

Analisis Sentimen Berbasis Aspek pada Ulasan Mobile JKN di Google Play Store Menggunakan SVM

¹⁾Petronela Hanipa

Universitas Dhyana Pura, Kabupaten Badung, Bali, Indonesia
E-Mail: petronelahanipa@gmail.com

²⁾I Made Dwi Ardiada

Universitas Dhyana Pura, Kabupaten Badung, Bali, Indonesia
E-Mail: dwiardiada@undhirabali.ac.id

³⁾Prastyadi Wibawa Rahayu

Universitas Dhyana Pura, Kabupaten Badung, Bali, Indonesia
E-Mail: prastyadiwibawa@undhirabali.ac.id

ABSTRACT

Aspect-based sentiment analysis on user reviews of the Mobile JKN application was conducted to identify user perceptions regarding interface, features and performance, as well as service aspects using the Support Vector Machine (SVM) method. The data were collected through scraping Google Play Store reviews from October 2025 to December 2025, resulting in 13,503 reviews, of which 3,659 met the criteria for aspect-based analysis. The research stages included text preprocessing, TF-IDF weighting, and classification using SVM. The evaluation was performed using two data-splitting scenarios, namely 80:20 and 70:30, to assess model performance under different proportions of training and Testing data. The results indicate that the service aspect is the most frequently discussed by users. The SVM model achieved the highest Accuracy of 96.88% for the interface aspect, 90.80% for the features and performance aspect, and 95.07% for the service aspect, with Precision and Recall values indicating good classification performance.

Keywords: Aspect, Analysis, JKN, Sentimen, SVM

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi mendorong transformasi layanan kesehatan ke dalam bentuk digital. Salah satu bentuk transformasi tersebut adalah aplikasi *Mobile Jaminan Kesehatan Nasional (JKN)* yang diluncurkan pada tanggal 17 November 2017. Aplikasi *Mobile JKN* telah diunduh lebih dari 50 juta kali di *Google Play Store* serta memperoleh sekitar 948 ribu ulasan pengguna dengan rating sebesar 4,5. Aplikasi ini dikembangkan untuk meningkatkan efisiensi layanan serta kemudahan akses bagi peserta dalam melakukan berbagai aktivitas seperti pendaftaran layanan, konsultasi dokter, serta pengelolaan data peserta [1]. Tingginya jumlah unduhan dan ulasan pengguna di *Google Play Store* menunjukkan bahwa aplikasi ini banyak dimanfaatkan sekaligus menjadi sumber informasi penting terkait kualitas layanan.

Namun demikian, meskipun *Mobile JKN* menawarkan berbagai kemudahan layanan, masih banyak ditemukan keluhan pengguna pada ulasan *Google Play Store*. Berdasarkan hasil pengamatan pada ulasan pengguna, berbagai permasalahan yang sering dikeluhkan meliputi kesulitan dalam proses klaim, gangguan

pada sistem aplikasi, fitur yang belum optimal, hingga keterlambatan respons dari layanan pelanggan. Beragamnya opini pengguna terhadap kualitas layanan aplikasi menunjukkan adanya perbedaan sentimen yang dapat dianalisis untuk mengetahui tingkat kepuasan pengguna terhadap aplikasi *Mobile JKN*.

Untuk menghadapi permasalahan tersebut, diperlukan pendekatan yang lebih mendalam yaitu analisis sentimen berbasis aspek yang mampu memisahkan berbagai domain keluhan sehingga dapat diketahui aspek mana yang paling banyak mendapatkan perhatian pengguna. Analisis sentimen berbasis aspek pada aplikasi layanan medis digital memungkinkan identifikasi aspek spesifik yang menjadi perhatian pengguna [2]. Dalam penelitian ini, kategori aspek yang digunakan difokuskan pada tiga dimensi utama yaitu aspek tampilan, fitur dan performa, serta layanan yang masing-masing mewakili faktor penting dalam pengalaman pengguna terhadap aplikasi *Mobile JKN*.

Support Vector Machine (SVM) merupakan algoritma *machine learning* yang sangat efektif untuk klasifikasi sentimen berbasis aspek [3]. Dalam penelitian yang dilakukan oleh Jessica Widyadhana Iskandar dan Yessica Nataliani pada tahun 2021 mengenai Perbandingan Naïve

Bayes, SVM, dan K-NN untuk Analisis Sentimen *Gadget* Berbasis Aspek, algoritma SVM memperoleh rata-rata *Accuracy* sebesar 96,43% dan menjadi metode dengan performa terbaik dibandingkan algoritma lainnya[4].

Analisis sentimen secara umum hanya mengklasifikasikan opini menjadi positif atau negatif, sehingga diperlukan pendekatan berbasis aspek untuk memperoleh informasi yang lebih rinci. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen pengguna aplikasi *Mobile JKN* berdasarkan aspek tampilan, fitur & performa, serta layanan menggunakan metode SVM, serta mengevaluasi kinerja model menggunakan *Accuracy*, *Precision*, dan *Recall*.

