

Klasifikasi Sentimen Ulasan pada Layanan Service HP dengan TF-IDF dan Naive Bayes

^{1*}Rangga Tri Bagastama, ²Risky Aswi Ramadhani, ³Julian Sahertian

¹²³ Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹ranggatri86@gmail.com, ²riskyaswi@gmail.com, ³juliansahertian@unpkediri.ac.id

Penulis Korespondens : Risky Aswi Ramadhani

Abstrak— Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan layanan service HP menggunakan metode Naive Bayes dengan pembobotan TF-IDF. Banyaknya ulasan pelanggan serta keterbatasan analisis manual mendorong perlunya metode otomatis untuk mengetahui kecenderungan sentimen pengguna. Data penelitian diperoleh melalui proses scraping sebanyak 747 ulasan menggunakan bahasa pemrograman Python dan library SerpApi. Tahapan penelitian meliputi preprocessing data, pelabelan sentimen menggunakan metode lexicon-based, pembobotan fitur menggunakan TF-IDF, dan klasifikasi menggunakan algoritma Naive Bayes dengan pembagian data sebesar 80% data latih dan 20% data uji. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model memperoleh nilai accuracy sebesar 85%, precision tertinggi sebesar 0,91 pada kelas sentimen negatif, recall tertinggi sebesar 0,98 pada kelas sentimen positif, dan F1-Score tertinggi sebesar 0,88. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi TF-IDF dan Naive Bayes mampu mengklasifikasikan sentimen ulasan layanan service HP dengan baik.

Kata Kunci— Analisis Sentimen, Naive Bayes, TF-IDF, Service HP, Ulasan Pelanggan

Abstract— This study aims to classify sentiment in mobile phone service reviews using the Naive Bayes algorithm with TF-IDF weighting. The large number of customer reviews and the limitations of manual analysis highlight the need for an automated approach to identify user sentiment tendencies. The dataset consisted of 747 reviews collected through a web scraping process using Python and the SerpApi library. The research stages included data preprocessing, sentiment labeling using a lexicon-based method, feature weighting with TF-IDF, and sentiment classification using the Naive Bayes algorithm with an 80:20 split between training and testing data. The results showed that the model achieved an accuracy of 85%, with the highest precision of 0.91 in the negative sentiment class, the highest recall of 0.98 in the positive sentiment class, and the highest F1-score of 0.88. These findings indicate that the combination of TF-IDF and Naive Bayes is effective for classifying sentiment in mobile phone service reviews.

Keywords— Customer Reviews, Mobile Phone Service, Naive Bayes, Sentiment Analysis, TF-IDF

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



I. PENDAHULUAN

Ulasan pengguna pada platform digital dapat digunakan sebagai sumber informasi untuk mengetahui tingkat kepuasan terhadap suatu layanan atau aplikasi. Pendapat pengguna yang diberikan dalam bentuk komentar maupun rating mengandung informasi penting yang dapat dimanfaatkan untuk mengevaluasi kualitas layanan dan mengetahui persepsi masyarakat terhadap suatu sistem [1], [2].

Banyaknya data ulasan yang tersedia menyebabkan proses identifikasi opini pengguna secara manual menjadi kurang efektif dan membutuhkan waktu yang lama. Selain itu, penggunaan

bahasa tidak baku, singkatan, serta variasi penulisan kata pada ulasan pengguna dapat memengaruhi hasil klasifikasi sentimen. Oleh karena itu, diperlukan metode klasifikasi teks yang mampu mengolah data ulasan secara otomatis dengan tingkat akurasi yang baik sehingga dapat membantu dalam mengetahui kecenderungan sentimen pengguna terhadap suatu layanan atau aplikasi [1].

Layanan *service* HP merupakan salah satu jenis layanan yang banyak menerima umpan balik dari pelanggan dalam bentuk ulasan. Ulasan tersebut memuat berbagai informasi mengenai kualitas pelayanan, hasil perbaikan, waktu pengerjaan, serta tingkat kepuasan pelanggan yang dapat digunakan sebagai bahan evaluasi bagi penyedia layanan [2]. Analisis terhadap ulasan pelanggan menjadi penting karena dapat membantu penyedia layanan memahami persepsi pelanggan terhadap kualitas layanan yang diberikan. Oleh karena itu, analisis sentimen dapat dimanfaatkan untuk mengidentifikasi kecenderungan opini pelanggan secara otomatis sehingga hasilnya dapat digunakan sebagai bahan evaluasi dan peningkatan kualitas pelayanan [1].

