

ANALISIS KOMPARATIF KLASIFIKASI SENTIMEN KONSUMEN TERHADAP PENAMBAHAN ACAR BAWANG PADA MENU STEAK DI RESTORAN GANDY STEAK JALAN BUMI JAKARTA SELATAN

Sulis Styarningsih^{1*}, Ria Faulina¹

¹Program Studi Statistika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Terbuka

*Penulis korespondensi: slsstyaningsih@gmail.com

ABSTRAK

Kemajuan teknologi informasi telah mendorong perubahan perilaku konsumen dalam memberikan penilaian terhadap produk dan layanan melalui ulasan daring. Salah satu bentuk inovasi yang menjadi sorotan di industri kuliner adalah penambahan acar bawang pada menu steak di restoran Gandy Steak, yang dinilai mampu meningkatkan cita rasa sekaligus menjadi daya tarik unik bagi pengunjung. Namun, persepsi konsumen terhadap inovasi tersebut beragam sehingga diperlukan analisis berbasis teks untuk memahami kecenderungan sentimen yang terbentuk. Penelitian ini membandingkan kinerja algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dan *Multinomial Naïve Bayes* (MNB) dalam klasifikasi sentimen ulasan konsumen terhadap inovasi menu acar bawang di restoran Gandy Steak. Data diperoleh melalui *web scraping* dari *Google Review*, diproses dengan tahapan *case folding*, *cleaning*, *tokenisasi*, *lemmatization*, dan *stopword removal*, serta pembobotan kata menggunakan *TF-IDF*. Hasil menunjukkan bahwa SVM lebih unggul dengan akurasi 91–93%, peningkatan *macro average f1-score* (0.41–0.49) dan *weighted average f1-score* (0.88–0.90), meskipun kelas negatif tidak terdeteksi. Sebaliknya, MNB hanya efektif pada kelas netral dengan akurasi sekitar 90%, *recall* 100%, dan *f1-score* 0.95, namun gagal mengenali kelas positif dan negatif sehingga *macro average f1-score* tetap rendah (0.32). Temuan ini menegaskan bahwa SVM lebih representatif untuk analisis sentimen konsumen, khususnya dalam menilai inovasi menu berbasis cita rasa seperti penambahan acar bawang di restoran Gandy Steak.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Ulasan, MNB, SVM.

1 PENDAHULUAN

Pada era digital saat ini, *Google Review* telah menjadi salah satu sumber utama bagi konsumen dalam menilai kualitas makanan dan layanan suatu usaha kuliner. Platform ini tidak hanya memberikan ruang bagi konsumen untuk membagikan pengalaman dan pendapat mereka akan tetapi juga menyediakan data yang bernilai bagi pelaku bisnis dalam memahami persepsi publik terhadap produk yang ditawarkan (Syahrul & Yusuf, 2025). Berdasarkan pemeriksaan terhadap tanggapan yang dihasilkan dari *Google Review* pihak bisnis dapat mengukur level kepuasan pelanggan, kecenderungan cita rasa dan faktor lain yang memengaruhi niat beli (Fardeen & Putra, 2025).

Restoran Gandy Steak Jalan Bumi dikenal sebagai salah satu ikon kuliner legendaris di Jakarta dengan sajian steak berkualitas dan yang menjadi ciri khas pembedanya adalah keberadaan acar bawang sebagai pelengkap yang menambah cita rasa pada menu steak. Dalam konteks tersebut, ulasan konsumen terhadap komponen pelengkap seperti acar bawang menjadi data penting untuk menilai bagaimana acar bawang tersebut mempengaruhi persepsi cita rasa dan berkontribusi terhadap peningkatan penjualan produk utama seperti steak. Acar bawang memiliki cita rasa khas asam-manis yang memberikan sensasi segar sehingga dapat memperkuat

pengalaman kuliner bagi konsumen serta peran komponen acar bawang dalam menurunkan kadar lemak jenuh yang tinggi dari produk daging olahan memposisikannya sebagai salah satu kelebihan esensial terhadap kesehatan. Akan tetapi, sudut penilaian terhadap keberadaan acar bawang cenderung beragam, sebagian konsumen menilai bahwa kehadirannya meningkatkan kenikmatan dan keseimbangan rasa, sementara yang lain menganggapnya mengurangi keaslian rasa steak itu sendiri.

Perbedaan persepsi konsumen menunjukkan pentingnya pendekatan ilmiah untuk memahami bagaimana sentimen konsumen terhadap keberadaan acar bawang dapat mempengaruhi minat pembelian dan volume penjualan hidangan steak. Analisis berbasis data dari ulasan daring memungkinkan peneliti untuk menggali lebih dalam opini konsumen dan mengidentifikasi hubungan antara persepsi terhadap elemen pelengkap dengan performa penjualan produk utama. Pendekatan yang diterapkan menjadi sangat relevan dalam bisnis di era digital karena memungkinkan pengambilan keputusan bisnis berbasis data serta preferensi pelanggan.