METODE

Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder berupa ulasan berbahasa Indonesia dari pengguna aplikasi *Mobile JKN* di *Google Play Store*. Pengambilan data dilakukan melalui teknik web scraping menggunakan library *google-play-scraper* pada Python.

Seleksi dan Pelabelan Data

Proses seleksi data dilakukan untuk memisahkan ulasan yang relevan berdasarkan keberadaan kata kunci yang berkaitan dengan tiga aspek utama, yaitu tampilan, fitur dan performa, serta layanan. Ulasan yang tidak mengandung kata kunci dari ketiga aspek tersebut dikeluarkan dari dataset. Adapun kriteria atau kata kunci yang harus dimiliki oleh sebuah data ulasan untuk sebuah ulasan itu masuk kedalam salah satu aspek adalah sebagai berikut:

- Tampilan
user friendly, mudah digunakan, antarmukanya jelas [5], Tampilan, desain, layout, visual, menarik, rapi, mudah dipahami, mudah digunakan, navigasi, informasi jelas, tidak membingungkan [6].
- Fitur & Performa
sistemnya cepat, hasil relevan, loading, cepat, performa menurun [5], Fitur, fungsi, tidak bisa digunakan, error, lemot, lambat, *loading*, gagal, *crash*, sistem bermasalah [6]
- Layanan
Pelayanan, membantu, terbantu, respon, *customer service*, admin, komplain, penanganan masalah [6].

Lalu untuk analisis sentimen dua kelas yaitu kelas positif dan negatif akan dinilai dari *rating* yang di berikan oleh pengguna dimana *rating* 1–2 dikategorikan sebagai sentimen negatif, sedangkan *rating* 4–5 dikategorikan sebagai sentimen positif dan *rating* 3 tidak digunakan dalam penelitian karena dianggap netral dan berpotensi mengganggu performa model dalam klasifikasi biner [7]. Dari proses ini diperoleh 3.659 ulasan yang memenuhi kriteria.

Preprocessing

Tahap *preprocessing* meliputi beberapa langkah untuk membersihkan dan menyiapkan data teks, yaitu:

Cleaning: Menghapus URL, mention, hashtag, angka, simbol, emoji, dan karakter non-ASCII [8].

Case Folding: bagian dari proses analisis teks yang bertujuan untuk mengubah huruf kapital dalam sebuah dokumen menjadi huruf kecil [9]

Tokenizing: dilakukan untuk memecah teks menjadi unit-unit kata atau token [10]

Stopword Removal: Menghapus kata-kata yang tidak memiliki makna penting menggunakan kombinasi *stopword* Sastrawi [11] dan custom *stopword*.

Stemming: Mengubah kata berimbuhan menjadi kata dasar menggunakan algoritma Sastrawi guna menyeragamkan bentuk dasar kata bahasa Indonesia [12].

Pembobotan TF-IDF

Term Frequency-Inverse Document frequency (TF-IDF) digunakan untuk menghitung bobot setiap kata dalam dokumen. Nilai TF menunjukkan frekuensi kemunculan kata dalam dokumen, sedangkan IDF mengukur tingkat keunikan kata di seluruh dokumen. Rumus mencari nilai TF:

$$TF = \frac{f(t, d)}{\sum_k f(k, d)}$$

Keterangan:

F(t,d): Frekuensi kemunculan kata t dalam dokumen d

$\sum_k f(k, d)$: Total semua kata dalam dokumen d

Rumus mencari nilai IDF:

$$idf = \log\left(\frac{N}{n_f}\right)$$

Keterangan:

N : Document frequency

n_f : jumlah dokumen yang mengandung kata t

Setelah mendapatkan nilai TF dan idf maka selanjutnya mencari nilai TF-IDF dengan rumus:

$$W_{t,d} = TF_{t,d} * idf_t$$

Keterangan:

$W_{t,d}$: bobot kata ke -t pada dokumen ke -d

$TF_{t,d}$: banyaknya kemunculan kata ke -t pada dokumen -d

idf_t : Inverse Document frequency pada kata t

d : Dokumen ke - d

t : kata ke - t dari kata kunci

df : banyaknya dokumen yang mengandung kata kunci

Klasifikasi Support Vector Machine

Support Vector Machine dengan kernel linear digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen pada setiap aspek. Pada ruang berdimensi tinggi, *Support Vector Machine* (SVM) merupakan suatu teknik untuk menemukan *Hyperplane* yang bisa memisahkan dua set data dari dua kelas yang berbeda [13]. Data dibagi menjadi dua skenario rasio, yaitu 80:20 dan 70:30,

menggunakan metode stratified sampling untuk menjaga keseimbangan distribusi kelas.

