

Penerapan TF-IDF dan Naive Bayes untuk Analisis Sentimen Ulasan pada Website NUQAR.COM

^{1*}**Ichsan Azala Walanadza**, ²**Ardi Sanjaya**, ³**Ahmad Bagus Setiawan**

^{1,2,3} Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹Ichsanmartin@gmail.com, ²dersky@gmail.com, ³ahmadbagus@unpkediri.ac.id

Penulis Korespondens : Ichsan Azala Walanadza

Abstrak— Perkembangan teknologi digital mendorong perusahaan memanfaatkan *platform* online sebagai media pelayanan dan komunikasi dengan pelanggan. Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen ulasan pelanggan pada Nuqar.com menggunakan algoritma Naïve Bayes. Data penelitian berupa 839 ulasan pelanggan yang dikumpulkan selama tahun 2024. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, pra-proses data, pelabelan sentimen, pembobotan kata menggunakan TF-IDF, klasifikasi, evaluasi, dan visualisasi. Pra-proses data terdiri dari *case folding*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming*. Hasil pelabelan menunjukkan sentimen positif sebanyak 61,0%, netral 38,3%, dan negatif 0,7%. Berdasarkan evaluasi menggunakan *confusion matrix*, model memperoleh nilai *accuracy* sebesar 82%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa algoritma Naïve Bayes mampu mengklasifikasikan sentimen ulasan pelanggan dengan cukup baik serta membantu perusahaan memahami persepsi pelanggan secara lebih efisien dan objektif.

Kata Kunci— Analisis Sentimen, Naïve Bayes, TF-IDF, Ulasan Pelanggan, Klasifikasi Teks

Abstract— The development of digital technology encourages companies to use online platforms for customer service and communication. This study aims to analyze customer review sentiments on Nuqar.com using the Naïve Bayes algorithm. The data consisted of 839 customer reviews collected during 2024. The research stages included data collection, preprocessing, sentiment labeling, word weighting using TF-IDF, classification, evaluation, and visualization. The preprocessing stage included *case folding*, *tokenizing*, *stopword removal*, and *stemming*. The labeling results showed 61.0% positive sentiment, 38.3% neutral sentiment, and 0.7% negative sentiment. Based on confusion matrix evaluation, the model achieved an accuracy of 82%. The results indicate that the Naïve Bayes algorithm can classify customer review sentiments effectively and help companies understand customer perceptions more efficiently and objectively.

Keywords— Sentiment Analysis, Naïve Bayes, TF-IDF, Customer Reviews, Text Classification

This is an open access article under the CC BY-SA License.



I. PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi digital yang berkembang pesat mendorong banyak perusahaan untuk memanfaatkan platform online dalam mendukung aktivitas bisnis mereka. Salah satu bentuk penerapannya adalah penggunaan website layanan digital yang tidak hanya berfungsi sebagai sarana transaksi, tetapi juga sebagai media komunikasi dan interaksi antara perusahaan dengan pelanggan. Dalam konteks ini, ulasan pelanggan (*customer review*) memiliki peranan penting karena dapat mencerminkan tingkat kualitas layanan yang diberikan oleh perusahaan kepada pengguna[1].

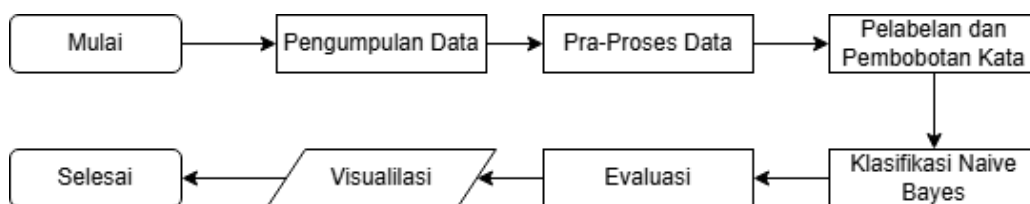
Proses analisis ulasan secara manual memerlukan waktu yang cukup lama dan berisiko menghasilkan penilaian yang subjektif[2]. Oleh sebab itu, diperlukan suatu metode otomatis yang mampu membantu perusahaan dalam mengelompokkan serta menganalisis tanggapan pelanggan secara cepat dan akurat. Salah satu pendekatan yang dapat diterapkan adalah analisis sentimen

(*sentiment analysis*), yaitu teknik untuk mengidentifikasi kecenderungan opini atau emosi dalam sebuah teks ke dalam kategori positif, negatif, maupun netral[3].