Inovasi produk makanan difokuskan pada komponen pelengkap seperti acar bawang yang berkontribusi langsung memperkuat daya tarik sensoris dan preferensi konsumen serta rasa asam dan segarnya mampu menyeimbangkan rasa gurih dan lemak pada steak, sehingga memperkaya cita rasa hidangan (Balai Penelitian Tanaman Sayuran, 2020). Pada era digital saat ini, sudut pandang konsumen terhadap inovasi tersebut dapat dikaji melalui ulasan *google review* dengan menerapkan metode *text mining* dan *sentiment analysis*. *Multinomial Naïve Bayes* (MNB) dikenal efektif untuk klasifikasi sentimen sederhana, sementara *Support Vector Machine* (SVM) unggul dalam menangani data kompleks dengan akurasi tinggi (Nafisyah & Sulistiyowati, 2024; Pradhana dkk., 2024). Dua algoritma *machine learning* diterapkan untuk mengkaji tanggapan konsumen terhadap penambahan acar bawang pada sajian steak guna menilai pengaruhnya terhadap cita rasa yang dirasakan serta kemungkinan peningkatan penjualan menu steak.

2 METODE

2.1 Data dan Sumber Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder berupa ulasan konsumen yang diperoleh dari *Google Review* pada platform *Google Maps* untuk restoran Gandy Steak cabang Jalan Bumi. Data dikumpulkan melalui teknik *web scraping* menggunakan aplikasi *Instant Data Scraper* sehingga ulasan dapat diekstraksi secara sistematis ke dalam format terstruktur.

Jumlah data yang berhasil dihimpun sebanyak 404 ulasan pelanggan yang mencakup teks ulasan dan rating bintang serta identitas pengguna kemudian fokus analisis diarahkan pada konten teks ulasan karena bagian tersebut secara langsung merepresentasikan persepsi konsumen terhadap menu steak dengan penambahan acar bawang. Dataset digunakan sebagai dasar utama dalam proses klasifikasi sentimen guna mengidentifikasi kecenderungan positif dan netral serta negatif konsumen terhadap inovasi kuliner berupa tambahan acar bawang.

2.2 Metode Analisis

Penelitian ini menerapkan pendekatan *machine learning* dalam rangka melakukan klasifikasi sentimen konsumen terhadap menu steak dengan penambahan acar bawang. Perbandingan kinerja yang digunakan melibatkan dua algoritma yaitu, SVM dan MNB dengan *training-testing* 80:20 dan 90:10 sehingga kedua metode ini dipilih karena dikenal andal dalam pemrosesan teks khususnya untuk mengolah dan mengartikan data ulasan pelanggan secara rapi dan terperinci serta stabil.

Support Vector Machine (SVM) bekerja dengan memisahkan ulasan ke dalam tiga kategori sentimen positif dan netral serta negatif lalu data teks terlebih dahulu diubah menjadi representasi numerik menggunakan *TF-IDF* kemudian SVM dilatih untuk menemukan *hyperplane* yang optimal dalam membedakan kelas sentimen. Selain itu, *Multinomial Naïve Bayes* (MNB) bekerja dengan pendekatan probabilistik dan menghitung distribusi kata dalam setiap kelas sentimen. Penelitian ini menggunakan varian *Multinomial Naïve Bayes* (MNB) dimana kelas dengan probabilitas tertinggi ditetapkan sebagai hasil klasifikasi.

2.3 Langkah Analisis

Tahapan analisis dalam penelitian ini dilakukan secara sistematis untuk memastikan kualitas hasil klasifikasi sentiment serta alur penelitian terdiri dari beberapa langkah utama yang berfokus pada ulasan konsumen terhadap penambahan acar bawang pada menu steak.

2.3.1 Dataset

Data penelitian diperoleh dari *Google Review* dengan fokus pada ulasan konsumen yang menyinggung pengalaman mereka terhadap menu steak dengan tambahan acar bawang dan dari proses pengumpulan tersebut terkumpul sebanyak 404 ulasan yang kemudian seluruh data disimpan dalam format *CSV* berisi informasi seperti nama pengguna dan rating serta isi ulasan. Analisis sentimen difokuskan pada teks ulasan sebab bagian ini paling mencerminkan opini konsumen terhadap penambahan acar bawang dan layanan restoran. Hasil dari proses *scraping* dan pembacaan data *CSV* yang sudah dirapikan ditampilkan pada Gambar 1.

	A	B	C
1	Nama	Rating	Ulasan
2	Mujilan Mujilan	Suka	santaiiii
3	Bambang Iman	Suka	who knows acar bawang can lift up the flavor of steak. makasih pak tolib (maaf kalau salah nama)
4	Kussri Martianti	Suka	chicken steak nya selalu enak. rasanya selalu sama dari dulu
5	Andhini Sumono	Suka	the foods are great and also the services!
6	Widyaningsih Meili	Suka	gandy is the right place for steak particularly when you had made up your mind on what kind of steak do you want to be having wit
7	Derri Heri Prakoso	Suka	fine dining place
8	Alphino Tampubolon	Suka	chicken steak nya enak banget dan mushroom soup nya juga enak banget untuk aku ini 5 bintang semoga tetap sukses ya :)
9	Riri Wallad	Suka	steak legend!!! brings back all the childhood memories and the food still delicious
10	Meyta Rianoni (Mey)	Suka	rasa oke si mas mba ramah. ada outdoor area bs smoking

Gambar 1. Hasil *scraping* data

2.3.2 Pelabelan

Pelabelan sentimen dalam penelitian ini dilakukan secara *programatik* menggunakan skrip Python dengan pendekatan berbasis aturan (*rule-based*) kemudian proses ini mempertimbangkan ekspresi *linguistic* dan kata kunci serta konteks kalimat yang muncul dalam teks ulasan. Setiap ulasan diklasifikasikan ke dalam tiga kategori sentimen yang di beri label positif (1) dan netral (0) serta negatif (-1).