Analisis sentimen merupakan proses pengolahan data teks untuk mengidentifikasi opini positif, negatif, maupun netral dari suatu pernyataan [2]. Analisis sentimen banyak diterapkan pada data ulasan aplikasi, media sosial, maupun layanan digital karena mampu membantu pengembang dalam memahami kebutuhan dan kepuasan pengguna [1]. Salah satu metode klasifikasi yang sering digunakan dalam analisis sentimen adalah *Naive Bayes* karena memiliki proses komputasi yang sederhana, cepat, dan efektif dalam pengklasifikasian data teks [3], [4].

Dalam proses klasifikasi teks, representasi fitur memiliki peran penting terhadap performa model. Salah satu metode pembobotan kata yang banyak digunakan adalah *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Metode TF-IDF memberikan bobot berdasarkan tingkat kemunculan kata pada dokumen dan tingkat kepentingannya dalam keseluruhan korpus sehingga mampu meningkatkan kualitas fitur pada proses klasifikasi [5]. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa representasi TF-IDF mampu memberikan performa yang lebih baik dibandingkan *Bag-of-Words* dalam klasifikasi sentimen teks *multi-domain* [6].

Beberapa penelitian terkait analisis sentimen menggunakan *Naive Bayes* dan TF-IDF telah dilakukan sebelumnya. Penelitian mengenai analisis sentimen ulasan aplikasi M-Paspor menggunakan *Naive Bayes* dan *Support Vector Machine* menunjukkan bahwa metode *Naive Bayes* mampu menghasilkan akurasi sebesar 78,12% [7]. Penelitian pada ulasan aplikasi Flip juga menunjukkan bahwa algoritma *Naive Bayes* efektif digunakan dalam analisis sentimen berbasis aspek dengan rata-rata akurasi sebesar 0,84 [8]. Selain itu, penelitian mengenai analisis sentimen ulasan aplikasi Samsostek Mobile menunjukkan bahwa metode *Naive Bayes* mampu digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen pengguna secara efektif berdasarkan ulasan pada Google Play Store [9].

Berdasarkan penelitian terdahulu, kombinasi metode TF-IDF dan *Naive Bayes* memiliki kemampuan yang baik dalam klasifikasi data teks. Oleh karena itu, penelitian ini menerapkan metode TF-IDF sebagai pembobotan kata dan algoritma *Naive Bayes* sebagai metode klasifikasi untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, *preprocessing* data, pembobotan TF-IDF, pelabelan sentimen, proses klasifikasi menggunakan *Naive Bayes*, serta evaluasi model menggunakan nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-Score*. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan informasi mengenai performa metode yang digunakan dalam proses klasifikasi sentimen teks.

II. METODE

Metode penelitian yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan, yaitu pengumpulan data, *preprocessing* data, pelabelan sentimen, pembobotan fitur menggunakan TF-IDF, klasifikasi menggunakan *Naive Bayes*, pembagian data latih dan data uji, serta evaluasi model. Alur penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian Analisis Sentimen

2.1 Pengumpulan Data

Data penelitian diperoleh melalui proses *scraping* sebanyak 747 ulasan pengguna menggunakan bahasa pemrograman *Python* dan *library SerpApi*. Data hasil *scraping* kemudian disimpan dalam format *.csv* untuk memudahkan proses pengolahan data pada tahap selanjutnya. Contoh data ulasan hasil *scraping* dapat dilihat pada Tabel 1.

Table 1. Contoh Ulasan Hasil *Scraping*

Ulasan
Servicevl hp bisa di tunggu
Di service gak malah bener malah tambah rusak
Tempat service hp lumayan ramai tmpat e
Pelayanan sgt ramah penanganan cepat

2.2 Preprocessing

Tahapan *preprocessing* dilakukan untuk membersihkan data teks agar lebih mudah diproses pada tahap klasifikasi. Proses preprocessing yang dilakukan meliputi *cleaning*, *case folding*, *tokenizing*, *normalisasi*, dan *stopword removal* [7], [8]. Hasil dari proses tersebut kemudian disimpan sebagai data bersih (*clean text*) yang siap digunakan pada tahap analisis sentimen atau klasifikasi.