Pada penelitian ini, nilai parameter awal yang digunakan dalam proses pembelajaran SVM ditetapkan yaitu α (α) = 0,5, parameter penalti $C = 1$, parameter $\lambda = 0,5$, parameter γ = 0,5, serta nilai ϵ (ϵ) = 0,001 [14]. Langkah langkah dalam metode *Support Vector Machine* adalah sebagai berikut:

1. Mencari kata kata yang sering muncul di dokumen

2. Menghitung *Matrix* dengan rumus:

$$D_{ij} = y_i y_j (K(\vec{x}_i * \vec{x}_j) + \lambda^2)$$

D_{ij} : elemen *Matrix* data ke-ij

y_i : kelas atau label data ke -i

y_j : kelas atau label data ke-j

λ : turunan batas teoritis

$K(\vec{x}_i * \vec{x}_j)$: fungsi *Kernel*

3. Untuk data ke $n = 1, 2, 3, \dots, n$ berikut ini:

$$E_i = \sum_{j=1}^n a_j D_{ij}$$

$$\delta a_i = \min\{\max[y(1 - E_i), -a_i], c - a_i\}$$

$$a_i = a_i + \delta a_i$$

Keterangan:

E_i : nilai *Error* data ke-i

y : tingkat pembelajaran

$\max$: nilai maksimum diagonal *Matrix* hessian

4. Mencari nilai bias (b) dengan menggunakan persamaan

5. Pengujian pada dokumen yang di uji

$$b = -\frac{1}{2}(< w . x_1 > + < w . x_1 >)$$

6. Perhitungan Keputusan

$$h(x) = \begin{cases} +1 & \text{if } w \cdot x + b \geq 1 \\ -1 & \text{if } w \cdot x + b \leq -1 \end{cases}$$

Jika hasil perhitungan suatu keputusan adalah lebih dari atau sama dengan 0, maka nilainya dianggap sebagai kelas positif dengan nilai +1. Sedangkan jika hasil perhitungan keputusan kurang dari 0, maka nilainya akan dianggap sebagai kelas negatif dengan nilai -1. Perhitungan keputusan ini dilakukan dengan rumus berikut

$$h(x) = w \cdot x + b$$

Confusion Matrix

Confusion Matrix merupakan metode yang digunakan untuk menghitung *Accuracy*, *Precision*, dan *Recall*.

1. *Accuracy* adalah mengukur sejauh mana prediksi model sesuai dengan data sebenarnya [15]. Berikut rumusnya;

$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} 100\%$$

2. *Precision* adalah proporsi dari prediksi positif yang benar terhadap total jumlah prediksi posisi [16]. Berikut rumusnya;

$$precision = \frac{TP}{TP + FP} 100\%$$

3. *Recall* adalah Mengukur seberapa banyak dari semua data aktual pada suatu kelas

(misalnya negatif) yang berhasil dikenali oleh model [17]. Berikut rumusnya;

$$recall = \frac{TP}{TP + FN} 100\%$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengumpulan Data

Total data yang berhasil dikumpulkan adalah 13.503 ulasan dari periode Oktober 2025 hingga Desember 2025.

Seleksi dan Pelabelan Data

Berdasarkan hasil seleksi dan pelabelan data, diperoleh distribusi ulasan pada setiap aspek sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Distribusi Data Ulasan per Aspek

Aspek	Positif	Negatif	Total
Tampilan	136	21	157
Fitur & Performa	506	832	1.338
Layanan	2.203	231	2.434

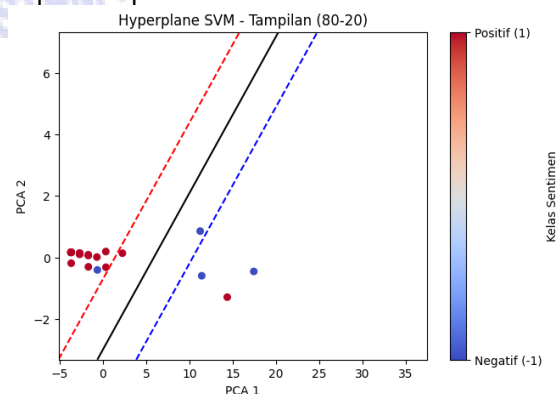
Aspek layanan merupakan aspek yang paling banyak dibahas oleh pengguna dengan total 2.434 ulasan, diikuti oleh aspek fitur dan performa sebanyak 1.338 ulasan, serta aspek tampilan sebanyak 157 ulasan.

Klasifikasi SVM

proses klasifikasi dilakukan dengan memisahkan data berdasarkan aspek. Data kemudian dibagi menggunakan metode *train-test* split dengan rasio 70:30 dan 80:20. Model SVM dilatih menggunakan data *training* dan diuji pada data *Testing*. Hasil prediksi kemudian dibandingkan dengan label asli untuk keperluan evaluasi.