Dari total 404 ulasan, diperoleh distribusi sebagai berikut:

- Positif (1) : 29 ulasan menekankan kepuasan konsumen, terutama terhadap penambahan pelengkap acar bawang.
- Netral (0) : 371 ulasan berisi deskripsi pengalaman tanpa ekspresi emosional yang jelas dan tidak menyinggung acar bawang.
- Negatif (-1) : 4 ulasan berisi keluhan atau ketidakpuasan, ditandai dengan penggunaan kata seperti bad yang menekankan pengalaman buruk.

Hasil pelabelan data ditunjukkan pada Gambar 2.

```

Input data has 404 rows and 4 columns
label positif 1 = 29 rows
label netral 0 = 371 rows
label negatif -1 = 4 rows

Contoh ulasan untuk setiap label (review beberapa data):

Positif (1):
Row 1: Rating Suka - who knows acar bawang can lift up the flavor of steak. makasih pak tolib (maaf kalau salah nama)
Row 4: Rating Suka - gandy is the right place for steak particularly when you had made up your mind on what kind of steak do you want to be having with its special taste
Row 15: Rating Suka - stafnya ramah banget, makanan juga datang cepet walaupun tempatnya agak ramai. pesan rib eye us 400gr buat sharing berdua puas banget. ada complimen
Row 16: Rating Suka - steak rasa jadul yg masi authentic , makannya pake acar bawang + cane rawit , unik sih _
Row 22: Rating Suka - tempat yg tepat untuk menikmati steak jadul, dengan roti yg enak plus acar bawang merah + cabai rawit

Netral (0):
Row 0: Rating Suka - santaiiii
Row 2: Rating Suka - chicken steak nya selalu enak. rasanya selalu sama dari dulu
Row 3: Rating Suka - the foods are great and also the services!
Row 5: Rating Suka - fine dining place
Row 6: Rating Suka - chicken steak nya enak banget dan mushroom soup nya juga enak banget untuk aku ini 5 bintang semoga tetap sukses ya :)

Negatif (-1):
Row 141: Rating Tidak - i ordered medium rare but it came with well done, and waiter didnt offer any change of dish, very bad
Row 229: Rating Tidak - better not using hotplate for steak. coz medium well steak became well done steak, which is too bad.
Row 369: Rating Tidak - my first time in any gandy, bad and inattentive service in this restaurant. i arrived with nobody manning the reception, it was almost full, so i
Row 400: Rating Tidak - bad service. pelayannya ga dengerin apa kata2 customer. pesen minum, bener2 ga diliat sama sekali. malah nyelenong aja. oh plus french fries side

DataFrame dengan pelabelan sentimen disimpan ke 'labeled_reviews_404.csv'

```

Gambar 2. Hasil pelabelan data

2.3.3 Pre-processing

Tahapan ini bertujuan untuk menyiapkan data ulasan terstruktur, konsisten, dan siap digunakan dalam analisis sentimen. Alur *pre-processing* meliputi *case folding*, *cleaning*, *tokenisasi*, *lemmatization* dan *stopword removal*. Dengan demikian, teks yang dihasilkan memiliki struktur yang lebih rapi dan representasi tinggi sehingga siap dijalankan ke dalam model klasifikasi sentimen.

2.3.3.1 Case Folding

Case folding merupakan salah satu tahap awal dalam *text preprocessing* yang berfungsi menyamakan bentuk huruf dalam teks diubah menjadi huruf kecil. Hasil *case folding* ditunjukkan pada Gambar 3.

	Nama	Rating	Ulasan
0	Mujilan Mujilan	Suka	santaiiii
1	Bambang Iman	Suka	who knows acar bawang can lift up the flavor o...
2	Kussri Martianti	Suka	chicken steak nya selalu enak. rasanya selalu ...
3	Andhini Sumono	Suka	the foods are great and also the services!
4	Widyaningsih Meili	Suka	gandy is the right place for steak particularl...

Gambar 3. Hasil *case folding*

2.3.3.2 Cleaning

Cleaning merupakan tahap pembersihan teks dengan cara menghilangkan atau memperbaiki komponen yang tidak penting dan berpotensi mengganggu proses analisis. Hasil *cleaning* ditunjukkan pada Gambar 4.

index	Nama	Rating	Ulasan	cleaned_text	Ulasan_len	punct
0	Mujilan Mujilan	Suka	santaiiii	santaiiii	8	0.0
1	Bambang Iman	Suka	who knows acar bawang can lift up the flavor of steak. makasih pak tolib (maaf kalau salah nama)	who knows acar bawang can lift up the flavor of steak makasih pak tolib maaf kalau salah nama	79	3.8
2	Kussri Martianti	Suka	chicken steak nya selalu enak. rasanya selalu sama dari dulu	chicken steak nya selalu enak rasanya selalu sama dari dulu	51	2.0
3	Andhini Sumono	Suka	the foods are great and also the services!	the foods are great and also the services	35	2.9000000000000004
4	Widyaningsih Meili	Suka	gandy is the right place for steak particularly when you had made up your mind on what kind of steak do you want to be having with its special taste and the "acar bawang". the bread is always comforting. not regular visit but it has special place in our taste memory, classic and delicious	gandy is the right place for steak particularly when you had made up your mind on what kind of steak do you want to be having with its special taste and the acar bawang the bread is always comforting not regular visit but it has special place in our taste memory classic and delicious	236	2.1

Gambar 4. Hasil *cleaning text*

2.3.3.3 Tokenisasi

Tokenisasi merupakan tahap pra-pemrosesan teks yang berfungsi memisahkan kalimat atau dokumen menjadi unit kata (token) dan menjadikan teks lebih terstruktur sehingga setiap kata dapat dianalisis secara mandiri. Hasil *tokenisasi* ditunjukkan pada Gambar 5.