2.2.1 Proses *Cleaning*

Tahap *cleaning* dilakukan untuk menghapus tanda baca, angka, simbol, dan karakter yang tidak diperlukan. Hasil proses *cleaning* ditunjukkan pada Tabel 2.

Table 2. Hasil *Cleaning*

Ulasan	<i>Cleaning</i>
Servicevl hp bisa di tunggu	Servicevl hp bisa di tunggu
Di service gak malah bener malah tambah rusak	Di service gak malah bener malah tambah rusak
Tempat service hp lumayan ramai tmpat e	Tempat service hp lumayan ramai tmpat e
Pelayanan sgt ramah penanganan cepat	Pelayanan sgt ramah penanganan cepat

2.2.2 *Case folding*

Tahap *case folding* dilakukan untuk mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil (*lowercase*). Hasil proses *case folding* ditunjukkan pada Tabel 3.

Table 3. Hasil *Case folding*

Ulasan	<i>Case folding</i>
Servicevl hp bisa di tunggu	servicevl hp bisa di tunggu
Di service gak malah bener malah tambah rusak	di service gak malah bener malah tambah rusak
Tempat service hp lumayan ramai tmpat e	tempat service hp lumayan ramai tmpat e
Pelayanan sgt ramah penanganan cepat	pelayanan sgt ramah penanganan cepat

2.2.3 Proses *Tokenizing*

Tahap *tokenizing* dilakukan untuk memecah kalimat menjadi token atau kata. Hasil proses *tokenizing* ditunjukkan pada Tabel 4.

Table 4. Hasil *Tokenizing*

Ulasan	<i>Tokenizing</i>
Servicevl hp bisa di tunggu	['servicevl', 'hp', 'bisa', 'di', 'tunggu']
Di service gak malah bener malah tambah rusak	['di', 'service', 'gak', 'malah', 'bener', 'malah', 'tambah', 'rusak']
Tempat service hp lumayan ramai tmpat e	['tempat', 'service', 'hp', 'lumayan', 'ramai', 'tmpat', 'e',
Pelayanan sgt ramah penanganan cepat	'pelayanan', 'sgt', 'ramah', 'penanganan', 'cepat']

2.2.4 Proses *Normalisasi*

Tahap *normalisasi* dilakukan untuk mengubah kata tidak baku, singkatan, atau bahasa gaul menjadi kata baku agar data lebih konsisten. Hasil proses *normalisasi* ditunjukkan pada Tabel 5.

Table 5. Hasil *Normalisasi*

Ulasan	<i>Normalisasi</i>
Servicevl hp bisa di tunggu	['service', 'hp', 'bisa', 'di', 'tunggu']
Di service gak malah bener malah tambah rusak	['di', 'service', 'tidak', 'malah', 'bener', 'malah', 'tambah', 'rusak']
Tempat service hp lumayan ramai tmpat e	['tempat', 'service', 'hp', 'lumayan', 'ramai', 'tempat', 'e',
Pelayanan sgt ramah penanganan cepat	'pelayanan', 'sangat', 'ramah', 'penanganan', 'cepat']

2.2.5 Proses *Stopword removal*

Tahap *stopword removal* dilakukan untuk menghapus kata-kata yang tidak memiliki makna penting dalam proses klasifikasi. Hasil proses *stopword removal* ditunjukkan pada Tabel 6.

Table 6. Hasil *Stopword removal*

Ulasan	Stopword removal
Servicevl hp bisa di tunggu	['service', 'hp', 'tunggu']
Di service gak malah bener malah tambah rusak	['service', 'tidak', 'bener', 'rusak']
Tempat service hp lumayan ramai tmpat e Pelayanan sgt ramah penanganan cepat	['service', 'hp', 'lumayan', 'ramai', 'e', 'pelayanan', 'ramah', 'penanganan', 'cepat']

Setelah proses *stopword removal*, data dikembalikan ke bentuk kalimat kemudian disimpan sebagai data bersih (*clean text*) yang digunakan pada tahap pembobotan TF-IDF dan klasifikasi sentimen. Hasil data bersih ditunjukkan pada Tabel 7.