Penerapan algoritma Naïve Bayes diharapkan dapat membantu dalam memahami persepsi pelanggan secara lebih objektif dan efisien[4]. Dengan adanya sistem analisis sentimen otomatis, perusahaan dapat memperoleh informasi evaluatif yang bermanfaat untuk meningkatkan kualitas pelayanan. Hasil analisis tersebut juga dapat dijadikan sebagai dasar pengambilan keputusan strategis, seperti peningkatan mutu layanan, efisiensi proses bisnis, serta penguatan kepercayaan pelanggan terhadap perusahaan.

Beberapa penelitian terdahulu telah menerapkan analisis sentimen menggunakan algoritma Naïve Bayes pada berbagai platform digital. Penelitian yang dilakukan oleh Misrun dkk. menunjukkan bahwa metode Naïve Bayes mampu mengklasifikasikan sentimen komentar YouTube terkait calon presiden dengan hasil yang baik [1]. Penelitian lain yang dilakukan oleh Tanggraeni dan Sitokdana menunjukkan bahwa Naïve Bayes efektif digunakan untuk menganalisis sentimen pengguna aplikasi E-Government pada Google Play [2]. Selain itu, Safira dan Hasan juga menerapkan metode Naïve Bayes untuk menganalisis sentimen masyarakat terhadap layanan Paylater dan memperoleh hasil klasifikasi yang cukup baik [3]. Penelitian lainnya mengenai analisis sentimen menggunakan TF-IDF dan Naïve Bayes pada ulasan aplikasi dan pelanggan juga menunjukkan performa yang baik dalam proses klasifikasi sentimen [7], [9], [10]. Meskipun demikian, penelitian mengenai analisis sentimen pada ulasan pelanggan website Nuqar.com masih sangat terbatas.

II. METODE



gambar 1 Alur Penelitian

Berikut penjelasan dari gambar 1:

1. Pengumpulan data

Metode pengumpulan data dilakukan menggunakan teknik dokumentasi dengan memanfaatkan ulasan pelanggan yang tersedia secara publik pada laman. Data dikumpulkan melalui penelusuran langsung pada halaman ulasan layanan tanpa adanya interaksi maupun pengaruh terhadap pengguna. Proses pengumpulan data dilakukan pada periode tahun 2024 dengan mengambil seluruh ulasan yang dipublikasikan selama rentang waktu tersebut. Data yang digunakan berupa teks ulasan sebagai data utama.

2. Pra-Proses Data

Proses pengumpulan data dikarenakan dataset tersebut termasuk dalam *unstructured* data (data tidak terstruktur). Sebelum dilakukan analisis lebih lanjut, terlebih dahulu dataset melalui proses untuk menghilangkan serta mengatasi *noisy* data agar hasil perhitungan optimal. Adapun alur pra-proses data antara lain, *case folding*, *tokenizing*, *stopword removal*, *filtering*, dan *stemming*.

3. Pelabelan dan Pembobotan Kata

Pelabelan dilakukan dengan cara mencocokkan kata penyusun ulasan dengan kata pada kamus sehingga dapat diketahui polaritas untuk setiap kata pada ulasan, nilai sentimen adalah hasil penjumlahan polaritas sehingga dapat diketahui ulasan termasuk ke dalam sentimen positif, negatif, atau netral[4].

TF-IDF memberikan bobot pada setiap kata berdasarkan frekuensi kemunculannya dalam dokumen dibanding keseluruhan korpus[6]. TF-IDF efektif dalam merepresentasikan pentingnya sebuah kata dalam dokumen teks untuk tujuan pencarian dan klasifikasi[7].

Rumus TF-IDF

$$TF - IDF = TF * IDF \quad (1)$$

Keterangan:

TFIDF = bobot kata pada dokumen

TF = frekuensi kemunculan kata pada dokumen

IDF = inverse document frequency dari kata

Dimana:

$$TF = \frac{\text{jumlah kata pada dokumen}}{\text{total kata pada dokumen}} \quad (2)$$

$$IDF = \log\left(\frac{\text{total dokumen}}{\text{jumlah dokumen yang mengandung kata}}\right) \quad (3)$$

4. Klasifikasi

Tahap klasifikasi dilakukan menggunakan algoritma Naïve Bayes untuk mengelompokkan data ulasan ke dalam kategori sentimen positif, negatif, dan netral[5]. Algoritma ini dipilih karena memiliki kemampuan yang baik dalam mengolah data teks serta proses perhitungan yang relatif sederhana dan efisien[5]. model Naïve Bayes dilatih menggunakan data latih untuk mempelajari pola kata pada setiap kategori sentimen.