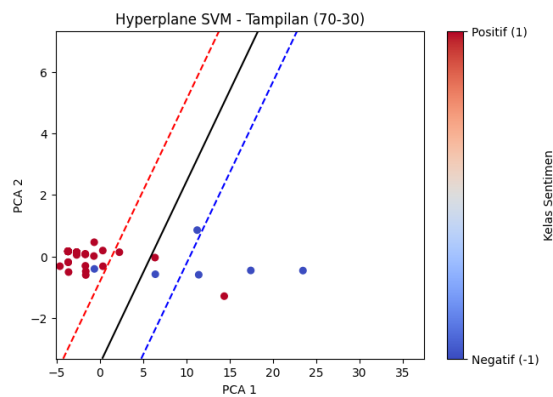
1. Aspek Tampilan

Berdasarkan hasil pengujian model SVM menggunakan 20% data *Testing* sebanyak 32 ulasan dari total 157 data, diperoleh hasil bahwa 31 ulasan berhasil terklasifikasi dengan benar dan 1 ulasan lainnya tidak sesuai. Berikut gambar 1 merupakan hasil visualisasi dari *Hyperplane* SVM untuk data *Testing* 20% pada aspek tampilan.



Gambar 1. Hasil Visualisasi *Hyperplane* Data *Testing* 20 % Aspek Tampilan

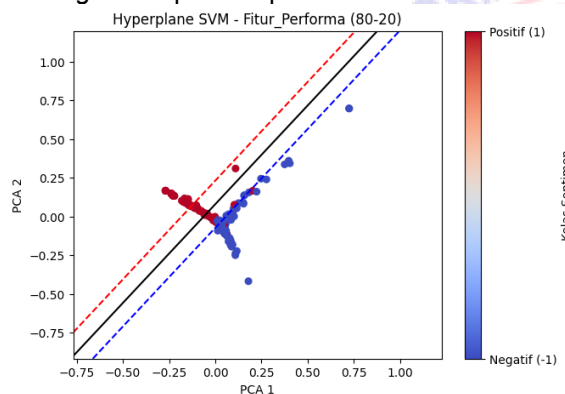
Berdasarkan hasil pengujian model SVM menggunakan 30% data *Testing* sebanyak 48 data, diperoleh hasil bahwa 46 ulasan berhasil terklasifikasi dengan benar dan 2 ulasan lainnya tidak sesuai. Berikut gambar 2 merupakan hasil visualisasi dari *Hyperplane* SVM untuk data *Testing* 30% pada aspek tampilan.



Gambar 2. Hasil Visualisasi *Hyperplane* Data Testing 30 % Aspek Tampilan

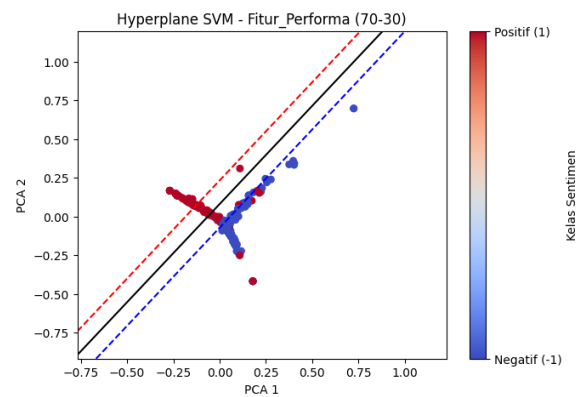
2. Aspek Fitur & Performa

Berdasarkan hasil pengujian model SVM pada aspek fitur & performa menggunakan 20% data *Testing* sebanyak 268 ulasan dari total 1.338 data, diperoleh hasil bahwa 243 ulasan berhasil terklasifikasi dengan benar dan 25 ulasan lainnya tidak sesuai. Berikut gambar 3 merupakan hasil visualisasi dari *Hyperplane* SVM untuk data *Testing* 20% pada aspek Fitur & Performa.



Gambar 3. Hasil Visualisasi *Hyperplane* Data Testing 20 % Aspek Fitur & Performa

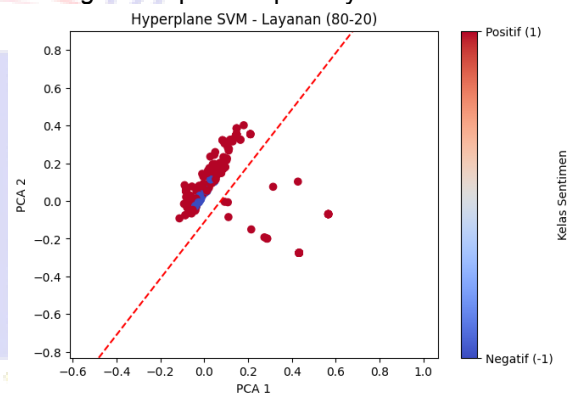
Berdasarkan hasil pengujian model SVM pada aspek fitur & performa menggunakan 30% data *Testing* sebanyak 402 ulasan diperoleh hasil bahwa 365 ulasan berhasil terklasifikasi dengan benar dan 37 ulasan lainnya tidak sesuai. Berikut gambar 4. merupakan hasil visualisasi dari *Hyperplane* SVM untuk data *Testing* 30% pada aspek Fitur & Performa