Table 7. Hasil Data Bersih

Ulasan	Data Bersih
Servicevl hp bisa di tunggu	service hp tunggu
Di service gak malah bener malah tambah rusak	service tidak bener rusak
Tempat service hp lumayan ramai tmpat e Pelayanan sgt ramah penanganan cepat	service hp lumayan ramai e pelayanan ramah penanganan cepat

2.3 Pelabelan Data Menggunakan Metode Lexicon – based

Pelabelan data dilakukan menggunakan metode *lexicon-based*, yaitu dengan mencocokkan kata-kata dalam ulasan dengan kamus kata positif dan negatif [2]. Setiap kata diberikan skor polaritas, kemudian seluruh skor pada kalimat dijumlahkan untuk menentukan label sentimen berupa positif, negatif, atau netral. Jika skor bernilai positif maka ulasan dikategorikan sebagai sentimen positif, jika skor bernilai negatif maka dikategorikan sebagai sentimen negatif, sedangkan skor bernilai 0 dikategorikan sebagai sentimen netral. Hasil pelabelan sentimen ditunjukkan pada Tabel 8.

Tabel 8. Hasil Pelabelan Sentimen

Data Bersih	Skor	Sentimen
service hp tunggu	0	Netral
service tidak bener rusak	-1	Negatif
service hp lumayan ramai e pelayanan ramah penanganan cepat	2	Positif

2.4 Pembobotan Fitur

Tahap pembobotan fitur dilakukan menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Metode TF-IDF digunakan untuk mengubah data teks menjadi representasi numerik berdasarkan tingkat kemunculan dan tingkat kepentingan kata pada setiap dokumen [4], [5]. Semakin besar nilai TF-IDF suatu kata, maka kata tersebut dianggap semakin penting dalam dokumen. Proses pembobotan dilakukan terhadap data bersih (*clean text*) hasil *preprocessing* dan pelabelan sentimen. Hasil pembobotan fitur menggunakan TF-IDF ditunjukkan pada Tabel 9.

Tabel 9. Hasil Pembobotan Fitur Menggunakan TF-IDF

Kata	Bobot TF-IDF
hp	0.067343

service	0.058826
tidak	0.049217
pelayanan	0.048644
tunggu	0.041169

2.5 Klasifikasi Sentimen

Setelah proses pembobotan fitur menggunakan TF-IDF, data dibagi menjadi 80% data latih (*training data*) dan 20% data uji (*testing data*). Data latih digunakan untuk membangun model *Naive Bayes*, sedangkan data uji digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan. Selanjutnya, algoritma *Naive Bayes* digunakan untuk mengklasifikasikan ulasan ke dalam kategori sentimen positif, negatif, dan netral berdasarkan fitur hasil pembobotan TF-IDF [3], [4], [10]. Contoh hasil klasifikasi sentimen ditunjukkan pada Tabel 10.

Tabel 10. Contoh Hasil Klasifikasi Sentimen

Data Bersih	Label Aktual	Hasil Prediksi
service hp tunggu	Netral	Netral
service tidak bener rusak	Negatif	Negatif
service hp lumayan ramai e pelayanan ramah penanganan cepat	Positif	Positif

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan menggunakan *confusion matrix* untuk mengetahui performa algoritma *Naive Bayes* dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan layanan *service* HP. Dari total 747 data ulasan, dataset dibagi menjadi 80% data latih (*training data*) dan 20% data uji (*testing data*). Hasil pembagian data menghasilkan 150 data uji yang digunakan untuk mengevaluasi performa model. Hasil pengujian ditunjukkan pada Tabel 11.

Tabel 11. Confusion matrix Hasil Klasifikasi

Aktual / Prediksi	Negatif	Netral	Positif
Negatif	31	4	4
Netral	3	42	10
Positif	0	1	55

Berdasarkan Tabel 11, model berhasil mengklasifikasikan 128 data uji dengan benar yang terdiri dari 31 data sentimen negatif, 42 data sentimen netral, dan 55 data sentimen positif. Selain itu, masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi pada masing-masing kelas sentimen yang ditunjukkan oleh nilai di luar diagonal utama *confusion matrix*.

