Terbit online pada laman web jurnal: **https://ejurnalunsam.id/index.php/jicom/**

JICOM
Jurnal Informatika dan Teknologi Komputer

Vol. 07 No. 02 (2026) 174 - 180 E-ISSN :2774-7115 P-ISSN: 2775-2089

Klasifikasi Kepuasan Pelanggan pada Layanan Servis Otomotif Menggunakan Naive Bayes: Studi Kasus di PT AUTO2000 Sukun Malang

Vanesa Putri Maya Hasyim[1*], Wahyu Teja Kusuma[2], Mochammad Anshori[3]

[123]Informatika, Sains dan Teknologi, Institut Teknologi, Sains, dan Kesehatan RS.DR. Soepraoen Kesdam V/BRW

[1]vanesamayaaa@gmail.com*

Abstract

Customer satisfaction serves as a crucial indicator for assessing the quality of after sales services. PT AUTO2000 Sukun routinely gathers customer feedback through satisfaction surveys. However, the manual evaluation process is both time consuming and susceptible to subjective judgment. This study seeks to classify customer satisfaction based on customer comments using the Multinomial Naive Bayes algorithm. The dataset comprises 108 customer reviews accompanied by manually assigned positive and negative sentiment labels. The research procedure consisted of text preprocessing, including case folding, tokenization, stopword removal, and stemming, followed by feature extraction using Term Frequency Inverse Document Frequency (TF IDF). The dataset was then divided into 70% training data and 30% testing data. Synthetic Minority Over sampling Technique (SMOTE) was applied exclusively to the training data to alleviate class imbalance. Model performance was assessed using accuracy, precision, recall, F1 score, and a confusion matrix. The findings reveal that the Multinomial Naive Bayes algorithm attained an accuracy of 76 percent. For the negative class, the model achieved a precision of 79%, a recall of 86%, and an F1 score of 83%. For the positive class, it obtained a precision of 67%, a recall of 55%, and an F1 score of 60%. These findings suggest that the Multinomial Naive Bayes algorithm exhibits satisfactory capability in classifying customer satisfaction. Nevertheless, the model still encounters challenges in accurately recognizing all instances belonging to the positive class.

Keywords: Automotive Service, Classification, Customer Satisfaction, Multinomial Naive Bayes, Post Service Follow Up.

Abstrak

Kepuasan pelanggan merupakan salah satu indikator penting dalam mengevaluasi kualitas layanan purna jual. PT AUTO2000 Sukun secara rutin mengumpulkan kritik dan saran pelanggan melalui survei kepuasan, namun proses analisis masih dilakukan secara manual sehingga memerlukan waktu yang cukup lama. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan kepuasan pelanggan berdasarkan komentar pelanggan menggunakan algoritma *Multinomial Naive Bayes*. Dataset yang digunakan berjumlah 108 data yang terdiri atas komentar pelanggan dan label sentimen positif maupun negatif. Tahapan penelitian meliputi *preprocessing text* yang terdiri atas *case folding*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming*, kemudian dilakukan ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF. Selanjutnya, data dibagi dengan perbandingan 70% data *training* dan 30% data *testing*, serta diterapkan SMOTE pada data *training* untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas. Model dievaluasi menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *confusion matrix*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma *Multinomial Naive Bayes* memperoleh *accuracy* sebesar 76%. Pada kelas negatif diperoleh *precision* sebesar 79%, *recall* sebesar 86%, dan *F1-score* sebesar 83%, sedangkan pada kelas positif diperoleh *precision* sebesar 67%, *recall* sebesar 55%, dan *F1-score* sebesar 60%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa algoritma *Multinomial Naive Bayes* mampu mengklasifikasikan kepuasan pelanggan dengan cukup baik, meskipun model masih memiliki keterbatasan dalam mengenali seluruh data pada kelas positif.

Kata kunci: *Automotive Service, Classification, Customer Satisfaction, Multinomial Naive Bayes, Post Service Follow Up.*

1. Pendahuluan

PT Auto2000 adalah jaringan *dealer* dan bengkel resmi Toyota terbesar di Indonesia, yang dikelola sepenuhnya oleh PT Astra International Tbk. Mereka menguasai sebagian besar penjualan Toyota nasional dan melayani penjualan, servis, serta suku cadang. Tingginya tingkat persaingan di pasar mendorong perusahaan penyedia layanan untuk berfokus pada peningkatan kepuasan

Diterima Redaksi : 18-09-2026 | Selesai Revisi : 27-09-2026 | Diterbitkan Online : 01-10-2026

pelanggan karena kepuasan pelanggan memiliki peran penting dalam mempertahankan pelanggan dan meningkatkan loyalitas terhadap perusahaan [1]. Program *Post Service Follow Up* (PSFU) menjadi strategi utama dalam meningkatkan kepuasan pelanggan.