5. Evaluasi

Tahap evaluasi dilakukan untuk mengukur performa model Naïve Bayes dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pelanggan. Evaluasi model menggunakan metode *Confusion Matrix* untuk mengetahui jumlah prediksi yang benar maupun salah pada masing-masing kategori sentimen. Selain itu, digunakan juga beberapa metrik evaluasi seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk menilai tingkat ketepatan dan konsistensi model dalam melakukan klasifikasi.

$$\text{accuracy} = \frac{(TP+TN)}{(TP+FP+FN+TN)} \quad (4)$$

$$\text{precision} = \frac{(TP)}{(TP+FP)} \quad (5)$$

$$\text{recall} = \frac{(TP)}{(TP+FN)} \quad (6)$$

Keterangan:

- TP (*True Positive*) adalah jumlah data yang sebenarnya termasuk dalam suatu kelas sentimen dan berhasil diprediksi dengan benar oleh model sebagai kelas tersebut.
- TN (*True Negative*) adalah jumlah data yang sebenarnya tidak termasuk dalam suatu kelas sentimen dan berhasil diprediksi dengan benar sebagai bukan kelas tersebut.
- FP (*False Positive*) adalah jumlah data yang sebenarnya bukan termasuk dalam suatu kelas sentimen, tetapi diprediksi secara salah oleh model sebagai kelas tersebut.
- FN (*False Negative*) adalah jumlah data yang sebenarnya termasuk dalam suatu kelas sentimen, tetapi diprediksi secara salah oleh model sebagai kelas lain.

Visualisasi dilakukan untuk menampilkan hasil analisis sentimen dalam bentuk yang lebih informatif dan mudah dipahami. Visualisasi data disajikan menggunakan grafik distribusi sentimen untuk menunjukkan perbandingan jumlah ulasan positif, negatif, dan netral. Selain itu,

digunakan juga *wordcloud* untuk menampilkan kata-kata yang paling sering muncul pada setiap kategori sentimen.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengumpulan Data

Proses pengumpulan data dilakukan dengan mengambil data ulasan pelanggan yang dipublikasikan selama rentang waktu tersebut. Jumlah data yang berhasil dikumpulkan sebanyak 839 data ulasan pelanggan yang digunakan sebagai data utama dalam proses analisis sentimen.

B. Pra-proses Data

1. Case folding

Case folding dilakukan untuk mengubah seluruh ukuran huruf pada kata menjadi suatu bentuk ukuran huruf yang sama. Karena tidak semua ulasan konsisten dalam penggunaan ukuran huruf. Fungsi *case folding* ini akan mengubah semua huruf menjadi *lowercase* atau huruf kecil[6]. Hasil dari proses *case folding* disajikan pada tabel 1

Tabel 1 *case folding*

Ulasan	Case Folding
Terima kasih mantap	terima kasih mantap
Selalu memberikan yang terbaik	selalu memberikan yang terbaik

2. Tokenizing

Proses *tokenizing* dilakukan untuk memisahkan deretan kata di dalam kalimat, paragraf atau halaman menjadi token atau potongan kata tunggal. Pada saat bersamaan, *tokenizing* juga membuang karakter selain huruf seperti tanda baca[6]. Hasil dari proses *tokenizing* disajikan dalam tabel 2

Tabel 2 *tokenizing*

Ulasan	Tokenizing
terima kasih ahas prosesny kilat sekali sukses selalu buat ahas	['terima', 'kasih', 'ahas', 'prosesny', 'kilat', 'sekali', 'sukses', 'selalu', 'buat', 'ahas']
terima kasih ahas pelayanannya sangat ramah dan proses penanganannya sangat cepat sekali sukses selaluahas semakin terdepan	['terima', 'kasih', 'ahas', 'pelayanannya', 'sangat', 'ramah', 'dan', 'proses', 'penanganannya', 'sangat', 'cepat', 'sekali', 'suskes', 'selaluahas', 'semakin', 'terdepan']

3. Stopword removal

Proses *stopword removal* ini digunakan untuk menghilangkan kata yang tidak berpengaruh dalam proses sentimen, seperti kata sambung kata depan, kata ganti, dan kata umum lainnya yang sering muncul tetapi tidak mengandung makna penting terhadap penentuan sentimen. Contohnya seperti “dan”, “yang”, “di”, “ke”, “dari”, atau “adalah”.

