

ANALISIS SENTIMEN EVALUASI MAHASISWA TERHADAP LAYANAN DI UNISNU JEPARA MENGGUNAKAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE

Noor Azizah

Sekolah Pascasarjana, Program Studi Sistem Informasi
Universitas Diponegoro
Fakultas Sains dan Teknologi, Program Studi Sistem Informasi
Universitas Islam Nahdlatul Ulama Jepara
Email: noorazizah24@students.undip.ac.id

Adi Wibowo

Fakultas Sains dan Matematika, Departemen Informatika
Universitas Diponegoro
Email: adiwibowo@lecturer.undip.ac.id

Budi Warsito

Fakultas Sains dan Matematika, Departemen Statistika
Nama Universitas atau perusahaan
Email: budiwarsitoundip@gmail.com

Nadia Annisa Maori

Fakultas Sains dan Teknologi, Program Studi Teknik Informatika
Universitas Islam Nahdlatul Ulama Jepara
Email: nadia@unisnu.ac.id

ABSTRAK

Kualitas layanan di perguruan tinggi menjadi salah satu fokus utama dalam dunia pendidikan. Sehingga dibutuhkan evaluasi layanan untuk menjamin kualitas perguruan tinggi. Salah satu evaluasi yang dilakukan adalah evaluasi yang dilakukan oleh mahasiswa. Permasalahannya terletak pada banyaknya komentar mahasiswa dalam bentuk teks bebas, yang sulit dianalisis secara manual dan efisien. Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan penggunaan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dalam menganalisis sentimen mahasiswa terhadap tiga jenis layanan di UNISNU Jepara: layanan akademik, layanan beasiswa, dan layanan perpustakaan. Penelitian dilakukan dengan mengikuti tahapan CRISP-DM, meliputi pemahaman bisnis, pemahaman data, persiapan data, pemodelan, evaluasi, dan penarikan kesimpulan. Data diperoleh dari komentar terbuka dalam sistem SIAKAD, diproses melalui tahapan text preprocessing, dan kemudian diklasifikasikan menggunakan SVM. Hasil pengujian menunjukkan bahwa algoritma SVM mampu mengklasifikasikan sentimen dengan tingkat akurasi tinggi: 95,8% untuk layanan akademik, 95,7% untuk beasiswa, dan 98,4% untuk perpustakaan. Temuan ini menunjukkan efektivitas SVM dalam menganalisis sentimen teks tidak terstruktur dan memberikan dasar strategis untuk peningkatan kualitas layanan di perguruan tinggi.

Kata kunci: *analisis sentiment, evaluasi layanan, support vector machine*

ABSTRACT

Service quality in university is one of the main focuses in education. So that service evaluation is needed to ensure the quality of higher education. One of the evaluations conducted is an evaluation conducted by students. The problem lies in the large number of student comments in the form of free text, which is difficult to analyze manually and efficiently. Therefore, this study proposes the use of the Support Vector Machine (SVM) algorithm in analyzing student sentiment

towards three types of services at UNISNU Jepara: academic services, scholarship services, and library services. The research was conducted by following the CRISP-DM stages, including business understanding, data understanding, data preparation, modeling, evaluation, and inference. Data was obtained from open comments in the SIAKAD system, processed through text preprocessing, and then classified using SVM. The test results show that the SVM algorithm is able to classify sentiment with a high level of accuracy: 95.8% for academic services, 95.7% for scholarships, and 98.4% for libraries. These findings demonstrate the effectiveness of SVM in analyzing unstructured text sentiment and provide a strategic basis for service quality improvement in higher education.

Keywords: *analisis sentiment, service evaluation, support vector machine.*

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi telah memberikan pengaruh signifikan terhadap pengelolaan data dalam berbagai bidang, termasuk di dunia pendidikan. Perguruan tinggi memanfaatkan teknologi ini untuk meningkatkan layanan akademik dan non-akademik. Salah satu metode yang populer digunakan untuk menganalisis umpan balik mahasiswa adalah analisis sentimen, sebuah teknik yang memungkinkan pengelompokan opini menjadi sentimen positif, negatif, atau netral berdasarkan ulasan yang diberikan [1].