Gambar 4. Hasil Visualisasi *Hyperplane* Data Testing 30 % Aspek Fitur & Performa

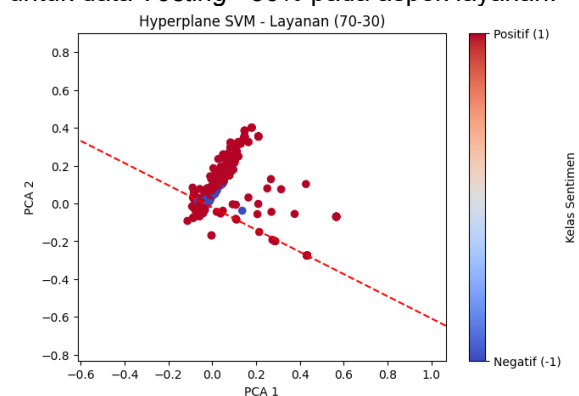
3. Layanan

Berdasarkan hasil pengujian model SVM pada aspek layanan menggunakan 20 % data *Testing* sebanyak 487 ulasan dari total 2.434 data, diperoleh hasil bahwa 460 ulasan berhasil terklasifikasi dengan benar dan 27 ulasan lainnya tidak sesuai. Berikut gambar 5 merupakan hasil visualisasi dari *Hyperplane* SVM untuk data *Testing* 20% pada aspek layanan.



Gambar 5. Hasil Visualisasi *Hyperplane* Data Testing 20 % Aspek Layanan

Berdasarkan hasil pengujian model SVM pada aspek layanan menggunakan 30 % data *Testing* sebanyak 731 ulasan, diperoleh hasil bahwa 689 ulasan berhasil terklasifikasi dengan benar dan 42 ulasan lainnya tidak sesuai. Berikut gambar 6 merupakan hasil visualisasi dari *Hyperplane* SVM untuk data *Testing* 30% pada aspek layanan.

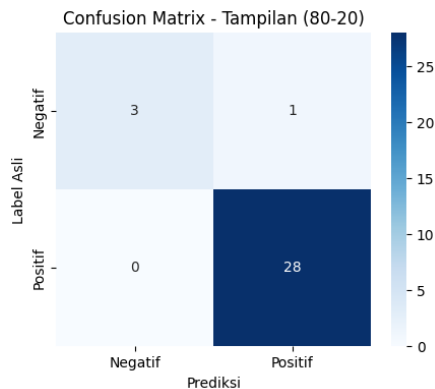


Gambar 6. Hasil Visualisasi *Hyperplane* Data Testing 30 % Aspek Layanan

Pengujian

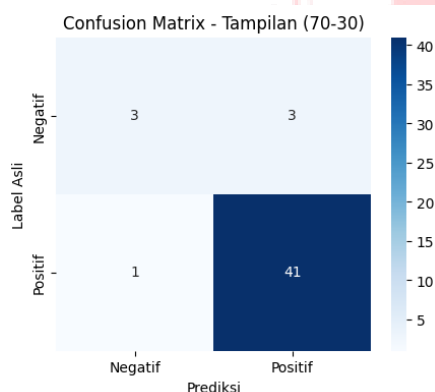
1. Aspek Tampilan

Pada tahap pengujian aspek tampilan, hasil pembagian data 80:20 terdiri dari 80% data *training* sebanyak 125 ulasan dan 20% data *Testing* sebanyak 32 ulasan, dengan total 157 data ulasan. Berikut gambar 7 Hasil *Confusion Matrix* Dengan Data *Testing* 20% pada aspek tampilan.



Gambar 7. Hasil *Confusion Matrix* Dengan Data *Testing* 20% Pada Aspek Tampilan

Pada tahap pengujian terhadap aspek tampilan memberikan hasil dari proses split data 70:30 ada pada 70% data *training* dari 109 data ulasan serta 30% data *Testing* dari 48 data ulasan. Berikut gambar 8 Hasil *Confusion Matrix* Dengan Data *Testing* 30% pada aspek tampilan



Gambar 8. Hasil *Confusion Matrix* Dengan Data *Testing* 30% Pada Aspek Tampilan

Hasil Perhitungan *Confusion Matrix* Aspek tampilan dapat dilihat pada tabel 2 berikut.