$$Accuracy = \frac{\sum \text{prediksi benar}}{\sum \text{seluruh data}} \quad (1)$$

$$Accuracy = \frac{31 + 42 + 55}{150} = 0,85$$

Mengacu pada Persamaan (1), nilai *accuracy* yang diperoleh sebesar 0,85. Jika nilai tersebut dikonversi ke dalam persentase, maka tingkat akurasi model adalah 85%.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$Precision_{Negatif} = \frac{31}{31 + 3 + 0} = 0,91$$

$$Precision_{Netral} = \frac{42}{42 + 4 + 1} = 0,89$$

$$Precision_{Positif} = \frac{55}{55 + 4 + 10} = 0,80$$

Mengacu pada Persamaan (2), nilai *precision* tertinggi diperoleh pada kelas sentimen negatif sebesar 0,91. Jika nilai tersebut dikonversi ke dalam persentase, maka tingkat presisi model pada kelas sentimen negatif adalah 91%.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

$$Recall_{Negatif} = \frac{31}{31 + 4 + 4} = 0,79$$

$$Recall_{Netral} = \frac{42}{42 + 3 + 10} = 0,76$$

$$Recall_{Positif} = \frac{55}{55 + 0 + 1} = 0,98$$

Mengacu pada Persamaan (3), nilai *recall* tertinggi diperoleh pada kelas sentimen positif sebesar 0,98. Jika nilai tersebut dikonversi ke dalam persentase, maka tingkat *recall* model pada kelas sentimen positif adalah 98%.

$$F1 - Score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

$$F1 - Score_{Negatif} = \frac{2 \times 0,91 \times 0,79}{0,91 + 0,79} = 0,85$$

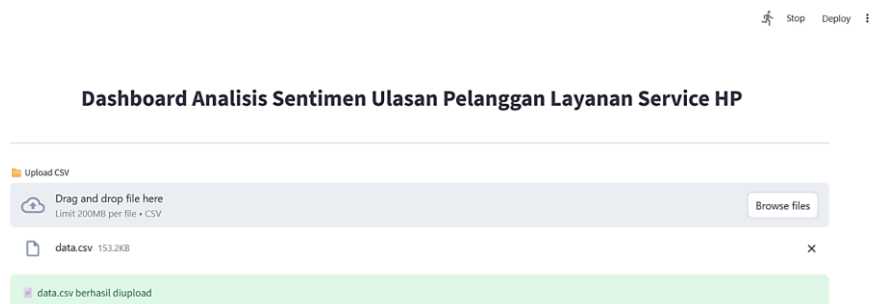
$$F1 - Score_{Netral} = \frac{2 \times 0,89 \times 0,76}{0,89 + 0,76} = 0,82$$

$$F1 - Score_{Positif} = \frac{2 \times 0,80 \times 0,98}{0,80 + 0,98} = 0,88$$

Mengacu pada Persamaan (4), nilai *F1-Score* tertinggi diperoleh pada kelas sentimen positif sebesar 0,88. Jika nilai tersebut dikonversi ke dalam persentase, maka nilai *F1-Score* model pada kelas sentimen positif adalah 88%.

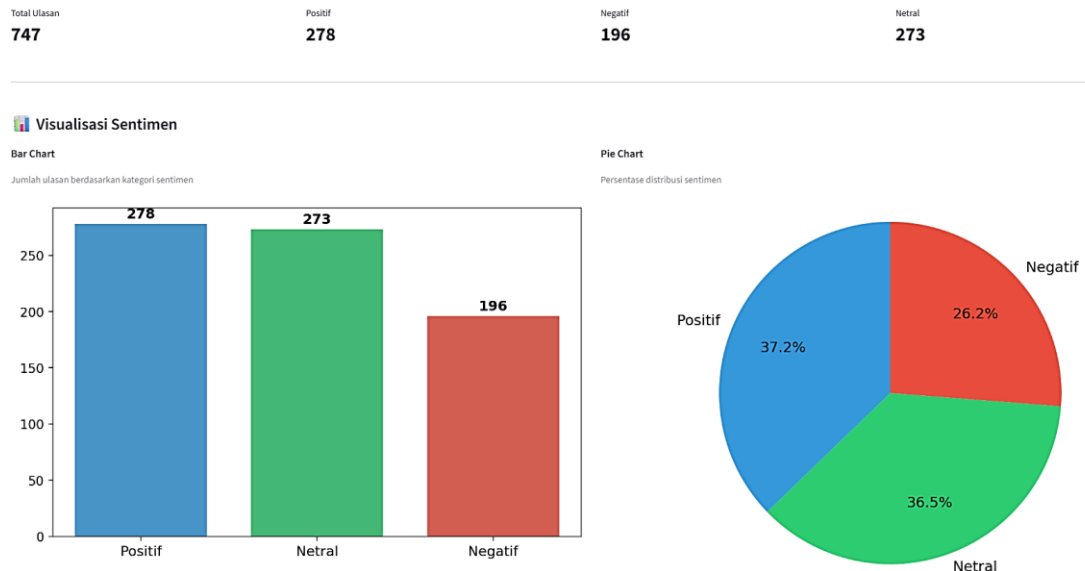
Berdasarkan hasil perhitungan, diperoleh nilai *accuracy* sebesar 85%, *precision* tertinggi sebesar 91%, *recall* tertinggi sebesar 98%, dan *F1-Score* tertinggi sebesar 88%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa kombinasi metode TF-IDF dan algoritma *Naive Bayes* mampu mengklasifikasikan sentimen ulasan layanan *service* HP dengan baik. Model juga mampu mengenali data sentimen positif secara efektif serta menghasilkan prediksi sentimen negatif dengan tingkat ketepatan yang tinggi.