Evaluasi layanan oleh mahasiswa sering kali mencakup komentar dalam bentuk teks bebas, sehingga menyulitkan analisis secara manual. Di sinilah pentingnya penerapan metode Support Vector Machine (SVM), sebuah algoritma pembelajaran mesin yang telah terbukti efektif dalam klasifikasi teks. Algoritma SVM sering digunakan dalam analisis sentimen karena kemampuannya untuk menghasilkan akurasi tinggi dalam klasifikasi opini berbasis teks. Beberapa studi menunjukkan bahwa SVM mampu memberikan akurasi hingga 96% dalam berbagai kasus analisis sentimen pada data yang bersifat tidak terstruktur, seperti ulasan aplikasi dan layanan digital [2].

Evaluasi layanan perguruan tinggi, termasuk di UNISNU Jepara, merupakan aspek penting untuk meningkatkan kualitas akademik dan kepuasan mahasiswa. Analisis komentar mahasiswa pada sistem akademik dapat memberikan wawasan mendalam tentang kekuatan dan kelemahan layanan yang ditawarkan universitas [3]. Bentuk kegiatan evaluasi yang dilakukan yaitu melalui penyebaran kuesioner kepada mahasiswa yang berupa pertanyaan terbuka dan pertanyaan tertutup. Pada evaluasi layanan dengan dasar analisis sentimen tersebut, menggunakan data dari pertanyaan terbuka.

Analisis sentimen adalah proses menentukan sentimen dan mengelompokkan polaritas teks dalam dokumen atau kalimat sehingga kategori dapat ditentukan sebagai sentimen positif, negatif, atau netral [4]. Analisis sentiment juga pernah dilakukan untuk menganalisis konsep *child free* menggunakan metode SVM dan naïve bayes [5]. Selain itu, evaluasi terhadap layanan juga dapat dilakukan analisis sentiment berdasarkan komentar dan review dari pelanggan shopeefood [6]. Selain itu, analisis sentiment juga pernah dilakukan untuk mengevaluasi kinerja departemen di perguruan tinggi menggunakan CNN (*convolutional neural network*) dengan mengelompokkan menjadi positif, negatif, dan netral [7].

Berdasarkan penelitian sebelumnya, maka penelitian ini berfokus pada pengelompokan sentimen mahasiswa terhadap layanan kampus menggunakan metode SVM, yang terbukti efektif baik untuk data linear maupun non-linear melalui transformasi kernel [8]. Diharapkan hasil penelitian ini mampu memberikan kontribusi signifikan dalam meningkatkan mutu layanan di UNISNU Jepara. Dengan pendekatan ini, diharapkan dapat diperoleh wawasan yang akurat untuk mendukung pengambilan keputusan strategis dalam meningkatkan mutu layanan kampus.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1. Bahan Penelitian

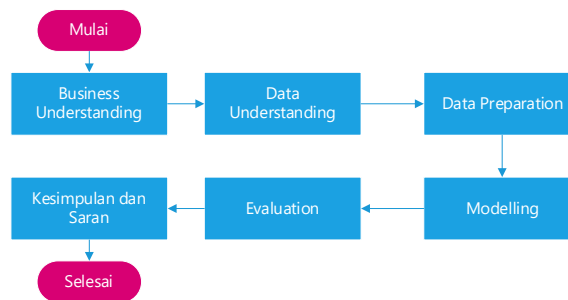
Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah hasil ulasan atau masukan dari mahasiswa terhadap layanan yang diberikan oleh Unisnu Jepara. Periode waktu pengambilan dataset yaitu selama dua bulan mulai bulan Juli-Agustus 2024 Pengumpulan data tersebut dilakukan melalui sistem informasi akademik mahasiswa (SIAMa) Unisnu Jepara. Pada penelitian ini, fokus pada tiga layanan yaitu layanan akademik, layanan beasiswa, dan layanan perpustakaan. Adapun rekapitulasi jumlah data dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

Tabel 1. Jumlah data penelitian

| <i>Jenis Layanan</i> | <i>Data Latih</i> | <i>Data Uji</i> |
|----------------------|-------------------|-----------------|
| <i>Akademik</i> | 2901 | 726 |
| <i>Beasiswa</i> | 2799 | 700 |
| <i>Perpustakaan</i> | 2769 | 693 |

2.2. Tahapan Penelitian

Metode penelitian yang digunakan dalam penelitian ini mengikuti tahapan *model Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM)*. Adapun tahapan CRISP-DM, yaitu Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modelling, Evaluation, serta Kesimpulan dan Saran [4].