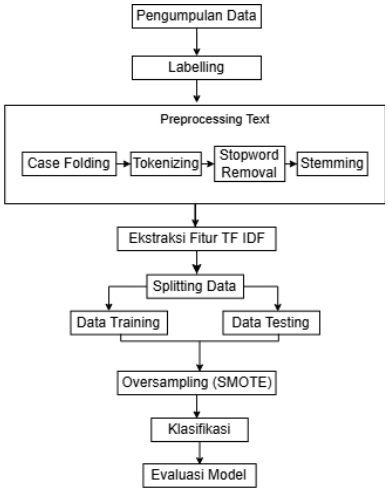
Dalam layanan otomotif, tingkat kepuasan pelanggan dipengaruhi oleh beberapa aspek. Antara lain kualitas hasil servis, ketepatan waktu pengerjaan, transparansi biaya, dan sikap pelayanan terhadap pelanggan. [2]. Nilai *rating* pelanggan dapat menjadi gambaran sederhana mengenai tingkat kepuasan. Namun saran dan komentar pelanggan mengandung informasi yang lebih baik karena mampu menjelaskan alasan di balik penilaian yang diberikan. Dengan hal itu, analisis terhadap komentar pelanggan diperlukan untuk memahami kualitas layanan secara lebih mendalam [3]. Penelitian mengukur tingkat kepuasan pelanggan dengan dengan menggunakan isi komentar, menunjukkan bahwa data tersebut dapat memberikan informasi yang lebih terperinci dalam menggambarkan kepuasan pelanggan dibandingkan hanya menggunakan *rating* sebagai indikator penilaian [4].

Naïve Bayes Classifier bekerja berdasarkan *Teorema Bayes* untuk menghitung probabilitas suatu kelas menggunakan data yang telah diketahui sebelumnya. Metode ini mengasumsikan bahwa setiap atribut bersifat independen sehingga proses perhitungan menjadi lebih sederhana dan efisien. Dengan karakteristik tersebut, *Naïve Bayes* banyak digunakan untuk menyelesaikan berbagai permasalahan klasifikasi [5]. Penelitian yang menggunakan algoritma *Naïve Bayes* untuk *text sentiment analysis* kepuasan layanan berdasarkan ulasan pengunjung menunjukkan hasil akurasi yang baik, sehingga dinilai efektif dalam mengklasifikasikan sentimen yang berkaitan dengan kepuasan pelanggan [6]. Wulan dan Basri (2024) menerapkan *Naïve Bayes* sebagai analisis sentimen terhadap layanan nasabah *bank* menggunakan data kuesioner terbuka. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa *Naïve Bayes* efektif digunakan untuk mengklasifikasikan komentar pelanggan ke dalam sentimen positif dan negatif [7]. Dzulkarnain et al. (2024) menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier* untuk *text analysis sentiment* penilaian masyarakat terhadap pelayanan rumah sakit berdasarkan ulasan *Google Maps*. Penelitian tersebut menghasilkan bahwa *Naïve Bayes* terbukti bagus untuk menganalisis opini masyarakat menjadi informasi sentimen yang membantu evaluasi kualitas pelayanan rumah sakit [8]. Peneitian yang melakukan analisis sentimen tingkat kepuasan pengguna aplikasi *WordPress* menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) dan *Naïve Bayes*. Hasil penelitian menghasilkan performa Naïve Bayes yang lebih baik dibandingkan KNN, sehingga metode tersebut dinilai efektif dalam mengklasifikasikan sentimen kepuasan pengguna [9].

Dengan demikian, penelitian ini ditujukan untuk menggunakan metode Naïve Bayes dalam mengklasifikasikan kepuasan pelanggan PT AUTO2000 Sukun Malang berdasarkan komentar kritik dan saran pelanggan yang telah diberikan. Sehingga dapat diperoleh informasi mengenai sentimen pelanggan serta gambaran tingkat kepuasan terhadap layanan yang diterima.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif dengan fokus penelitian pada bagaimana algoritma Naive Bayes mampu mengklasifikasikan kepuasan pelanggan berdasarkan komentar kritik dan saran. Adapun alur penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

2.1. Pengumpulan Data

Data penelitian bersumber dari catatan PSFU PT AUTO2000 Sukun Malang yang dikumpulkan selama periode Februari hingga September 2025. PSFU dilaksanakan melalui wawancara telepon yang dilakukan oleh empat orang Service Advisor (SA) kepada pelanggan dalam kurun waktu 1-7 hari setelah servis. Setiap pelanggan dihubungi untuk memperoleh penilaian terhadap pengalaman servis berupa rating numerik skala 1-10, kategori keluhan, serta kritik dan saran. Total data kepuasan pelanggan yang berhasil dikumpulkan berjumlah 110 *record* pelanggan.