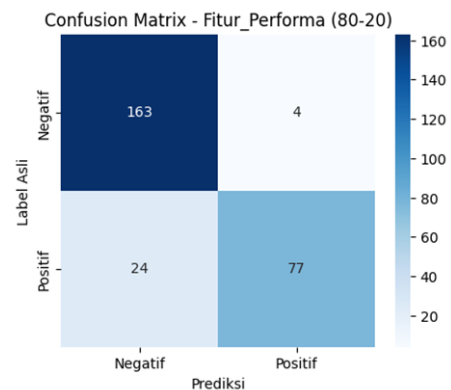
Tabel 2. *Confusion Matrix* Aspek tampilan

Metrik	80:20	70:30
Accuracy	96,88%	91,67%
Precision (+)	96,55%	93,18%
Precision (-)	100%	75%
Recall (+)	100%	97,62%
Recall (-)	75%	50%

2. Aspek Fitur & Performa

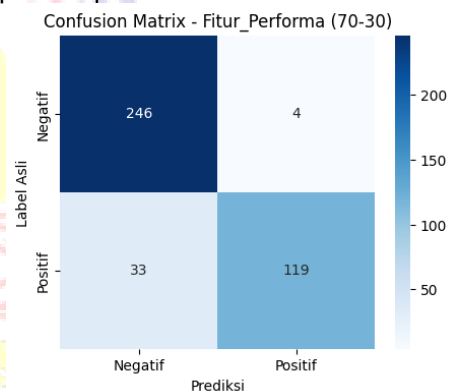
Pada tahap pengujian aspek Fitur & Performa, pembagian data 80:20 menghasilkan 80% data *training* sebanyak 1.070 ulasan dan 20% data *Testing* sebanyak 268 ulasan, dengan total 1.338

data ulasan. Berikut gambar 9 Hasil *Confusion Matrix* Dengan Data *Testing* 20% pada aspek Fitur & Performa.



Gambar 9. Hasil *Confusion Matrix* Dengan Data *Testing* 20% Pada Aspek Fitur & Performa

Pada tahap pengujian aspek Fitur & Performa, pembagian data 70:30 menghasilkan 70% data *training* sebanyak 936 ulasan dan 30% data *Testing* sebanyak 402 ulasan. Berikut gambar 10 Hasil *Confusion Matrix* Dengan Data *Testing* 30% pada aspek Fitur & Performa.



Gambar 10. Hasil *Confusion Matrix* Dengan Data *Testing* 30% Pada Aspek Fitur & Performa

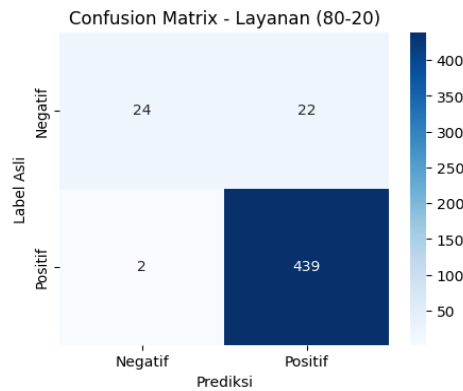
Hasil Perhitungan *Confusion Matrix* Aspek Fitur & Performa dapat dilihat pada tabel 3 berikut

Tabel 3. *Confusion Matrix* Aspek Fitur & Performa

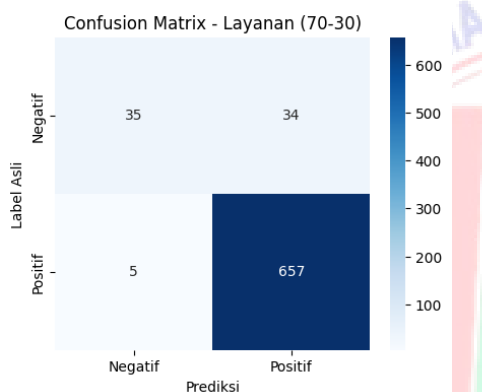
Metrik	80:20	70:30
Accuracy	89,55%	90,80%
Precision (+)	95,06%	96,75%
Precision (-)	87,17%	88,17%
Recall (+)	76,24%	78,29%
Recall (-)	97,60%	98,40%

3. Layanan

Pada tahap pengujian aspek layanan, pembagian data 80:20 menghasilkan 80% data *training* sebanyak 1.947 ulasan dan 20% data *Testing* sebanyak 487 ulasan, dengan total 2.434 data ulasan. Berikut gambar 11 Hasil *Confusion Matrix* Dengan Data *Testing* 20% pada aspek layanan.