Gambar 1. Tahapan Penelitian menurut model *CRISP-DM*

a) *Business Understanding*

Pemahaman bisnis merupakan tahapan awal dimana peneliti melakukan observasi terkait topik penelitian yaitu evaluasi layanan institusi kepada mahasiswa dan mencari solusi untuk masalah bisnis untuk mencapai tujuan dari penelitian, dan menyusun rencana atau langkah untuk mencapai tujuan penelitian[9].

b) *Data Understanding*

Tahapan berikutnya adalah pemahaman data yaitu dengan cara memahami data yang ada dengan menerapkan metode *support vector machine (SVM)* dalam klasifikasi nya. Peneliti menggunakan aplikasi google colab untuk memproses analisis sentiment dan klasifikasinya. [10].

c) *Data Preparation*

Pada tahap ini dimulai tahap pengumpulan data yang akan dilakukan selama 1 bulan. Kemudian data yang telah diperoleh tersebut diberikan kepada ahli untuk dilakukan *labelling* nilai sentiment. Setelah data sudah diberikan label nilai sentimen dan di terima kembali oleh peneliti, kemudian data harus melewati data preprocessing yang terdiri dari remove duplicates, replace, case folding, tokenizing, stopwords, stemming dan term weighting proses ini adalah proses pembersihan data akhir yang dilakukan berkali-kali sampai data benar-benar bersih dan merubah format data sesuai kebutuhan sebelum masuk tahapan pemodelan.

d) *Modelling*

Kemudian pada tahap ini adalah tahap dimana peneliti melakukan perhitungan nilai perbandingan antara nilai data yang sudah dilakukan preprocessing dan sebelum dilakukan preprocessing, yang terdiri dari beberapa tahapan yaitu pemecahan dataset menggunakan split data yang terdiri dari data training dan data testing dengan menerapkan algoritma *SVM* dan juga menggunakan cross validation teknik untuk mendapatkan nilai akurasi terbaik

e) *Evaluation*

Pada tahapan ini peneliti melakukan evaluasi terhadap hasil perhitungan algoritma *naïve bayes* yang dilakukan terhadap data tweet yang sudah melewati proses data preparation dengan menggunakan *confusion matrix* yang digunakan untuk menghitung nilai akurasi dari proses klasifikasi apakah sesuai dengan hasil proses modelling yang dihasilkan oleh rapid miner.

f) *Kesimpulan dan Saran*

Kemudian pada tahap ini peneliti mulai menarik kesimpulan yang didapat dari proses dan tahapan dan hasil yang dilakukan pada penelitian ini, adapun saran yang diberikan yang bisa dilakukan penelitian berikutnya.

2.3. Analisis Sentimen

Analisis sentimen adalah proses menentukan sentimen dan mengelompokkan polaritas teks dalam dokumen atau kalimat sehingga kategori dapat ditentukan sebagai sentimen positif, negatif, atau netral [4]. Untuk mengolah data sentiment tersebut, butuh teknik *text mining*. Text mining merupakan proses penambangan yang dilakukan oleh komputer untuk mendapatkan sesuatu yang baru, dan tidak diketahui sebelumnya, atau menemukan kembali informasi yang tersirat secara implisit. Temuan tersebut berasal dari informasi yang diekstrak secara otomatis dari sumber-sumber data teks yang berbeda. *Text Preprocessing* adalah bagian dari *Text Mining* yang dilakukan untuk menghapus noise pada kalimat. *Text Preprocessing* bertujuan untuk menghindari data yang kurang sempurna, gangguan pada data dan data yang tidak konsisten [11].