Tabel 3 *stopword removal*

Ulasan	Stopword Removal
['ahaschanger', 'memang', 'yang', 'terbaik']	['ahaschanger', 'terbaik']
['ahas', 'changer', 'selalu', 'terdepan']	['ahas', 'changer', 'terdepan']

4. Stemming

Stemming adalah proses mengubah kata berimbuhan menjadi bentuk kata dasarnya. Tujuan *stemming* yaitu menyederhanakan kata agar memiliki bentuk yang seragam sehingga memudahkan proses analisis data teks[6]. Contoh “membeli” jadi “beli”

Tabel 4 *stemming*

Ulasan	Stemming
['ahas', 'changer', 'terdepan']	['ahas', 'changer', 'depan']
['ahaschanger', 'terbaik']	['ahaschanger', 'baik']

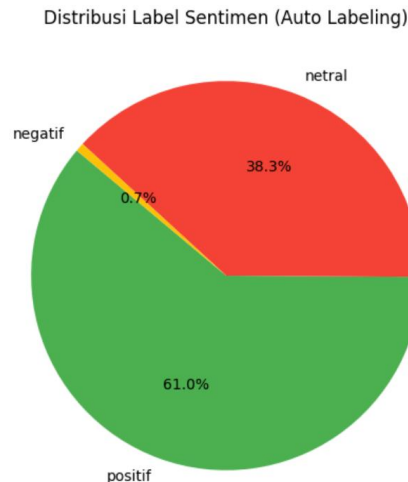
C. Pelabelan

```
def auto_label(teks):
    teks = teks.lower()
    score = 0
    for p in positif:
        if p in teks:
            score += 1
    for n in negatif:
        if n in teks:
            score -= 1
    if score > 0:
        return "positif"
    elif score < 0:
        return "negatif"
    else:
        return "netral"
```

Gambar 2 code pelabelan

Pada gambar 2 code tersebut digunakan untuk melakukan pelabelan sentimen otomatis pada teks berdasarkan daftar kata positif dan negatif. Langkah pertama adalah membuat daftar kata positif seperti bagus, mantap, puas, dan ramah, serta daftar kata negatif seperti buruk, kecewa, lemot, dan mahal.

Sistem kemudian memeriksa setiap kata pada teks. Jika ditemukan kata positif, skor sentimen akan bertambah 1, sedangkan jika ditemukan kata negatif, skor akan berkurang 1. Hasil akhir ditentukan berdasarkan total skor, yaitu positif jika skor lebih dari 0, negatif jika kurang dari 0, dan netral jika skor sama dengan 0.



Gambar 3 *pie diagram* hasil labeling

Gambar 3 menunjukkan distribusi hasil pelabelan sentimen (*auto labeling*) pada data ulasan pelanggan. Berdasarkan grafik, sentimen positif mendominasi dengan jumlah 510 data atau sebesar 61,0%. Sentimen netral berjumlah 320 data atau sebesar 38,3%, sedangkan sentimen negatif hanya sebanyak 6 data atau sebesar 0,7%.

Hasil tersebut menunjukkan bahwa sebagian besar pelanggan memberikan ulasan bernada positif terhadap layanan yang dianalisis, sementara ulasan negatif ditemukan dalam jumlah yang sangat sedikit. Temuan ini sejalan dengan beberapa penelitian sebelumnya yang menunjukkan dominasi sentimen positif pada data ulasan pelanggan maupun pengguna aplikasi digital [7], [8], [10].

D.Evaluasi

Tabel 5 *confusion matrix*

Confusion Matrix				
	Precision	Recall	F1-score	Support
Negatif	0.00	0.00	0.00	1
Netral	0.93	0.59	0.79	64
Positif	0.79	0.97	0.87	103
Accuracy			0.82	168

Evaluasi dilakukan terhadap tiga kategori sentimen yaitu negatif, netral, dan positif dengan total data uji sebanyak 168 data. Pada kelas negatif, model memperoleh nilai precision, recall, dan f1-score sebesar 0.00 dengan jumlah data (*support*) sebanyak 1. Hasil ini menunjukkan bahwa model belum mampu mengenali data sentimen negatif dengan baik karena jumlah data negatif yang sangat sedikit menyebabkan model kesulitan mempelajari pola sentimen tersebut.

Pada kelas netral, model memperoleh *precision* sebesar 0.93, *recall* sebesar 0.59, dan *f1-score* sebesar 0.79 dari total 64 data. Nilai *precision* yang tinggi menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi netral yang dihasilkan model sudah tepat. Namun, nilai *recall* yang lebih rendah menunjukkan masih terdapat beberapa data netral yang salah diklasifikasikan ke kelas lain.

Pada kelas positif, model memperoleh *precision* sebesar 0.79, *recall* sebesar 0.97, dan *f1-score* sebesar 0.87 dengan jumlah data sebanyak 103. Hasil ini menunjukkan bahwa model sangat baik dalam mengenali sentimen positif karena hampir seluruh data positif berhasil diprediksi dengan benar.