Gambar 11. Hasil *Confusion Matrix* Dengan Data *Testing* 20% Pada Aspek Layanan
 Pada tahap pengujian terhadap aspek layanan memberikan hasil dari proses split data 70:30 ada pada 70% data *training* dari 1.703 data ulasan serta 30% data *Testing* dari 731. Berikut gambar 12 Hasil *Confusion Matrix* Dengan Data *Testing* 30% pada aspek layanan



Gambar 12. Hasil *Confusion Matrix* Dengan Data *Testing* 30% Pada Aspek Layanan
 Hasil Perhitungan *Confusion Matrix* Aspek layanan dapat dilihat pada tabel 4 berikut

Tabel 4. *Confusion Matrix* Aspek layanan

Metrik	80:20	70:30
Accuracy	95,07%	94,66%
Precision (+)	95,23%	95,08%
Precision (-)	92,31%	87,50%
Recall (+)	99,55%	99,24%
Recall (-)	52,17%	50,72%

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, diperoleh kesimpulan sebagai berikut
 Hasil Analisis SVM dari Berbagai Aspek

- Aspek Tampilan:**
 Model SVM mampu mengklasifikasikan data dengan sangat baik pada kedua rasio pengujian. Pada rasio 80:20, dari 32 data uji sebanyak 31 data berhasil diklasifikasikan dengan benar dan 1 data tidak sesuai. Pada rasio 70:30, dari 48 data uji sebanyak 46 data berhasil diklasifikasikan dengan benar dan 2 data tidak sesuai.
- Aspek Fitur & Performa:**
 Model SVM menunjukkan performa yang stabil dalam proses klasifikasi. Pada rasio

80:20, dari 268 data uji sebanyak 243 data berhasil diklasifikasikan dengan benar dan 25 data tidak sesuai. Pada rasio 70:30, dari 402 data uji sebanyak 365 data berhasil diklasifikasikan dengan benar dan 37 data tidak sesuai.

- Aspek Layanan:**
 Model SVM menunjukkan hasil klasifikasi yang tinggi pada aspek layanan. Pada rasio 80:20, dari 487 data uji sebanyak 460 data berhasil diklasifikasikan dengan benar dan 27 data tidak sesuai. Pada rasio 70:30, dari 731 data uji sebanyak 689 data berhasil diklasifikasikan dengan benar dan 42 data tidak sesuai.

Hasil Akurasi dari Setiap Aspek

- Aspek Tampilan:**
 Pada rasio 80:20 diperoleh akurasi sebesar 96,88%, dengan *Precision* positif 96,55% dan *Recall* positif 100%, serta *Precision* negatif 100% dan *Recall* negatif 75%. Pada rasio 70:30 diperoleh akurasi sebesar 91,67%, dengan *Precision* positif 93,18% dan *Recall* positif 97,62%, serta *Precision* negatif 75% dan *Recall* negatif 50%.
- Aspek Fitur & Performa:**
 Pada rasio 80:20 diperoleh akurasi sebesar 89,55%, dengan *Precision* positif 95,06% dan *Recall* positif 76,24%, serta *Precision* negatif 87,17% dan *Recall* negatif 97,60%. Pada rasio 70:30 diperoleh akurasi sebesar 90,80%, dengan *Precision* positif 96,75% dan *Recall* positif 78,29%, serta *Precision* negatif 88,17% dan *Recall* negatif 98,40%.
- Aspek Layanan:**
 Pada rasio 80:20 diperoleh akurasi sebesar 95,07%, dengan *Precision* positif 95,23% dan *Recall* positif 99,55%, serta *Precision* negatif 92,31% dan *Recall* negatif 52,17%. Pada rasio 70:30 diperoleh akurasi sebesar 94,66%, dengan *Precision* positif 95,08% dan *Recall* positif 99,24%, serta *Precision* negatif 87,50% dan *Recall* negatif 50,72%.

DAFTAR PUSTAKA

- W. R. Dhani and F. Indrawati, "Pengaruh Kualitas Layanan Mobile JKN terhadap Kepuasan Pengguna di Pusat Layanan Kesehatan Universitas Negeri Semarang," *Quantum wellnes J. ilmu Kesehat.*, vol. 2, no. 1, pp. 195–202, 2025, doi: <https://doi.org/10.62383/quwell.v2i1.1414>.
- A. Sari Pranasti, "Penerapan Analisis Sentimen Berbasis Aspek Menggunakan Mesin Vektor Pendukung pada Aplikasi Layanan Medis Digital," *J. Compr. Sci.*, vol. 4, no. 2, pp. 780–797, 2025, doi: 10.59188/jcs.v4i2.3047.
- R. U. Fahmi, A. A. Arifiyanti, T. Luhur, and I. Sugata, "ANALISIS SENTIMEN BERBASIS ASPEK PADA ULASAN APLIKASI MIDI KRIING MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 9, no. 3, pp. 4831–