Data *pre-processing* adalah teknik data *mining* yang melibatkan transformasi data mentah menjadi format yang mudah dimengerti. Langkah data *pre-processing* diperlukan untuk menyelesaikan beberapa jenis masalah termasuk *noisy data*, data redundansi, nilai data yang hilang. Adapun langkah-langkah data *pre-processing* adalah tokenisasi, *case folding*, *stemming*, *filtering*, dan *labelling* [12] :

- a) *Tokenisasi* merupakan proses pemisahan suatu rangkaian karakter berdasarkan karakter spasi, dan mungkin pada waktu yang bersamaan dilakukan juga proses penghapusan karakter tertentu, seperti tanda baca
- b) *Case Folding* merupakan proses mengubah semua huruf dalam suatu dokumen atau kalimat menjadi huruf kecil. *Case folding* digunakan untuk mempermudah pencarian. Tidak semua data konsisten dalam penggunaan huruf kapital.
- c) *Stemming*, kata-kata yang sudah diubah menjadi huruf kecil perlu dilakukan pengecekan. *Stemming* digunakan untuk menyeragamkan kata sehingga mengurangi daftar kata yang ada pada data latih.
- d) *Filtering*, memiliki banyak keuntungan, yaitu akan mengurangi space pada tabel term index hingga 40% atau lebih. Proses *stopword removal* merupakan proses penghapusan term yang tidak memiliki arti atau tidak relevan
- e) *Labelling*, berasal dari kata label. Label berarti karakter atau himpunan karakter yang digunakan untuk mengidentifikasi suatu variabel atau bagian dari data atau berkas. *Labelling* / proses pemberian label ada 2 (dua) yaitu pemberian label kepada token dengan kata penguat (*exaggeration*) dan kata negasi (*negation*). Pembobotan kata adalah proses pemberian bobot untuk setiap kata yang terdapat dalam sebuah dokumen. Dalam pencarian informasi peringkat berdasarkan frekuensi kata, salah satu metode

yang paling populer adalah metode TFIDF (*Term Frequency - Inversed Document Frequency*). Dalam metode TF-IDF, *Term Frequency* lebih berfokus pada istilah yang sering muncul dalam suatu dokumen sedangkan *Inverse Document Frequency* lebih berfokus pada pemberian bobot rendah untuk istilah yang muncul dalam banyak dokumen.

2.4. Support Vector Machine

Support Vector Machine (SVM) adalah sebuah metode yang digunakan untuk melakukan prediksi, baik dalam bentuk regresi maupun klasifikasi. Mekanisme kerja SVM adalah dengan menemukan *hyperplane* optimal dengan margin maksimum yang berfungsi sebagai batas keputusan untuk memisahkan dua kelas yang berbeda [13].

Metode SVM (*Support Vector Machine*) mengandalkan vektor pendukung untuk memisahkan kelas dari data yang memiliki ciri-ciri yang berbeda-beda [14]. Konsep dasar dari algoritma SVM ini yaitu mencari *hyperplane* yang optimal. *Hyperplane* merupakan fungsi yang berfungsi sebagai pemisah antar data [15]. SVM mencoba untuk menemukan *hyperplane* yang paling baik memisahkan data dengan sentimen negatif, dan positif. SVM terdapat dua jenis *hyperplane* yang penting yaitu *hyperplane linear* dan *hyperplane non-linear*. Jika data dapat dipisahkan dengan sempurna oleh sebuah *hyperplane linear*, SVM disebut sebagai SVM linier. Namun, jika data tidak dapat dipisahkan dengan sempurna secara linear, SVM menggunakan teknik transformasi kernel untuk mengubah data ke dalam dimensi fitur yang lebih tinggi, dimana *hyperplane linier* dapat dibuat. Dengan menggunakan berbagai jenis fungsi kernel, seperti kernel linier, kernel polinomial atau kernel Gauss [8]. Dalam hal ini, rumus umum untuk SVM linear dapat dituliskan sebagai berikut:

$$f(x) = \text{sign}(w \cdot x + b) \quad (1)$$

Dimana:

$f(x)$: fungsi prediksi,
 w : vektor normal *hyperplane*
 x : vektor fitur *input*, dan
 b : bias atau *intercept*

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Pembahasan

Dalam melaksanakan penelitian ini, peneliti mengikuti tahapan *model Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM). Adapun tahapan CRISP-DM, yaitu Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modelling, Evaluation, serta Kesimpulan dan Saran.