	Nama	Rating	Ulasan	cleaned_text	Ulasan_len	punct	tokens
0	Mujilan Mujilan	Suka	santaiiii	santaiiii	8	0.0	[santaiiii]
1	Bambang Iman	Suka	who knows acar bawang can lift up the flavor o...	who knows acar bawang can lift up the flavor o...	79	3.8	[who, knows, acar, bawang, can, lift, up, the,...]
2	Kussri Martianti	Suka	chicken steak nya selalu enak. rasanya selalu ...	chicken steak nya selalu enak rasanya selalu ...	51	2.0	[chicken, steak, nya, selalu, enak, rasanya, s...]
3	Andhini Sumono	Suka	the foods are great and also the services!	the foods are great and also the services	35	2.9	[the, foods, are, great, and, also, the, servi...]
4	Widyaningsih Meili	Suka	gandy is the right place for steak particularl...	gandy is the right place for steak particularl...	236	2.1	[gandy, is, the, right, place, for, steak, par...]

Gambar 5. Hasil tokenisasi

2.3.3.4 Lemmatization dan Stopwords Removal

Pada tahap ini, *Lemmatization* bertujuan mengembalikan kata ke bentuk dasarnya sesuai konteks, sedangkan *Stopwords Removal* menghilangkan kata-kata umum yang tidak memiliki kontribusi signifikan terhadap makna teks. Penggabungan kedua teknik tersebut meningkatkan efektivitas serta akurasi analisis dengan menghasilkan teks yang lebih terolah dan ringkas serta mudah dipahami. Hasil *lemmatization* dan *stopwords removal* ditunjukkan pada Gambar 6.

	Nama	Rating	Ulasan	cleaned_text	Ulasan_len	punct	tokens	lemmatized_Ulasan
0	Mujilan Mujilan	Suka	santaiiii	santaiiii	8	0.0	[santaiiii]	santaiiii
1	Bambang Iman	Suka	who knows acar bawang can lift up the flavor o...	who knows acar bawang can lift up the flavor o...	79	3.8	[who, knows, acar, bawang, can, lift, up, the,...]	know acar bawang lift flavor steak makasih pak...
2	Kussri Martianti	Suka	chicken steak nya selalu enak. rasanya selalu ...	chicken steak nya selalu enak rasanya selalu ...	51	2.0	[chicken, steak, nya, selalu, enak, rasanya, s...]	chicken steak nya selalu enak rasanya selalu s...
3	Andhini Sumono	Suka	the foods are great and also the services!	the foods are great and also the services	35	2.9	[the, foods, are, great, and, also, the, servi...]	food great also service
4	Widyaningsih Meili	Suka	gandy is the right place for steak particularl...	gandy is the right place for steak particularl...	236	2.1	[gandy, is, the, right, place, for, steak, par...]	gandy right place steak particularly made mind...

Gambar 6. Hasil *lemmatization* dan *stopwords removal*

2.4 Pembobotan Kata (TF-IDF)

Metode TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*) digunakan untuk melakukan pembobotan kata dengan menilai relevansi sebuah term dalam dokumen melalui dua komponen utama: frekuensi kemunculannya dalam dokumen (TF) dan tingkat kelangkaannya di seluruh korpus (IDF). Mekanisme ini memungkinkan *TF-IDF* menurunkan bobot kata yang umum

serta menonjolkan kata yang lebih unik dan bermakna, sehingga mendukung proses klasifikasi maupun analisis teks secara lebih akurat (Septiani & Isabela, 2022).

2.5 Pemodelan

Tahap pemodelan dilakukan dengan membandingkan dua algoritma klasifikasi, yaitu *Support Vector Machine* (SVM) dan *Multinomial Naïve Bayes* (MNB). SVM dipilih karena kemampuannya membentuk *hyperplane* untuk memisahkan kelas secara optimal, sedangkan *Multinomial Naïve Bayes* (MNB) menggunakan pendekatan probabilistik berdasarkan teorema Bayes dengan asumsi independensi antar fitur. Perbandingan ini dilakukan untuk menentukan algoritma yang paling optimal dalam hal akurasi dan performa klasifikasi sentimen pada dataset yang digunakan (Ilmawan & Mude, 2020).