2.2. *Labelling*

Proses *Labelling* dilakukan secara manual dengan dua label positif dan negatif [10].

2.3. *Preprocessing Text*

Tahap *preprocessing* melalui beberapa tahapan dengan eliminasi data yang tidak diperlukan atau mengonversi data kedalam bentuk yang lebih mudah untuk diolah sistem komputasi. Proses meliputi tahapan sebagai berikut:

2.3.1. *Case folding*

Teknik yang digunakan untuk mengubah seluruh huruf pada teks menjadi *lowercase*. Tujuan dari proses ini adalah menghilangkan perbedaan antara huruf kapital dan huruf kecil sehingga data menjadi lebih konsisten untuk dianalisis [11].

2.3.2. *Tokenizing*

Proses memecah teks menjadi beberapa kata sehingga setiap kata dapat diproses secara terpisah [12]. Pada tahap *tokenizing*, teks diuraikan menjadi sekumpulan token berupa kata-kata tunggal. Proses ini dilakukan untuk mempermudah pengolahan data pada tahapan preprocessing berikutnya [13].

2.3.3. *Stopword removal*

Menghapus kata-kata umum yang tidak memiliki makna atau muatan opini yang signifikan seperti “di”, “dan”, “yang”, “atau”. Proses ini bertujuan untuk mengurangi kata-kata yang tidak memberikan informasi penting sehingga hasil analisis menjadi lebih akurat dan terfokus pada kata-kata yang memiliki nilai informasi [14].

2.3.4. *Stemming*

Proses mengubah kata berimbuhan menjadi kata dasar seperti “memakan” menjadi “makan”. Proses ini dilakukan untuk mengurangi variasi kata sehingga memudahkan proses analisis teks [15].

2.4. Ekstraksi Fitur

Teks ulasan pelanggan diubah ke dalam bentuk numerik menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) [16]. TF-IDF merupakan metode pembobotan kata yang didasarkan pada frekuensi kemunculan suatu kata dalam sebuah dokumen dan tingkat kemunculannya pada seluruh kumpulan dokumen. Kata yang sering muncul pada satu dokumen, tetapi jarang ditemukan pada dokumen lain, akan memperoleh bobot yang lebih tinggi karena dianggap memiliki kemampuan yang lebih baik dalam membedakan isi dokumen sehingga bermanfaat dalam proses klasifikasi. Metode ini menghitung bobot setiap kata dengan mengombinasikan nilai TF, yaitu frekuensi kemunculan kata dalam suatu dokumen, dan IDF, yaitu ukuran yang menunjukkan tingkat kelangkaan kata pada seluruh dokumen [11].

2.5. *Splitting Data*

Dataset dibagi dua bagian, 70% data latih untuk membangun model, sedangkan 30% sisanya digunakan sebagai data uji untuk mengevaluasi kinerja model. Proses pembagian dilakukan secara proporsional pada setiap kelas sehingga distribusi kelas pada data uji tetap mencerminkan distribusi kelas pada keseluruhan dataset. Dengan demikian, karakteristik asli data dapat dipertahankan dan keseimbangan antar kelas tetap terjaga. Selain itu, pembagian data dengan rasio 70:30 merupakan pendekatan yang banyak digunakan dalam berbagai penelitian karena mampu menghasilkan proses pelatihan yang efisien serta memberikan evaluasi model yang konsisten dan andal [17].

2.6. *Oversampling* (SMOTE)

Salah satu metode yang digunakan untuk mengatasi ketidakseimbangan data adalah *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE). Metode ini bekerja dengan menghasilkan data sintetis pada kelas minoritas berdasarkan karakteristik data terdekat atau *nearest neighbors*, sehingga distribusi jumlah data antar kelas menjadi lebih seimbang. Dengan keseimbangan tersebut, model klasifikasi dapat mengurangi kecenderungan memprediksi kelas mayoritas dan meningkatkan kemampuannya dalam mengenali data pada kelas minoritas [18].