3.2 Implementasi Sistem



Gambar 2. Halaman Utama Sistem

Gambar 2 menunjukkan halaman utama aplikasi yang digunakan untuk mengunggah dataset ulasan dalam format CSV. Dataset yang berhasil diunggah akan digunakan sebagai data masukan pada proses analisis sentimen dan klasifikasi.



Gambar 3. Halaman Visualisasi Sentimen

Gambar 3 menampilkan halaman visualisasi sentimen pada sistem. Halaman ini menyajikan hasil analisis sentimen dalam bentuk diagram batang (*bar chart*) dan diagram lingkaran (*pie chart*). Diagram batang digunakan untuk menampilkan jumlah ulasan pada setiap kategori sentimen, sedangkan diagram lingkaran digunakan untuk menunjukkan persentase distribusi sentimen. Tampilan visualisasi ini memudahkan pengguna dalam melihat dan memahami persebaran sentimen ulasan secara lebih informatif.

Search & Filter

Search:

Filter: Semua

hp (413) service (216) pelayanan (201) lcd (179) servis (171) ganti (167) ramah (128) tunggu (84) gratis (84) cepat (82)

No	Sentimen	Komentar
1	Positif	Di WA harga beda pas datang. Solusinya hampir 2x lipat. Untung komunikasi dulu sebelumnya dan survey
2	Negatif	Harga mahal di konter lainnya aj 500 disini 700 Cari untung banyak banget Dan hp cuman bertahan 1 bulan
3	Negatif	pelayanan ke servis center sangat buruk....
4	Negatif	Servisnya...lumayan mahal...