2.6 Evaluasi Hasil

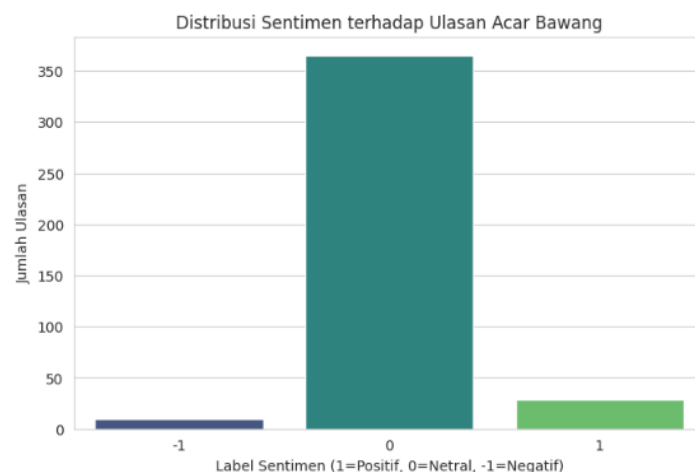
Evaluasi hasil kedua algoritma klasifikasi sentimen konsumen dilakukan menggunakan *confusion matrix* dan metrik akurasi, *precision*, *recall*, serta *F1-score*, dengan penerapan skema *training-testing* 80:20 dan 90:10 untuk menilai konsistensi efektivitas model pada variasi proporsi data.

3 HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Visualisasi Data

Penelitian ini berhasil mengolah 404 data ulasan sentimen. Dataset dikelompokkan menjadi 3 kategori sentimen dengan persebaran 29 ulasan sebagai ulasan positif yang artinya menyebutkan kata spesifikasi acar bawang, 371 ulasan sebagai ulasan netral artinya tidak menyebutkan kata spesifikasi, dan 4 ulasan sebagai ulasan negatif artinya menyebutkan kata ketidakpuasan.

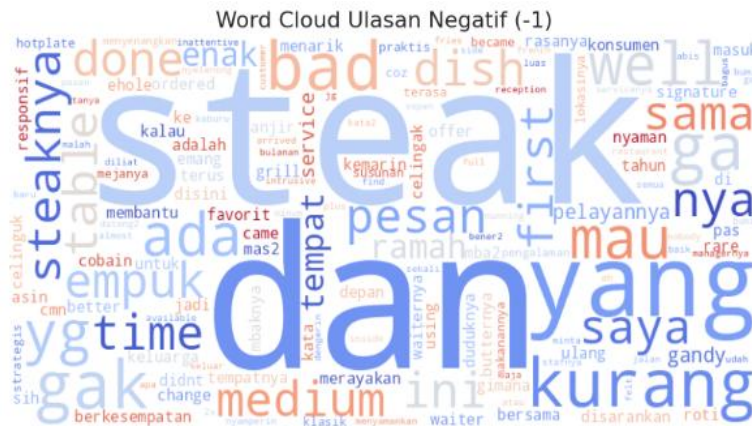
3.1.1 Diagram Distribusi Sentimen



Gambar 7. Hasil Diagram Batang Distribusi Sentimen

Pada Gambar 7 menunjukkan bahwa hasil distribusi analisis sentimen sebagian besar ulasan tidak menyinggung acar bawang sehingga elemen ini bukan faktor utama dalam penilaian konsumen. Meskipun hanya sedikit ulasan yang menyebutkannya keberadaan acar bawang tetap menjadi komponen pelengkap yang dapat meningkatkan ketertarikan bagi sebagian pengunjung yang memperhatikan detail rasa atau pelengkap hidangan.





Gambar 8.3. Hasil *word cloud* negatif (-1)

Pada Gambar 8.3 word cloud ulasan negatif menunjukkan hasil analisis sentimen yang di dominasi kata “steak” dan “kurang” serta “bad” yang mencerminkan ketidakpuasan konsumen terhadap kualitas hidangan dan pelayanan serta tidak ditemukan kemunculan signifikan terkait acar bawang, sehingga komponen tersebut tidak menjadi sumber utama ketidakpuasan. Hal ini mengindikasikan bahwa acar bawang tidak berkontribusi terhadap sentimen negatif secara langsung.

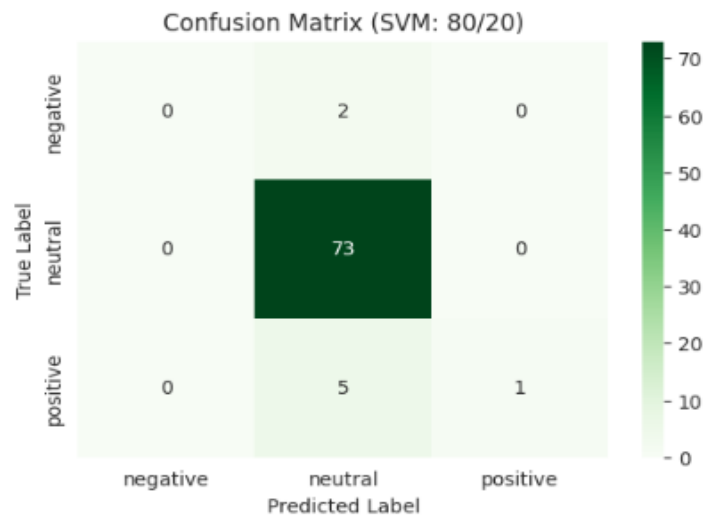
3.2 Support Vector Machine (SVM)

Model *Support Vector Machine* (SVM) menunjukkan akurasi tinggi pada kedua skenario, yaitu 91% (80:20) dan 93% (90:10). Kelas netral terbaca secara stabil dengan *f1-score* di atas 0.95. Kelas positif mengalami peningkatan *recall* dari 0.17 menjadi 0.33, namun kelas negatif tetap tidak terdeteksi. Nilai *macro average f1-score* meningkat dari 0.41 ke 0.49, sedangkan *weighted average f1-score* terjadi peningkatan dari 0.88 ke 0.90. Berdasarkan hasil tersebut ditunjukan bahwa SVM lebih adaptif terhadap peningkatan data training, akan tetapi terbatas dalam mengidentifikasi kelas minoritas.