2.7. Klasifikasi

Naive Bayes merupakan algoritma klasifikasi berbasis probabilitas yang digunakan untuk memprediksi kategori suatu data berdasarkan informasi yang diperoleh dari data pelatihan. Algoritma ini disebut *naive* karena mengasumsikan bahwa setiap fitur dalam data bersifat independen atau tidak saling memengaruhi. Meskipun asumsi tersebut tidak selalu sesuai dengan kondisi sebenarnya, *Naive Bayes* tetap mampu mengklasifikasi dengan baik dan telah banyak diterapkan dalam berbagai penelitian. Dalam analisis sentimen, *Naive Bayes* mengklasifikasikan teks ulasan ke dalam kategori sentimen, seperti positif atau negatif, berdasarkan probabilitas kemunculan setiap kata pada masing-masing kelas. Algoritma ini menghitung peluang suatu dokumen termasuk ke dalam kelas tertentu dengan memanfaatkan distribusi probabilitas kata yang diperoleh dari data pelatihan [19]. Perhitungan probabilitas pada metode Naive Bayes mengacu pada persamaan (1) berikut [20].

$$P(B) = \frac{P(B|A) \times P(A)}{P(B)} \quad (1)$$

Dimana:
A = hipotesis yang menyatakan bahwa data termasuk ke dalam kelas tertentu.

B = data yang belum diketahui label atau kelasnya.

P(A|B) = probabilitas posterior, yaitu peluang hipotesis A setelah mempertimbangkan kondisi atau bukti B.

P(B|A) = probabilitas kemunculan data B apabila hipotesis A benar.

P(B) = probabilitas kemunculan data B.

P(A) = probabilitas awal hipotesis A sebelum mempertimbangkan data B atau *prior probability*.

Dalam penelitian ini, nilai parameter alfa ditetapkan sebesar 1,0 sebagai parameter *laplace smoothing*. Nilai tersebut dipilih untuk mengurangi pengaruh kata-kata

yang memiliki frekuensi kemunculan sangat rendah atau tidak muncul pada data pelatihan, sehingga model dapat menangani keragaman kosakata pada ulasan pelanggan yang cenderung memiliki distribusi kata yang tidak merata dengan lebih baik.

2.8. Evaluasi Model

Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan empat metrik, yaitu *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. *Accuracy* digunakan untuk menunjukkan persentase hasil prediksi yang sesuai dengan label sebenarnya dari seluruh data yang digunakan dalam pengujian. *Precision* menunjukkan tingkat ketepatan model dalam mengidentifikasi data yang termasuk ke dalam kelas positif, sedangkan *recall* mengukur kemampuan model dalam menemukan seluruh data yang benar-benar termasuk ke dalam kelas positif. Sementara itu, *F1-score* merupakan nilai rata-rata harmonis antara *precision* dan recall sehingga memberikan gambaran yang lebih seimbang terhadap performa model. Seluruh metrik tersebut dihitung berdasarkan *confusion matrix*, yang terdiri atas *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN), untuk mengevaluasi kemampuan model dalam melakukan klasifikasi sentimen [21].

3. Hasil dan Pembahasan

Bagian ini menyajikan hasil penelitian yang diperoleh dari proses pelatihan dan pengujian model menggunakan dataset kepuasan pelanggan PT AUTO2000 Sukun. Hasil yang disajikan meliputi deskripsi dataset, hasil *preprocessing text*, ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF, pembagian data *training* dan *testing*, serta hasil klasifikasi menggunakan algoritma Multinomial Naive Bayes. Selanjutnya, dilakukan evaluasi model menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *confusion matrix*. Selain itu, pembahasan dilakukan untuk menjelaskan hasil klasifikasi model berdasarkan komentar pelanggan.

3.1. Hasil Pengumpulan Data

Data yang diperoleh dari pelanggan selama periode Februari hingga September 2025 mendapatkan data sejumlah 11 dataset. Data yang digunakan dalam penelitian ini terdapat pada tabel Kritik dan Saran, serta tabel Label. Terdapat *word cloud* sebagai visualisasi kata yang sering muncul dalam kritik dan saran [22]. *Word cloud* dapat dilihat di Gambar 2.



Gambar 2. *Word Cloud*

3.2. *Labelling*

Proses *Labelling* dengan kategori kritik dan saran positif dan negatif dilakukan secara manual, dapat dilihat pada Tabel 1 sebagai berikut.

