | 0.87      | 0.43   | 0.58     | 30      |
| Positive     | 0.84      | 0.98   | 0.90     | 92      |
| accuracy     |           |        | 0.84     | 122     |
| macro avg    | 0.85      | 0.71   | 0.74     | 122     |
| weighted avg | 0.85      | 0.84   | 0.82     | 122     |

**Gambar 10.** Hasil Pengujian SVM

Gambar 10 menunjukkan total 122 data uji yang dibagi menjadi dua kelas: 30 data dengan label Negative atau kelas negatif dan 92 data dengan label Positive atau kelas positif. Kelas positif menghasilkan nilai *precision* sebesar 84%, *recall* sebesar 98%, dan *f1-score* sebesar 90%. Gambar 11 merepresentasikan Confusion Matrix pada Gambar 10.



**Gambar 11.** Confusion Matrix SVM

## C. Naives Bayes (NB)

Hasil pengujian dan confusion matrix dapat dilihat pada Gambar 4.12.

|              | precision | recall | f1-score | support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| -1           | 1.00      | 0.08   | 0.15     | 25      |
| 1            | 0.81      | 1.00   | 0.89     | 97      |
| accuracy     |           |        | 0.81     | 122     |
| macro avg    | 0.90      | 0.54   | 0.52     | 122     |
| weighted avg | 0.85      | 0.81   | 0.74     | 122     |

**Gambar 12.** Hasil Pengujian NB

Gambar 4.12 menunjukkan bahwa terdapat total 122 data uji yang dibagi menjadi dua kelas: 25 data dengan label -1 untuk kelas negatif dan 97 data dengan label 1 untuk kelas positif. Gambar 4.12. juga menunjukkan bahwa tingkat akurasi algoritma Naive Bayes adalah 0,81 dari total 122 data. Untuk kelas positif, precision tercatat sebesar 81%, recall sebesar 100%, dan f1-score sebesar 89%.

Nilai-nilai ini menunjukkan bahwa kelas sentimen positif memiliki kinerja yang cukup tinggi dibandingkan dengan kelas sentimen lainnya. Berikut adalah gambaran dari Confusion Matrix pada Gambar 4.12.

|            |         | Predicted Label |         |
|------------|---------|-----------------|---------|
|            |         | Negatif         | Positif |
| True Label | Negatif | 3               | 27      |
|            | Positif | 0               | 92      |

**Gambar 13.** Hasil Confusion Matrix Naïve Bayes

#### D. Perbandingan Super Vector Machine (SVM) dan Naives Bayes (NB)

Hasil analisa ulasan yang membandingkan SVM dan NB menunjukkan bahwa SVM memberikan performa superior dalam klasifikasi sentimen, dengan precision 0,84, recall 0,98, dan F1-score 0,90 untuk ulasan positif, serta akurasi keseluruhan 84%.

Naïve Bayes mencatatkan recall sempurna 1,00 untuk kelas positif namun precision lebih rendah (0,81), yang menyebabkan kesalahan pada ulasan negatif dan F1-score yang tidak seimbang. Untuk kelas negatif, SVM tetap unggul meskipun recall-nya rendah. Secara keseluruhan, SVM dinilai lebih stabil dan akurat dibandingkan Naïve Bayes dalam mengidentifikasi polaritas ulasan pelanggan restoran.

**Tabel 2** menunjukkan hasil perbandingan SVM dan NB.

**Tabel 2** Hasil Perbandingan SVM dan *Naïve Bayes*

|                  | SVM     |         | Naïve Bayes |         |
|------------------|---------|---------|-------------|---------|
|                  | Positif | Negatif | Positif     | Negatif |
| <i>Precision</i> | 0,84    | 0,87    | 0,81        | 1,00    |
| <i>Recall</i>    | 0,98    | 0,43    | 1,00        | 0,08    |
| <i>F1-Score</i>  | 0,90    | 0,58    | 0,89        | 0,15    |
| <i>Accuracy</i>  | 84%     |         | 81%         |         |