Tabel 1. Hasil perbandingan training-testing metode SVM

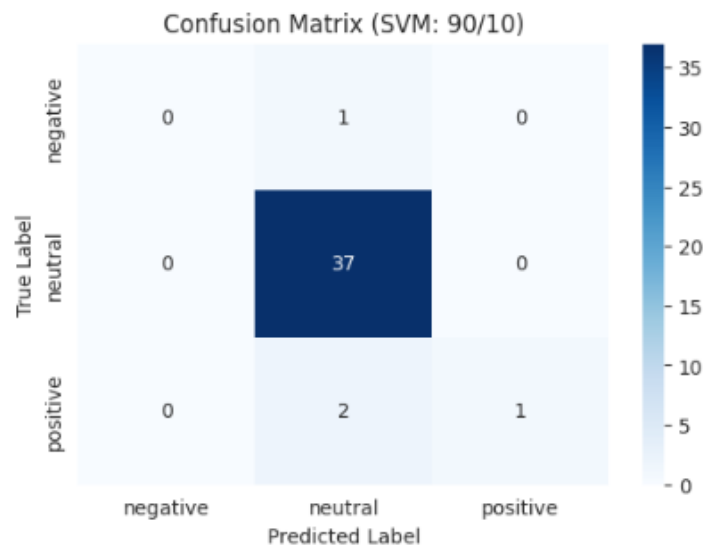
Aspek Evaluasi	Training-Testing 80:20	Training-Testing 90:10
Accuracy	91%	93%
Kelas Negatif (-1)	Precision 0.00, Recall 0.00, F1 0.00	Precision 0.00, Recall 0.00, F1 0.00
Kelas Netral (0)	Precision 0.91, Recall 1.00, F1 0.95	Precision 0.93, Recall 1.00, F1 0.96
Kelas Positif (1)	Precision 1.00, Recall 0.17, F1 0.29	Precision 1.00, Recall 0.33, F1 0.50
Macro Avg F1-Score	0.41	0.49
Weighted Avg F1	0.88	0.9
Jumlah Data Uji	81 sampel	41 sampel

Model SVM secara umum memiliki kinerja klasifikasi yang baik, khususnya pada kelas mayoritas (netral). Akan tetapi, ketidakseimbangan distribusi data menimbulkan bias yang cukup besar terhadap kelas minoritas (positif dan negatif). Perubahan proporsi *training-testing* dari 80:20 menjadi 90:10 memang meningkatkan nilai *recall* dan *f1-score* pada kelas positif, namun tidak memberikan perbaikan dalam identifikasi kelas negatif.



Gambar 9.1. Hasil *confusion matrix* SVM (80:20)

Pada Gambar 9.1 *Confusion matrix* SVM skema 80/20 menunjukkan 73 prediksi benar sebagai netral dan 0 pada negatif serta hanya 1 pada positif. Hasil ini menegaskan bias model terhadap sentimen netral serta akurasi rendah dalam membedakan ulasan negatif dan positif. Selain itu, sentimen terhadap acara bawang hanya muncul terbatas dalam ulasan positif sehingga tidak cukup kuat memengaruhi klasifikasi sentimen.



Gambar 9.2. Hasil *confusion matrix* SVM (90:10)

Pada Gambar 9.2 *Confusion matrix* SVM skema 90/10 menunjukkan 37 prediksi benar sebagai netral dan 0 pada negatif serta hanya 1 pada positif. Hasil ini menegaskan bias model terhadap sentimen netral serta akurasi yang sangat rendah dalam membedakan ulasan negatif dan positif. Selain itu, sentimen terhadap acara bawang hanya muncul terbatas dalam ulasan positif sehingga tidak cukup kuat memengaruhi klasifikasi sentimen.

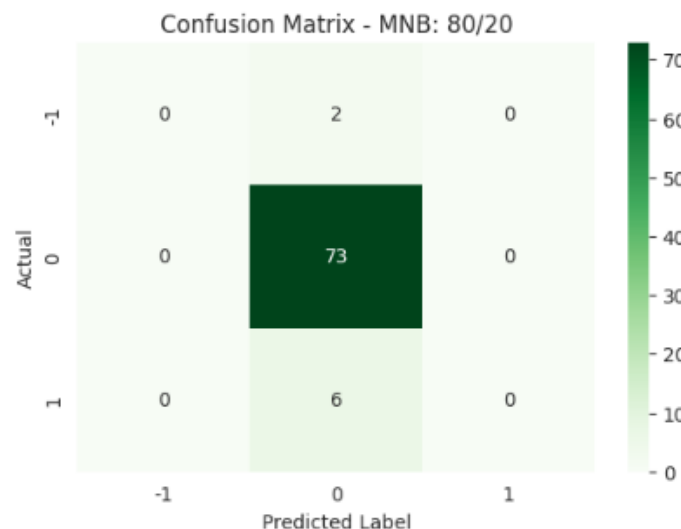
3.3 Multinomial Naïve Bayes (MNB)

Model *Multinomial Naive Bayes* (MNB) menunjukkan akurasi tinggi, sekitar 90% pada skenario *training-testing* 80:20 maupun 90:10. Namun, performa model sangat bergantung pada dominasi kelas netral, yang terdeteksi dengan baik (*recall* 100%, *f1-score* 0.95). Sebaliknya, kelas positif dan negatif tidak berhasil dikenali sama sekali, sehingga nilai *macro average f1-score* tetap rendah (0.32), meskipun *weighted average f1-score* relatif tinggi (0.85–0.86). Perubahan proporsi data *training-testing* tidak memberikan perbaikan signifikan terhadap deteksi kelas minoritas. Dengan demikian, MNB efektif untuk klasifikasi ulasan netral, tetapi gagal menangani ketidakseimbangan data sehingga tidak representatif terhadap seluruh kelas sentimen.