Tabel 1.Tabel Software dan Hardware Pendukung

Kritik dan Saran	Label
Asbak di smooking area rebutan. Saran: ditambah asbak dan dikasih meja didepan kaca supaya bisa melihat proses pengerjaan mobil tanpa berdiri.	Negatif
Puas, merekomendasikan.	Positif

3.3. *Preprocessing Text*

3.3.1. *Case Folding*

Setelah proses case folding dilakukan, seluruh teks pada kolom komentar pelanggan diubah menjadi lowercase sehingga tidak terdapat perbedaan representasi kata akibat variasi penggunaan huruf kapital. Proses ini bertujuan untuk menyeragamkan bentuk kata agar kata yang memiliki makna sama, seperti "Puas", "PUAS", dan "puas", diperlakukan sebagai kata yang sama pada tahap pengolahan teks selanjutnya. Contoh hasil proses case folding ditunjukkan pada Tabel 2 berikut.

Tabel 2. Hasil *Case Folding*

Input	Output
Asbak di smooking area rebutan. Saran: ditambah asbak dan dikasih meja didepan kaca supaya bisa melihat proses pengerjaan mobil tanpa berdiri.	asbak di smooking area rebutan saran ditambah asbak dan dikasih meja didepan kaca supaya bisa melihat proses pengerjaan mobil tanpa berdiri

3.3.2. *Tokenizing*

Setelah proses *tokenizing*, komentar kemudian terpecah menjadi kata. Setiap token kemudian digunakan sebagai satuan dasar dalam tahapan preprocessing berikutnya. Contoh hasil proses *tokenizing* ditunjukkan pada Tabel 3 berikut.

Tabel 3. Hasil *Tokenizing*

Input	Output
asbak di smooking area rebutan saran ditambah asbak dan dikasih meja didepan kaca supaya bisa melihat proses pengerjaan mobil tanpa berdiri.	[asbak, di, smooking, area, rebutan, saran, ditambah, asbak, dan, dikasih, meja, didepan, kaca, supaya, bisa, melihat, proses, pengerjaan, mobil, tanpa, berdiri]

3.3.3. *Stopword Removal*

Setelah proses *stopword removal*, kata yang tidak memiliki makna penting dalam proses klasifikasi berhasil dihilangkan sehingga jumlah token yang tidak relevan menjadi berkurang. Contoh hasil *stopword removal* di Tabel 4 sebagai berikut.

Tabel 4. Hasil *Stopword Removal*

Input	Output
[asbak, di, smooking, area, rebutan, saran, ditambah, asbak, dan, dikasih, meja, didepan, kaca, supaya, bisa, melihat, proses, pengerjaan, mobil, tanpa, berdiri]	[asbak, smooking, area, rebutan, saran, ditambah, asbak, dikasih, meja, didepan, kaca, melihat, proses, pengerjaan, mobil, berdiri]

3.3.4. *Stemming*

Hasil proses stemming menunjukkan setiap token telah berhasil dikonversi ke bentuk kata dasar. Dengan demikian, berbagai bentuk kata yang memiliki makna sama, tetapi berbeda karena adanya imbuhan, dapat disatukan ke dalam satu representasi sehingga mempermudah proses klasifikasi. Contoh hasil stemming dapat dilihat di Tabel 5.

Tabel 5. Hasil *Stemming*

Input	Output
[asbak, smooking, area, rebutan, saran, ditambah, asbak, dikasih, meja, didepan, kaca, melihat, proses, pengerjaan, mobil, berdiri]	[asbak, smooking, area, rebut, saran, tambah, asbak, kasih, meja, depan, kaca, lihat, proses, kerja, mobil, diri]

3.4. Ekstraksi Fitur

Berdasarkan hasil pembobotan menggunakan metode TF-IDF, diperoleh sebanyak 108 dokumen yang berhasil diproses menjadi representasi numerik. Dari hasil ekstraksi tersebut, dihasilkan 37 fitur, yaitu kata atau frasa yang memenuhi kriteria pembobotan TF-IDF setelah melalui tahapan preprocessing. Selanjutnya, 37 fitur tersebut digunakan sebagai variabel masukan dalam proses klasifikasi menggunakan algoritma *Multinomial Naive Bayes*.

3.5. *Splitting* Data

Pada penelitian ini, pembagian data dilakukan dengan membagi dataset menjadi 70% data training 30% data testing. Berdasarkan hasil pembagian data, diperoleh 75 data latih dan 33 data uji.