a. Business Understanding

Tahapan awal yang dilakukan peneliti adalah melakukan observasi terkait topik penelitian yaitu layanan di perguruan tinggi dan mencari solusi untuk masalah bisnis untuk mencapai tujuan dari penelitian, dan menyusun rencana atau langkah untuk mencapai tujuan penelitian.

b. Data Understanding

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data hasil penilaian dari pertanyaan terbuka kuesioner yang disebarkan kepada mahasiswa melalui SIAMa Unisnu Jepara yang mencakup tentang layanan akademik, layanan beasiswa, dan layanan perpustakaan. Jumlah data yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak 10.588 data komentar yang paling relevan terhadap layanan. Kemudian data tersebut dimasukkan dalam *google colab*

dan hasilnya akan diekspor dalam format (.csv). Contoh-contoh data komentar yang diperoleh dapat dilihat pada gambar 2 berikut.

| | TEXT | TEXT_BERSIH |
|------|----------------------|----------------------|
| 0 | Ntah | entah |
| 1 | tidak ada saran | tidak ada saran |
| 2 | baik | baik |
| 3 | No saran | no saran |
| 4 | Semoga tepat sasaran | semoga tepat sasaran |
| ... | ... | ... |
| 3494 | Sudah bagus | sudah bagus |
| 3495 | Baik | baik |
| 3496 | Baik | baik |
| 3497 | Ya | ya |
| 3498 | cukup | cukup |

Gambar 2. Komentar terkait layanan perguruan tinggi

c. Data Preparation

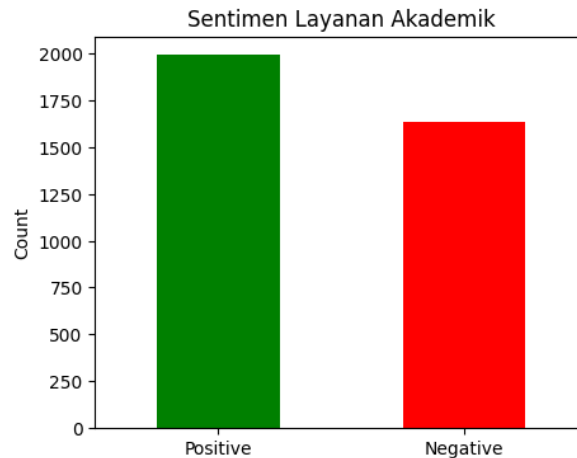
Labelling

Pada tahapan *labelling*, data yang diambil akan diberikan label sesuai dengan skor sentiment yang didapat. Berikut adalah hasil dari klasifikasi label, seperti contoh pada gambar 3.

| | TEXT | TEXT_BERSIH | tokenisasi | TEXT_ENGLISH | Compound | Label |
|------|----------------------|----------------------|--------------------------|--------------------------|----------|----------|
| 0 | Ntah | entah | [entah] | who knows | 0.0000 | Negative |
| 1 | tidak ada saran | tidak ada saran | [tidak, ada, saran] | no suggestions | -0.2960 | Negative |
| 2 | baik | baik | [baik] | Good | 0.4404 | Positive |
| 3 | No saran | no saran | [no, saran] | they will not saran | 0.0000 | Negative |
| 4 | Semoga tepat sasaran | semoga tepat sasaran | [semoga, tepat, sasaran] | hopefully it's on target | 0.4019 | Positive |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| 3494 | Sudah bagus | sudah bagus | [sudah, bagus] | it's good | 0.4404 | Positive |
| 3495 | Baik | baik | [baik] | Good | 0.4404 | Positive |
| 3496 | Baik | baik | [baik] | Good | 0.4404 | Positive |
| 3497 | Ya | ya | [ya] | of | 0.0000 | Negative |
| 3498 | cukup | cukup | [cukup] | Enough | 0.0000 | Negative |

Gambar 3. Hasil klasifikasi tahapan labelling

Dari hasil *labelling* yang dilakukan, hasil sentiment dari komentar-komentar tersebut divisualisasikan ke dalam menggunakan diagram. Hasil visualisasi dari sentimen analisis layanan akademik dapat dilihat pada gambar 4.