Tabel 2. Hasil perbandingan training-testing metode MNB

Aspek Evaluasi	Training-Testing 80:20	Training-Testing 90:10
Accuracy	90%	90%
Kelas Negatif (-1)	Precision 0.00, Recall 0.00, F1 0.00	Precision 0.00, Recall 0.00, F1 0.00
Kelas Netral (0)	Precision 0.90, Recall 1.00, F1 0.95	Precision 0.90, Recall 1.00, F1 0.95
Kelas Positif (1)	Precision 0.00, Recall 0.00, F1 0.00	Precision 0.00, Recall 0.00, F1 0.00
Macro Avg F1-Score	0.32	0.32
Weighted Avg F1	0.85	0.86
Jumlah Data Uji	81 sampel	41 sampel

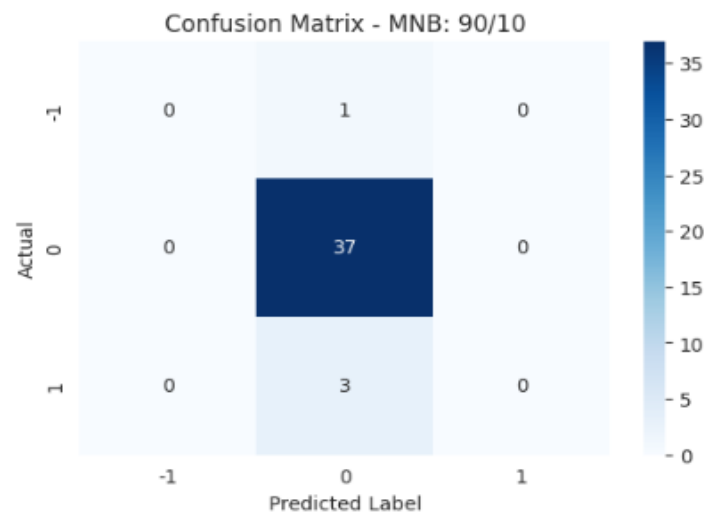
Model *Multinomial Naive Bayes* (MNB) mampu mengklasifikasikan kelas mayoritas (netral) dengan baik, namun masih bias terhadap kelas minoritas (positif dan negatif) akibat ketidakseimbangan data. Perubahan proporsi *training-testing* dari 80:20 menjadi 90:10 meningkatkan *recall* dan *f1-score* pada kelas positif, tetapi tidak memberikan perbaikan signifikan pada kelas negatif.



Gambar 10.1. Hasil *confusion matrix* MNB (80:20)

Pada Gambar 10.1 *Confusion matrix* MNB skema 80/20 menunjukkan 73 prediksi benar pada kelas netral, sementara tidak ada prediksi tepat pada kelas negatif maupun positif. Pola ini menegaskan kecenderungan MNB untuk lebih mengenali kata-kata dominan pada ulasan netral,

sehingga spesifikasi kata terbatas seperti acar bawang dalam ulasan positif tidak cukup kuat memengaruhi hasil klasifikasi.



Gambar 10.2. Hasil *confusion matrix* MNB (90:10)

Pada Gambar 10.2 *Confusion matrix* MNB skema 90/10 menunjukkan 37 prediksi benar pada kelas netral, tanpa prediksi tepat pada kelas negatif maupun positif. Model tetap bias ke sentimen netral, dan acar bawang yang hanya muncul terbatas dalam ulasan positif tidak cukup berpengaruh terhadap klasifikasi.

3.4 Perbandingan Super Vector Machine (SVM) dan Multinomial Naive Bayes (MNB)

SVM dan MNB, sama-sama mencapai akurasi tinggi pada skenario pembagian data 80:20 maupun 90:10. Namun, karakteristik performanya berbeda. MNB hanya mampu mengidentifikasi sentimen netral dengan baik, sementara sentimen positif dan negatif tidak terklasifikasi. Sebaliknya, SVM menunjukkan peningkatan akurasi hingga 93% pada skenario 90:10 dan lebih adaptif dalam mengenali sebagian sentimen positif, meskipun sentimen negatif tetap tidak terdeteksi. Nilai *macro average f1-score* SVM lebih tinggi dibandingkan MNB, menandakan distribusi performa yang lebih seimbang antar kelas. Dengan demikian, SVM lebih unggul dalam menangkap variasi sentimen, sedangkan MNB cenderung bias terhadap dominasi kelas netral.

4 KESIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk menilai respons konsumen terhadap inovasi kuliner berupa penambahan acar bawang pada menu steak, sekaligus menguji efektivitas algoritma klasifikasi sentimen. Dua model yang dibandingkan adalah *Multinomial Naive Bayes* (MNB) dan *Support Vector Machine* (SVM) dengan skenario pembagian data *training-testing* 80:20 dan 90:10.