3.6. *Oversampling* (SMOTE)

Sebelum dilakukan proses SMOTE, distribusi kelas pada data latih masih tidak seimbang. Berdasarkan hasil pembagian data, kelas negatif berjumlah 49 data, sedangkan kelas positif hanya berjumlah 26 data. Kondisi ini berpotensi menyebabkan model lebih cenderung memprediksi kelas mayoritas.

Setelah diterapkan metode SMOTE, data sintetis ditambahkan pada kelas minoritas hingga jumlah data pada kedua kelas menjadi seimbang. Hasilnya, jumlah data kelas positif meningkat dari 26 menjadi 49 data, sedangkan kelas negatif tetap 49 data. Dengan demikian, distribusi data latih berubah dari 49:26 menjadi 49:49, sehingga model dapat dilatih menggunakan data yang lebih seimbang. Hasil dari SMOTE dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil SMOTE

Label	Sebelum	Sesudah
Negatif	49	49
Positif	26	49

3.7. Klasifikasi

Pada tahap ini, dilakukan proses klasifikasi menggunakan algoritma *Multinomial Naive Bayes*. Model dilatih menggunakan data *training* yang telah melalui proses *preprocessing*, ekstraksi fitur TF-IDF, pembagian data, dan penyeimbangan kelas menggunakan SMOTE. Setelah proses pelatihan selesai, model digunakan untuk memprediksi kelas sentimen pada data testing ke dalam kategori positif atau negatif.

3.8. Evaluasi Model

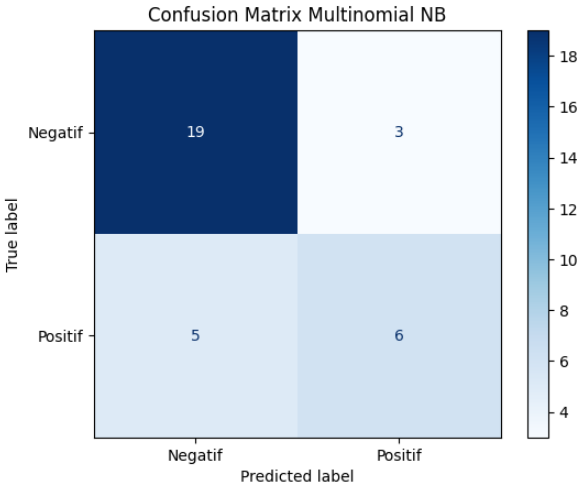
Berdasarkan hasil klasifikasi menggunakan algoritma *Multinomial Naive Bayes*, diperoleh nilai *accuracy* sebesar 76%, yang menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan 76% data uji dengan benar. Pada kelas negatif, model memperoleh nilai *precision* sebesar 79%, *recall* sebesar 86%, dan *F1-score* sebesar 83%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mengenali ulasan yang termasuk ke dalam kelas negatif. Sementara itu, pada kelas positif, diperoleh *precision* sebesar 67%, *recall* sebesar 55%, dan *F1-score* sebesar 60%. Nilai tersebut mengindikasikan bahwa model masih mengalami kesulitan dalam mengidentifikasi seluruh data positif, meskipun sebagian besar prediksi positif yang dihasilkan sudah cukup tepat. Hasil tersebut dapat dilihat pada Gambar 3.

	precision	recall	f1-score	support
0	0.79	0.86	0.83	22
1	0.67	0.55	0.60	11
accuracy			0.76	33
macro avg	0.73	0.70	0.71	33
weighted avg	0.75	0.76	0.75	33

Gambar 3. Hasil Klasifikasi

Gambar 4 menunjukkan hasil *confusion matrix* dari model *Multinomial Naive Bayes*. Berdasarkan hasil tersebut, terdapat 19 data berlabel negatif yang berhasil diprediksi dengan benar atau TN dan 6 data berlabel positif yang berhasil diprediksi dengan benar atau TP. Selain itu, terdapat 3 data negatif yang salah diprediksi sebagai positif atau FP dan 5 data positif yang salah diprediksi sebagai negatif atau FN. Hasil ini

menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang lebih baik dalam mengenali kelas negatif dibandingkan kelas positif, yang terlihat dari jumlah prediksi benar pada kelas negatif yang lebih tinggi.