Gambar 4. Visualisasi labelling

- Data *preprocessing*

Tahapan ini merupakan *text preprocessing* yaitu data akan diproses untuk menghilangkan kata-kata yang tidak diperlukan, tahapan dari data *preprocessing* sebagai berikut:

a) *Case Folding*

Mengubah bentuk huruf secara keseluruhan menjadi huruf yang lebih kecil, *script case folding* pada penerapan di sentimen terhadap pelayanan di perguruan tinggi dapat dilihat pada gambar 5.

```
import re
def clean(text):
    if isinstance(text, str):
        text = re.sub(r'[.,]', ' ', text)
        text = re.sub(r'^a-zA-Z0-9\s', ' ', text)
        text = re.sub(r'\s+', ' ', text).strip()
        text = re.sub(r'\d+', ' ', text)
        text = re.sub(r'\?+', ' ', text)
        text = text.lower()
    return text
df['TEXT_BERSIH'] = df['TEXT'].apply(clean)
df.head()
```

Gambar 5. Script code pada *case folding*

b) *Stopwords*

Setelah melakukan *case folding*, analisis data selanjutnya ke tahapan proses *filtering* atau *stopword removal* untuk menjamin kualitas data yang digunakan. Tahapan ini bertujuan untuk menghapus kata-kata yang salah atau tidak relevan.

c) *Tokenizing*

Proses tokenisasi menjadi langkah penting dalam pengolahan data teks. Teks akan dipecah menjadi bagian-bagian kecil yang disebut token, yaitu unit-unit terkecil yang bermakna, seperti baik, cukup, bagus, saran. Hasil proses ini digambarkan pada gambar 6.

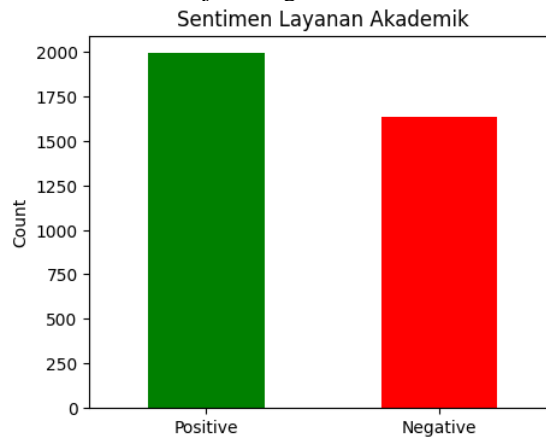
| | TEXT | TEXT_BERSIH | tokenisasi |
|------|----------------------|----------------------|--------------------------|
| 0 | Ntah | entah | [entah] |
| 1 | tidak ada saran | tidak ada saran | [tidak, ada, saran] |
| 2 | baik | baik | [baik] |
| 3 | No saran | no saran | [no, saran] |
| 4 | Semoga tepat sasaran | semoga tepat sasaran | [semoga, tepat, sasaran] |
| ... | ... | ... | ... |
| 3494 | Sudah bagus | sudah bagus | [sudah, bagus] |
| 3495 | Baik | baik | [baik] |
| 3496 | Baik | baik | [baik] |
| 3497 | Ya | ya | [ya] |
| 3498 | cukup | cukup | [cukup] |

Gambar 6. Hasil tahapan *tokenizing*

3.2. Implementasi Algoritma

a) Layanan Akademik

Evaluasi layanan akademik dilakukan dengan jumlah data latih 2901 dan data uji 726. Berdasarkan hasil pengolahan data, diperoleh *sentiment positif* sebesar 55% dan *sentiment negative* 45%. Gambar 7. menunjukkan grafik analisis sentimennya.



Gambar 7. Grafik analisis *sentiment layanan akademik*

Kemudian dilakukan pengujian akurasi menggunakan *confussion matrix*

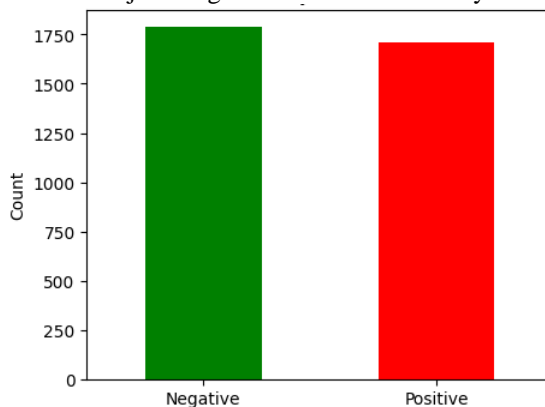
Tabel 2. Confussion Matrix

| | <i>Positif</i> | <i>Negatif</i> |
|----------------|----------------|----------------|
| <i>Positif</i> | 320 | 16 |
| <i>Negatif</i> | 14 | 376 |