Secara umum, kedua model menghasilkan akurasi tinggi, berkisar antara 90–93%. Namun, akurasi tersebut lebih banyak mencerminkan keberhasilan dalam mengklasifikasikan ulasan netral yang mendominasi dataset. MNB hanya mampu mengenali sentimen netral dengan baik (*f1-score* 0.95), sementara sentimen positif maupun negatif tidak teridentifikasi. Hal ini menunjukkan keterbatasan MNB dalam menangkap variasi opini konsumen. Sementara itu, SVM menunjukkan kinerja yang lebih fleksibel. Selain konsisten mendeteksi ulasan netral, SVM juga mampu mengenali sebagian ulasan positif dengan peningkatan *f1-score* dari 0.29 (80:20) menjadi 0.50

(90:10). Walaupun sentimen negatif tetap tidak terklasifikasi, nilai *macro average f1-score* SVM lebih tinggi dibandingkan MNB, menandakan distribusi performa yang lebih merata antar kelas.

Hasil analisis ini mengindikasikan bahwa mayoritas konsumen memberikan ulasan netral terhadap penambahan acar bawang, sehingga inovasi tersebut belum menimbulkan respon emosional yang kuat. Dari sisi metodologi, SVM lebih mendekati tujuan analisis dikarenakan mampu menangkap sebagian sentimen positif, sedangkan MNB hanya merefleksikan dominasi sentimen netral. Namun, kedua model sama-sama menghadapi keterbatasan dalam mendeteksi sentimen negatif, sehingga diperlukan pendekatan penanganan ketidakseimbangan data agar hasil klasifikasi lebih representatif terhadap seluruh persepsi konsumen.

DAFTAR PUSTAKA

- Nafisyah, Siti. & Sulistiyowati, Rini. (2024). Analisis Sentimen Ulasan Produk Toko Online Esrocte untuk Peningkatan Pelayanan menggunakan Algoritma Naive Bayes. *Blantika: Multidisciplinary Journal*, 2(8), 846-852.
- Pradhana, Faisal Reza., Musthafa, Azis., & Fitria, Indah. (2024). Analisis Sentimen Ulasan Produk Daviena di Shopee menggunakan Algoritma Support Vector Machine. *SEMINAR NASIONAL AMIKOM SURAKARTA (SEMANSKA)*, 1(1), 1-13.
- Utami, Lita Dini. (2020). Komparasi Algoritma Klasifikasi Text Mining pada Review Restoran. *Inti Nusa Mandiri*, 14(2), 169-174.
- Hasbi, Billy Ibrahim. & Putro, Irfan Sriyono. (2025). Perbandingan Kinerja Algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine untuk Analisis Sentimen Ulasan Produk E-Commerce menggunakan Pembobotan TF-IDF. *IKRAITH-INFORMATIKA*, 9(2), 123-133.
- Salsabillah, Dinar Fairus., Ratnawati, Dian Eka., & Setiawan, Nanang Yudi. (2019). *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, 11(1), 107-115.
- Syahrul, Elfitrin. & Yusuf, Abthal Hasbilah. (2025). Evaluasi Kinerja SVM dan Naive Bayes pada Analisis Sentimen Ulasan Mie Gacoan Jatiwaringin. *Jurnal Tera*, 5(1), 73-84.
- Ramadhan, Bintang Zulfikar., Riza, Ibnu., & Maulana, Iqbal. (2022). Analisis Sentimen Ulasan pada Aplikasi E-Commerce dengan menggunakan Algoritma Naive Bayes. *Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC)*, 6(2), 220-225.
- Ernawati, Ni Wayan., Kumara, I Nyoman Satya. & Setiawan, Widyadi. (2023). Perbandingan Metode Klasifikasi Support Machine dan Naive Bayes pada Analisis Sentimen Kendaraan Listrik. *Journal SPEKTRUM*, 10(3), 106-114.
- Putra, Rani Laple Satria., Arifin, Tri Nur. & Rahadani, Muhammad Redha. (2025). Analisis Sentimen Komentar Pengguna Aplikasi Duolingo menggunakan Metode Support Vector Machine dan Naive Bayes. *Jatlima: Jurnal Multimedia dan Teknologi Informasi*, 7(3), 595-606.
- Fardeen. & Putra, Ricky Eka. (2025). Perbandingan Analisis Sentimen untuk Prediksi Kepuasan Pelanggan Kedai Kopi di Kofind menggunakan Algoritma SVM dan Naive Bayes. *JINACS: Journal of Informatics and Computer Science*, 6(4), 1039-1084.
- Septiani, Dwi. & Isabela, Ica. (2022). Analisis Term Frequency Inverse Document Frequency (TF-IDF) dalam Temu Kembali Informasi pada Dokumen Teks. *Sintesia: Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi Indonesia*, 1(2), 81-88.
- Ilmawan, Lutfi Budi. & Mude, Muhammad Aliyazid. (2020). Perbandingan Metode Klasifikasi Support Machine dan Naive Bayes untuk Analisis Sentimen pada Ulasan Tekstual di Google Play Store. *ILKOM: Jurnal Ilmiah*, 12(2), 154-161.

Maria, Monica. & Anshori, Mohamad Yusak. (2013). Jurnal Pengaruh Kualitas Produk dan Kualitas Layanan terhadap Kepuasan Konsumen King Cake. *Jurnal Manajemen Teori dan Terapan*, 6(1), 1-9.