Secara keseluruhan, model memperoleh nilai *accuracy* sebesar 0.82 atau 82%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi sentimen dengan tingkat ketepatan yang cukup baik terhadap keseluruhan data uji

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian mengenai analisis sentimen ulasan pelanggan menggunakan algoritma Naïve Bayes, dapat disimpulkan bahwa metode yang diterapkan mampu membantu proses pengelompokan sentimen ulasan pelanggan secara otomatis ke dalam kategori positif, netral, dan negatif. Penerapan tahapan pra-proses data, pembobotan kata menggunakan TF-IDF, serta klasifikasi menggunakan Naïve Bayes berhasil menghasilkan tingkat akurasi sebesar 82%, sehingga metode yang diterapkan mampu mendukung proses analisis persepsi pelanggan secara lebih efisien dan objektif. Hasil penelitian juga menunjukkan bahwa sebagian besar pelanggan memberikan ulasan positif terhadap layanan yang diberikan, sehingga dapat menjadi indikator bahwa kualitas layanan perusahaan telah dinilai baik oleh pengguna.

Saran untuk penelitian selanjutnya yaitu menambahkan jumlah data ulasan, khususnya pada kategori sentimen negatif agar model dapat mempelajari pola data secara lebih seimbang dan meningkatkan kemampuan klasifikasi pada seluruh kategori sentimen. Selain itu, penelitian berikutnya dapat membandingkan performa algoritma lain seperti *Support Vector Machine* atau *Random Forest* untuk memperoleh hasil klasifikasi yang lebih optimal. Pengembangan sistem visualisasi dan penggunaan metode pelabelan manual juga dapat dipertimbangkan guna meningkatkan kualitas hasil analisis sentimen.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] C. A. Misrun, E. Haerani, M. Fikry, dan E. Budianita, "Analisis Sentimen Komentar YouTube Terhadap Anies Baswedan Sebagai Bakal Calon Presiden 2024 Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *Jurnal CoSciTech (Computer Science and Information Technology)*, vol. 4, no. 1, pp. 207–215, 2023, doi: 10.37859/coscitech.v4i1.4790.
- [2] A. I. Tanggraeni dan M. N. N. Sitokdana, "Analisis Sentimen Aplikasi E-Government Pada Google Play Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 9, no. 2, pp. 785–795, 2022, doi: 10.28932/jutisi.v9i2.4869.
- [3] A. Safira dan F. N. Hasan, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Paylater Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *Jurnal Sistem Informasi*, vol. 5, no. 1, 2023, doi: 10.37034/jsisfotek.v5i1.188.
- [4] N. Kurniawati, A. W. Wijayanto, dan A. Yahya, "Sentiment Analysis of Public Opinions on Large-Scale Social Restrictions in Indonesia Using Naive Bayes Method," *Journal of Information Systems Engineering and Business Intelligence*, vol. 7, no. 1, pp. 1–9, 2021, doi: 10.20473/jisebi.7.1.1-9.
- [5] A. Rachman dan R. Pramana, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Mobile JKN Menggunakan Metode Naive Bayes," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 6, no. 2, pp. 286–293, 2022, doi: 10.29207/resti.v6i2.3898.
- [6] D. A. Setiawan, S. Al Faraby, dan Adiwijaya, "Analisis Sentimen Twitter Terhadap Kebijakan Pemerintah Menggunakan Multinomial Naive Bayes dan TF-IDF," *e-Proceeding of Engineering*, vol. 8, no. 5, 2021, doi: 10.25124/eproc.v8i5.15145.

- [7] S. Mujilahwati, A. Mustopa, dan F. Abadi, “Implementasi TF-IDF dan Naive Bayes Untuk Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi,” *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 7, no. 1, pp. 372–380, 2023, doi: 10.30865/mib.v7i1.5378.
- [8] M. R. Maulana, E. Utami, dan A. Sunyoto, “Analisis Sentimen Review Hotel Menggunakan TF-IDF dan Naive Bayes Classifier,” *Jurnal Informatika*, vol. 18, no. 2, pp. 120–129, 2021, doi: 10.30873/ji.v18i2.2947.
- [9] A. Fauzi dan R. A. Sari, “Klasifikasi Sentimen Ulasan E-Commerce Menggunakan TF-IDF dan Naive Bayes,” *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 10, no. 1, pp. 67–76, 2023, doi: 10.25126/jtiik.20231016589.
- [10] H. S. Nugraha dan M. A. Fauzi, “Analisis Sentimen Ulasan Pelanggan Menggunakan Metode TF-IDF dan Naive Bayes Classifier,” *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 7, no. 4, pp. 1750–1758, 2023, doi: 10.25126/jtiik.202374682.