Berdasarkan perhitungan matrix diatas, maka diperoleh nilai akurasi 95,8%, Presisi 95,8%, *Recall* 95.2%.

b) Layanan Beasiswa

Evaluasi layanan beasiswa dilakukan dengan jumlah data latih 2799 dan data uji 700. Berdasarkan hasil pengolahan data, diperoleh *sentiment positif* sebesar 48,9% dan *sentiment negative* 51,1%. Gambar 8. menunjukkan grafik analisis sentimennya.



Gambar 8. Grafik analisis sentiment layanan beasiswa

Kemudian dilakukan pengujian akurasi menggunakan *confussion matrix*

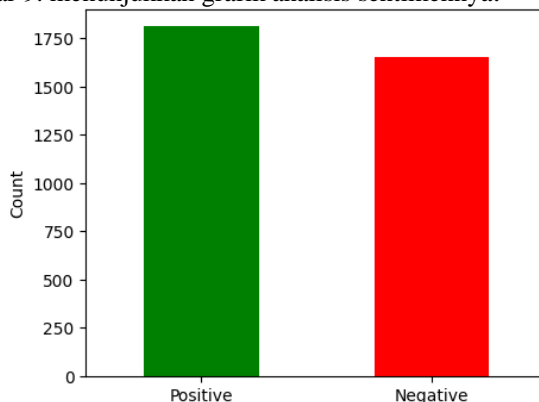
Tabel 3. Confussion Matrix

| | <i>Positif</i> | <i>Negatif</i> |
|----------------|----------------|----------------|
| <i>Positif</i> | 344 | 11 |
| <i>Negatif</i> | 19 | 1326 |

Berdasarkan perhitungan matrix diatas, maka diperoleh nilai akurasi 95,7%, Presisi 94,7%, *Recall* 97%.

c) Layanan Perpustakaan

Evaluasi layanan beasiswa dilakukan dengan jumlah data latih 2769 dan data uji 693. Berdasarkan hasil pengolahan data, diperoleh *sentiment positif* sebesar 52,3,9% dan *sentiment negative* 47,7%. Gambar 9. menunjukkan grafik analisis sentimennya.



Gambar 9. Grafik analisis sentiment layanan perpustakaan

Kemudian dilakukan pengujian akurasi menggunakan *confussion matrix*

Tabel 4. Confussion Matrix

| | <i>Positif</i> | <i>Negatif</i> |
|----------------|----------------|----------------|
| <i>Positif</i> | 324 | 7 |
| <i>Negatif</i> | 4 | 358 |

Berdasarkan perhitungan matrix diatas, maka diperoleh nilai akurasi 98,4%, Presisi 98,7%, *Recall* 97,8%.

3.3. Evaluasi Model

Secara keseluruhan, evaluasi model dilakukan untuk menghitung nilai akurasi, presisi, dan recall.

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2)$$

Berikut adalah penilaian dari evaluasi model yang diimplementasikan pada evaluasi tiga layanan:

Tabel 5. Evaluasi Model

| <i>Jenis Layanan</i> | <i>Akurasi</i> | <i>Presisi</i> | <i>Recall</i> |
|----------------------|----------------|----------------|---------------|
| <i>Akademik</i> | 95,8% | 95,8% | 95,2% |
| <i>Beasiswa</i> | 95,7% | 94,7% | 97% |
| <i>Perpustakaan</i> | 98,4% | 98,7% | 97,8% |