Gambar 5. *Confusion Matrix*

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa algoritma *Multinomial Naive Bayes* berhasil diterapkan untuk mengklasifikasikan kepuasan pelanggan PT AUTO2000 Sukun berdasarkan komentar pelanggan. Proses klasifikasi diawali dengan tahapan *preprocessing* yang meliputi *case folding*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming*. Kemudian dilakukan ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF. Selanjutnya, data dibagi menjadi 70% data *training* dan 30% data *testing*. Metode SMOTE diterapkan pada data *training* untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas. Berdasarkan hasil evaluasi, model memperoleh *accuracy* sebesar 76%. Pada kelas negatif diperoleh *precision* sebesar 79%, *recall* sebesar 86%, dan *F1-score* sebesar 83%, sedangkan pada kelas positif diperoleh *precision* sebesar 67%, *recall* sebesar 55%, dan *F1-score* sebesar 60%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa algoritma *Multinomial Naive Bayes* memiliki kemampuan yang cukup baik dalam mengklasifikasikan kepuasan pelanggan berdasarkan komentar pelanggan, meskipun performa model masih lebih baik dalam mengenali kelas negatif dibandingkan kelas positif.

Penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan. Dataset yang digunakan relatif terbatas, yaitu sebanyak 108 data, sehingga pola yang dipelajari model belum mampu merepresentasikan seluruh variasi komentar pelanggan. Selain itu, proses pelabelan sentimen dilakukan secara manual berdasarkan isi komentar pelanggan. Selain itu, proses pelabelan sentimen dilakukan secara manual berdasarkan isi komentar, sehingga masih terdapat kemungkinan subjektivitas dalam penentuan label positif dan negatif. Penelitian ini juga hanya menggunakan algoritma *Multinomial Naive Bayes* tanpa melakukan perbandingan dengan algoritma klasifikasi lainnya. Meskipun telah diterapkan SMOTE untuk menyeimbangkan data latih, hasil evaluasi menunjukkan bahwa model masih mengalami kesulitan dalam mengidentifikasi sebagian data pada kelas positif, yang ditunjukkan oleh nilai *recall* sebesar 55% dan *F1-score* sebesar 60% pada kelas tersebut. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya diharapkan dapat menggunakan dataset yang lebih besar, membandingkan beberapa algoritma klasifikasi, serta mengembangkan metode ekstraksi fitur maupun optimasi model untuk meningkatkan performa klasifikasi.

Daftar Rujukan

[1] G. P. Hafidz and T. Fadilah, “Pengaruh Kualitas Layanan Terhadap Kepuasan Pelanggan Pada Perusahaan Layanan Purna Jual Kendaraan Bermotor Luxury Brand,” vol. 10, no. April, pp. 543–567, 2024, doi: https://doi.org/10.5281/zenodo.11097406 p-ISSN:

[2] J. R. Balinado *et al.*, “The Effect of Service Quality on Customer Satisfaction in an Automotive After-Sales Service,” 2021, doi: https://doi.org/10.3390/joitmc7020116.

[3] S. Abdullah, P. Van Cauwenberge, H. Vander Bauwhede, and P. O’Connor, “Review Ratings, Sentiment in Review Comments, and Restaurant Profitability: Firm-Level Evidence,” *Cornell Hosp. Q.*, vol. 65, no. 3, pp. 378–392, 2024, doi: 10.1177/19389655231214758.

[4] Y. Liu, Y. Wan, X. Shen, Z. Ye, and J. Wen, “Product customer satisfaction measurement based on multiple online consumer review features,” *Inf.*, vol. 12, no. 6, pp. 1–16, 2021, doi: 10.3390/info12060234.

[5] M. Gamma, A. Hakim, and F. Irwiensyah, “Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Pengguna Pada Aplikasi Traveloka Menggunakan Metode Naïve Bayes,” vol. 6, no. 3, pp. 1448–1456, 2024, doi: 10.47065/bits.v6i3.6119.

[6] H. S. Putra, Vihi Atina, and Dwi Hartanti, “Application of Naive Bayes Algorithm for Sentiment Analysis of Service and Facility Satisfaction (Case Study: PKU Muhammadiyah Sukoharjo General Hospital),” *J. Adv. Inf. Ind. Technol.*, vol. 6, no. 1, pp. 61–72, 2024, doi: 10.52435/jaiit.v6i1.566.

[7] P. P. Wulan and H. Basri, “Analisis Sentimen Terhadap Layanan Nasabah Bank Menggunakan Sentiment Analysis of Banking Customer Service Using Naive Bayes,” *J. Kecerdasan Buatan dan Teknol. Inf.*, vol. 3, no. 2, pp. 68–74, 2024, doi:

https://doi.org/10.69916/jkbti.v3i2.131.