- 4839, 2025, doi: <https://doi.org/10.36040/jati.v9i3.13783>.
- [4] W. Ningsih, B. Alfiana, and D. Wulandari, "Comparison of Naive Bayes and SVM Algorithms in Twitter Sentiment Analysis on Electric Car Use in Indonesia Perbandingan Algoritma SVM dan Naive Bayes dalam Analisis Sentimen Twitter pada Penggunaan Mobil Listrik di Indonesia," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 4, no. April, pp. 556–562, 2024, doi: <https://doi.org/10.57152/malcom.v4i2.1253>.
- [5] A. D. Pangestu, G. P. Dini, F. A. Sariasih, S. N. Rakhmah, and I. Sutoyo, "PENGEMBANGAN APLIKASI WEB REKOMENDASI KURSUS ONLINE," *J. Sist. Inf. dan Teknologi Inf. V*, vol. 8, no. 1, pp. 976–988, 2026, doi: <https://doi.org/10.52005/11ex3b91>.
- [6] A. Trianita, R. W. Damayanti, P. S. Manajemen, U. Jenderal, and A. Yani, "PENGARUH KUALITAS TAMPILAN APLIKASI DAN HARGA TERHADAP MINAT BELI GEN Z DENGAN KEPUASAN PELANGGAN SEBAGAI MEDIASI PADA PENGGUNA SOCIAL," *J. akuntansi dan Manaj. bisnis*, vol. 4, no. 2, pp. 113–126, 2024.
- [7] S. A. Sulistiawati, D. Mardiana, G. Aji, U. Islam, N. K. H. Abdurrahman, and W. Pekalongan, "Analisis sentimen ulasan aplikasi fintech pembiayaan syariah ammana di google play store," *J. MEDIA Akad.*, vol. 4, no. 1, 2026, doi: 10.62281.
- [8] A. A. Rohman and I. Verawati, "Perbandingan Kinerja Model Transformer Monolingual Dalam Analisis Sentimen Terhadap Website Coretax Pada Platform X," *IJCSR Indones. J. Comput. Sci. Res.*, vol. 5, no. 1, pp. 24–36, 2026, doi: 10.37905.
- [9] S. Heristian, M. Napiah, and W. Erawati, "Analisis Sentimen Ulasan Pelanggan Menggunakan Algoritma Naive Bayes pada Aplikasi Gojek," *Comput. Sci.*, vol. 5, no. 1, pp. 35–41, 2025.
- [10] M. Ardana, R. Mayasari, and I. Maulana, "BULLETIN OF COMPUTER SCIENCE RESEARCH Perbandingan Naive Bayes dan SVM untuk Analisis Sentimen Ulasan Kompas . id pada Data Tidak Seimbang," *Bull. Comput. Sci. Res.*, vol. 6, no. 1, pp. 399–408, 2025, doi: 10.47065/bulletincsr.v6i1.929.
- [11] A. A. Solihin *et al.*, "Evaluasi Pengaruh Varian Daftar Stopword terhadap Kinerja Klasifikasi Teks Al- Qur ' an dengan Support Vector Machine dan Backpropagation Neural Network Program Studi Teknologi Informasi , Fakultas Ilmu Komputer , Universitas Amikom Purwokerto , Indonesia," *J. Pendidik. dan Teknol. Indones.*, vol. 5, no. 7, pp. 1867–1880, 2025, doi: <https://doi.org/10.52436/1.jpti.875>.
- [12] D. C. Nugroho *et al.*, "PENERAPAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE UNTUK ANALISIS," *INFOTECH J.*, vol. 11, no. 2, pp. 474–479, 2025, doi: <https://doi.org/10.31949/infotech.v11i2.16781>.
- [13] F. Ladayya, D. Siregar, W. E. Pranoto, and H. D. Muchtar, "Analisis Sentimen pada Program Transportasi Publik JakLingko dengan Metode Support Vector Machine," *J. Stat. dan Apl.*, vol. 6, no. 2, pp. 381–392, 2022, doi: <https://doi.org/10.21009/JSA.06221>.
- [14] S. Penentuan *et al.*, "Penentuan Kelayakan dan Besaran Pinjaman Pada Koperasi Di Banjarmasin Memanfaatkan Support Vector Machine (SVM) Dan Regresi Linier Berganda," *J. Sains Komput. dan Teknol. Inf.*, pp. 49–58, 2022, doi: <https://doi.org/10.33084/jsakti.v4i2.2838>.
- [15] A. F. Rizki and W. Prihartono, "ANALISIS SENTIMEN ULASAN GOOGLE MAPS RUMAH SAKIT KHALISHAH DI CIREBON DENGAN ALGORITMA NAIVE BAYES," *JITET (Jurnal Inform. dan Tek. Elektro Ter.*, vol. 13, no. 2, pp. 728–738, 2025, doi: 10.23960/jitet.v13i2.6309.
- [16] L. Hakim, A. Sobri, L. Sunardi, and D. Nurdiansyah, "Prediksi penyakit jantung berbasis mesin learning dengan menggunakan metode k-nn," *J. Digit. Teknol. Inf.*, vol. 07, no. 02, pp. 14–20, 2025, doi: 10.32502/digital.v7i2.9429.
- [17] R. E. Pambudi, H. Purnomo, and A. Aglasia, "Analisis Klasifikasi Sentimen Pengguna MyPertamina Menggunakan Metode Evaluasi Precision , Recall , dan," *Aisyah J. Informatics Electr. Eng.*, vol. 07, no. 02, pp. 17–22, 2025.