## KESIMPULAN DAN SARAN

Analisis sentimen terhadap ulasan pengunjung Restoran Mie Gacoan Jatiwarin menunjukkan bahwa Algoritma SVM lebih efektif dibandingkan Naïve Bayes dalam klasifikasi ulasan berdasarkan polaritas sentimen. SVM menghasilkan akurasi sebesar 84% dan F1-score lebih baik sebesar 0,90. Hasil ujicoba menunjukkan bahwa untuk ulasan positif, menunjukkan keseimbangan antara precision dan recall. Naïve Bayes, meskipun memiliki recall sempurna untuk kelas positif, kurang presisi mengenali ulasan negatif secara akurat. Hal ini menyebabkan F1-score yang rendah dan klasifikasi yang kurang stabil. Dengan kinerja lebih seimbang di kedua kelas, SVM menawarkan pendekatan yang lebih handal untuk analisis sentimen, khususnya dalam konteks ulasan pelanggan yang bervariasi.

Penelitian lebih lanjut dengan mempertimbangkan keseimbangan jumlah data dan melihat pengaruhnya terhadap kehandalan model.

## DAFTAR RUJUKAN

- Abdullah, M., Waheed, S., & Hossain, S. (2023). Sentiment Analysis of Restaurant Reviews Using Machine Learning. *Lecture Notes in Networks and Systems*, 618 LNNS, 419–428. doi: 10.1007/978-981-19-9483-8\_35
- Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine Learning*, 20(3), 273–297. <https://doi.org/10.1007/BF00994018>
- Cambria, E., Schuller, B., Xia, Y., & Havasi, C. (2013). New avenues in opinion mining and sentiment analysis. *IEEE Intelligent Systems*, 28(2), 15–21. <https://doi.org/10.1109/MIS.2013.30>
- Gishella Septania Al-Husna, Dian Asmarajati, Iman Ahmad Ihsannuddin, & Rina Mahmudati. (2024). Perbandingan Metode Naïve Bayes Dan Support Vector Machine Untuk Analisis

- 
- Sentimen Pada Ulasan Pengguna Aplikasi LinkedIn. *STORAGE: Jurnal Ilmiah Teknik Dan Ilmu Komputer*, 3(2), 139–144. doi: 10.55123/storage.v3i2.3602
- Hearst, M. A., Dumais, S. T., Osuna, E., Platt, J., & Scholkopf, B. (1998). Support vector machines. *IEEE Intelligent Systems*, 13(4), 18–28. <https://doi.org/10.1109/5254.708428>
- Husin, N. (2023). Komparasi Algoritma Random Forest, Naïve Bayes, dan Bert Untuk Multi-Class Classification Pada Artikel Cable News Network (CNN). *Jurnal Esensi Infokom : Jurnal Esensi Sistem Informasi Dan Sistem Komputer*, 7(1), 75–84. doi: 10.55886/infokom.v7i1.608
- Joachims, T. (2002). Learning to classify text using support vector machines. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-4615-0907-3>
- Liu, B. (2012). Sentiment analysis and opinion mining. Morgan & Claypool Publishers. <https://www.cs.uic.edu/~liub/FBS/SentimentAnalysis-and-OpinionMining.pdf>
- Manning, C. D., Raghavan, P., & Schütze, H. (2008). Introduction to information retrieval. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511809071>
- McCallum, A., & Nigam, K. (1998). A comparison of event models for Naive Bayes text classification. In *AAAI-98 Workshop on Learning for Text Categorization* (pp. 41–48). <https://www.cs.unb.ca/~hzhang/publications/multinomial-aaaiws98.pdf>
- Medhat, W., Hassan, A., & Korashy, H. (2014). Sentiment analysis algorithms and applications: A survey. *Ain Shams Engineering Journal*, 5(4), 1093–1113. <https://doi.org/10.1016/j.asej.2014.04.011>
- Pang, B., & Lee, L. (2008). Opinion mining and sentiment analysis. *Foundations and Trends in Information Retrieval*, 2(1–2), 1–135. <https://doi.org/10.1561/1500000011>
- Schouten, K., & Frasincar, F. (2016). Survey on aspect-level sentiment analysis. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 28(3), 813–830. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2015.2485209>
- Zhang, H. (2004). The optimality of Naive Bayes. In *Proceedings of the 17th International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference* (pp. 562–567). <https://www.cs.unb.ca/~hzhang/publications/FLAIRS04ZhangH.pdf>