[8] T. Dzulkarnain, D. E. Ratnawati, and B. Rahayudi, "Penggunaan Metode Naïve Bayes Classifier pada Analisis Sentimen Penilaian Masyarakat Terhadap Pelayanan Rumah Sakit di Malang," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 11, no. 5, pp. 993–1000, 2024, doi: 10.25126/jtiik.2024117979.

[9] M. S. Hamid, A. Eviyanti, H. Hindarto, and N. Ariyanti, "Analisis Sentimen Tingkat Kepuasan Aplikasi WordPress Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor dan Naive Bayes," *Smatika J.*, vol. 15, no. 01, pp. 102–114, 2025, doi: 10.32664/smatika.v15i01.1522.

[10] F. M. Sarimole and Kudrat, "Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Satu Sehat Pada Twitter Menggunakan Algoritma Naive Bayes Dan Support Vector Machine," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 4, no. 2, pp. 375–384, 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i2.1206.

[11] S. N. Awwal and D. Gunawan, "Analisis Sentimen Terhadap Kompetensi Kerja Generasi Z Menggunakan Model Naive Bayes," vol. 10, no. 4, pp. 4123–4134, 2025, doi: https://doi.org/10.29100/jipi.v10i4.7065.

[12] R. Nur, R. Abdul, and W. J. Pranoto, "Analisis Sentimen Ulasan Game eFootball 2024 Pada Playstore menggunakan Algoritma Naïve Bayes," no. 15, 2025, doi: https://doi.org/10.33884/jif.v13i01.9913.

[13] T. Rahman and S. Waluyo, "Implementasi Metode Naive Bayes dan SVM dalam Analisis Sentimen Masyarakat Indonesia Terkait Fenomena Kabur Aja Dulu pada Media Sosial X," vol. 4, no. September, pp. 251–260, 2025.

[14] M. Safruddin, R. Kurniawan, B. Nurhakim, and A. P. Putra, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Indomaret Poinku Menggunakan Multinomial Naive Bayes," vol. 03, no. 01, pp. 1–7, 2026, doi: 10.23960/jitet.v13i3S1.7687.

[15] A. Aryanusa, "Evaluasi Kinerja Logistic Regression Dan Multinomial Naïve Bayes Dalam Klasifikasi Sentimen Mobile Banking," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 13, no. 3S1, pp. 463–474, 2025, [Online]. Available: https://journal.eng.unila.ac.id/index.php/jitet/article/view/7687

[16] O. Tulak Bamba, Nur Vadila, Sri Fitrawati, V. W. Tedang, and Asrawati, "Naive Bayes dan Decision Tree: Studi Kasus Klasifikasi Kepuasan Pelanggan E-Commerce," *Simkom*, vol. 10, no. 2, pp. 254–262, 2025, doi: 10.51717/simkom.v10i2.897.

[17] T. N. Firyal, H. Hamdani, and A. Septiarini, "Penerapan Metode Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Kepuasan Masyarakat Terhadap Kualitas Pelayanan," *J. Rekayasa Teknol. Inf.*, vol. 8, no. 2, p. 133, 2024, doi: 10.30872/jurti.v8i2.11301.

[18] D. Wahyu and S. Aji, "Analisis Sentimen Kebijakan Pemblokiran Rekening PPATK di Media Sosial X Menggunakan TF-IDF, SMOTE serta Perbandingan SVM dan Decision Tree," vol. 11, no. 1, pp. 246–260, 2026, doi: 10.36341/rabit.v11i1.6877.

[19] H. Abriananta *et al.*, "Comparison of Naive Bayes, Support Vector Machine, and Indobert Methods for Classifying Public Sentiment towards the MBG Program on," vol. 10, no. 3, pp. 2806–2815, 2026, doi: https://doi.org/10.30871/jaic.v10i3.12721.

[20] D. Wijaya, R. A. Saputra, and F. Irwiensyah, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Samsat Digital Nasional Pada Google Playstore Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *KLIK Kaji. Ilm. Inform. dan Komput.*, vol. 4, no. 4, pp. 2369–2380, 2024, doi: https://doi.org/10.30865/klik.v4i4.1738.

[21] H. Brian Maualan, M. Rini Handayani, and K. Umam, "Sentiment Analysis customer Towards Cinema Services in Semarang Using Naive Bayes Classifier on Google Reviews," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 9, no. 5, pp. 2920–2927, 2025, doi: 10.30871/jaic.v9i5.10974.

[22] J. Manajemen and M. Jufriyanto, "Analisis Tingkat Kepuasan Konsumen Pada Kualitas Pelayanan Kedai Kopi Shelter," vol. XX, no. 2, 2020, doi: 10.350587/Matrik.