Gambar 4. Halaman Hasil Klasifikasi Sentimen

Gambar 4 menampilkan halaman hasil klasifikasi sentimen yang disajikan dalam bentuk tabel. Pada halaman ini, sistem menampilkan hasil prediksi sentimen untuk setiap ulasan ke dalam kategori positif, netral, dan negatif. Selain itu, tersedia fitur pencarian dan penyaringan data berdasarkan kategori sentimen serta filter kata-kata yang sering muncul pada ulasan. Fitur tersebut memudahkan pengguna dalam menelusuri hasil klasifikasi dan melakukan analisis terhadap data ulasan yang telah diproses.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menerapkan metode *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF-IDF) dan algoritma *Naive Bayes* untuk melakukan klasifikasi sentimen pada ulasan layanan *service* HP. Data penelitian diperoleh melalui proses *scraping* sebanyak 747 ulasan pengguna yang kemudian diproses melalui tahapan *preprocessing* yang meliputi *cleaning*, *case folding*, *tokenizing*, *normalisasi*, dan *stopword removal*. Selanjutnya, data diberi label sentimen menggunakan metode *lexicon-based*, dilakukan pembobotan fitur menggunakan TF-IDF, dan diklasifikasikan menggunakan algoritma *Naive Bayes* dengan pembagian data sebesar 80% data latih dan 20% data uji.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model memperoleh nilai *accuracy* sebesar 85%, dengan nilai *precision* tertinggi sebesar 0,91 pada kelas sentimen negatif, *recall* tertinggi sebesar 0,98 pada kelas sentimen positif, dan *F1-Score* tertinggi sebesar 0,88 pada kelas sentimen positif. Selain itu, hasil visualisasi sentimen menunjukkan bahwa ulasan positif mendominasi dengan jumlah 278 ulasan, diikuti sentimen netral sebanyak 273 ulasan dan sentimen negatif sebanyak 196 ulasan. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi metode TF-IDF dan *Naive Bayes* mampu mengklasifikasikan sentimen ulasan layanan *service* HP dengan baik serta dapat digunakan sebagai alat bantu dalam memahami persepsi pelanggan dan mendukung evaluasi kualitas layanan secara lebih efektif.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Sri Lestanti, Saiful Nur Budiman, and Erwan, “Analisis Sentimen Berdasarkan Hasil Review Lokasi Google Map Menggunakan Natural Language Toolkit TextBlob dan Naïve Bayes,” *JAMI: Jurnal Ahli Muda Indonesia*, vol. 5, no. 2, pp. 114–126, Dec. 2024, doi: <https://doi.org/10.46510/jami.v5i2.311>.
- [2] N. M. Al Ghazali and Y. Sibaroni, “Sentiment Classification in E-Commerce Using Naïve Bayes and Combined Lexicon - N-Gram Features,” *JIPi (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, vol. 10, no. 2, pp. 1257–1271, 2025, doi: <https://doi.org/10.29100/jipi.v10i2.6157>.
- [3] A. Ardi and Kurniawan, “Optimasi Metode Naïve Bayes Classifier Menggunakan Pendekatan Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) Pada Analisis Sentimen,” *JSai (Journal Scientific and Applied Informatics)*, vol. 7, no. 3, pp. 458–463, 2024, doi: <https://doi.org/10.36085/jsai.v7i3.7153>.
- [4] S. Samidi and D. Fatmawati, “Sentiment Classification of IT Service Feedback via TF-IDF,” *CogITO Smart Journal*, vol. 10, no. 2, pp. 403–417, 2024, doi: <https://doi.org/10.31154/cogito.v10i2.701.403-417>.
- [5] L. Zhang, “Features extraction based on Naive Bayes algorithm and TF-IDF for news classification,” *PLoS One*, vol. 20, no. 7 July, Jul. 2025, doi: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0327347>.
- [6] A. D. Meisya Putri, N. Sulistianingsih, and R. Rismayati, “Pengaruh Teknik Representasi Teks Bag-of-Words dan TF-IDF terhadap Akurasi Klasifikasi Sentimen Teks Multi-Domain,” *JTIM – Jurnal Teknologi Informasi dan Multimedia*, vol. 7, no. 4, pp. 675–688, 2025, doi: <https://doi.org/10.35746/jtim.v7i4.756>.

- [7] R. Maheri, F. N. Salisah, F. Muttakin, and Megawati, “ANALISIS SENTIMEN ULASAN APLIKASI M-PASPOR MENGGUNAKAN NAIVE BAYES DAN SUPPORT VECTOR MACHINE,” *JIPi (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, vol. 10, no. 1, pp. 448–458, 2025, doi: <https://doi.org/10.29100/jipi.v10i1.5826>.
- [8] S. A. Helmayanti, F. Hamami, and R. Y. Fa’rifah, “PENERAPAN ALGORITMA TF-IDF DAN NAÏVE BAYES UNTUK ANALISIS SENTIMEN BERBASIS ASPEK ULASAN APLIKASI FLIP PADA GOOGLE PLAY STORE,” *Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika dan Komunikasi*, vol. 4, no. 3, pp. 1822–1834, 2023, doi: <https://doi.org/10.35870/jimik.v4i3.415>.
- [9] T. Setyani, K. Sari, H. N. Heidy, and R. R. Suryono, “Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Jamsostek Mobile Berdasarkan Ulasan Google Play Store Menggunakan Algoritma Support Vector Machine dan Naive Bayes,” vol. 6, no. 1, pp. 373–384, 2026, doi: <https://doi.org/10.57152/malcom.v6i1.2526>.
- [10] S. M. Permataning Tyas, B. S. Rintyarna, and W. Suharso, “The Impact of Feature Extraction to Naïve Bayes Based Sentiment Analysis on Review Dataset of Indihome Services,” *Digital Zone: Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 13, no. 1, pp. 1–10, 2022, doi: <https://doi.org/10.31849/digitalzone.v13i1.9158>.