Berdasarkan evaluasi model diatas, diperoleh tingkat akurasi model SVM sebesar 96,6% yang menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi. Hal tersebut dikarenakan beberapa faktor, yaitu: kualitas preprocessing data yang konsisten dan bersih, pelabelan data yang akurat, pemilihan algoritma yang tepat, fokus pada dua kelas sentiment (positif dan negatif) serta distribusi data yang relative seimbang.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil melakukan analisis sentimen mahasiswa terhadap tiga jenis layanan di UNISNU Jepara, yaitu layanan akademik, layanan beasiswa, dan layanan perpustakaan, menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Berdasarkan hasil evaluasi, algoritma SVM menunjukkan kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif, dengan tingkat akurasi yang tinggi untuk masing-masing jenis layanan: a) Layanan Akademik: Sentimen positif sebesar 55% dan sentimen negatif 45%, dengan akurasi model mencapai 95,8%. b) Layanan Beasiswa: sentimen positif sebesar 48,9% dan sentimen negatif 51,1%, dengan akurasi model mencapai 95,7%, c) Layanan Perpustakaan: sentimen positif sebesar 52,3% dan sentimen negatif 47,7%, dengan akurasi model tertinggi sebesar 98,4%.

Secara keseluruhan, algoritma SVM terbukti efektif dalam analisis sentimen terhadap data evaluasi layanan dengan nilai akurasi sebesar 96,6%. Namun penelitian ini belum bisa mendeteksi komentar yang mengandung *happiness* (bahagia), *sadness* (sedih), *anger* (marah), *fear* (takut), dan *surprise* (terkejut). Implementasi ini memberikan wawasan berharga bagi universitas untuk memahami persepsi mahasiswa terhadap layanan yang diberikan. Hasil penelitian ini dapat digunakan sebagai dasar dalam merumuskan kebijakan strategis untuk meningkatkan mutu layanan universitas kedepannya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] I. S. K. Idris, Yasin Aril Mustofa, and I. A. Salihi, "Analisis Sentimen Terhadap Penggunaan Aplikasi Shopee Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM)," Jambura J. Electr. Electron. Eng., vol. 5, no. 1, pp. 32–35, 2023.
- [2] P. Arsi and R. Waluyo, "Analisis Sentimen Wacana Pemindahan Ibu Kota Indonesia Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM)," J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput., vol. 8, no. 1, p. 147, 2021, doi: 10.25126/jtiik.0813944.
- [3] S. Wijanarko, "Analisis Kesesuaian Komentar Mahasiswa Pada Sistem Akademi Online Angket Penilaian Dosen Menggunakan Supervised Model," J. Tek. Inform., vol. 8, no. 2, pp. 74–84, 2022, doi: 10.51998/jti.v8i2.503.
- [4] F. Sidik, I. Suhada, A. H. Anwar, and F. N. Hasan, "Analisis Sentimen Terhadap Pembelajaran Daring Dengan Algoritma Naive Bayes Classifier," J. Linguist.

-
- Komputasional, vol. 5, no. 1, p. 34, 2022, doi: 10.26418/jlk.v5i1.79.
- [5] D. Siregar, F. Ladayya, N. Z. Albaqi, and B. M. Wardana, "Penerapan Metode Support Vector Machines (SVM) dan Metode Naïve Bayes Classifier (NBC) dalam Analisis Sentimen Publik terhadap Konsep Child-free di Media Sosial Twitter," *J. Stat. dan Apl.*, vol. 7, no. 1, pp. 93–104, 2023.
 - [6] F. S. Mufidah, S. Winarno, F. Alzami, E. D. Udayanti, and R. R. Sani, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Layanan ShopeeFood Melalui Media Sosial Twitter Dengan Algoritma Naïve Bayes Classifier," *JOINS (Journal Inf. Syst.*, vol. 7, no. 1, pp. 14–25, 2022, doi: 10.33633/joins.v7i1.5883.
 - [7] Y. Yuliska, D. H. Qudsi, J. H. Lubis, K. U. Syaliman, and N. F. Najwa, "Analisis Sentimen pada Data Saran Mahasiswa Terhadap Kinerja Departemen di Perguruan Tinggi Menggunakan Convolutional Neural Network," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 8, no. 5, p. 1067, 2021, doi: 10.25126/jtiik.2021854842.
 - [8] E. R. M. Sholihah, I. G. Susrama Mas Diyasa, and E. Yulia Puspaningrum, "Perbandingan Kinerja Kernel Linear Dan Rbf Support Vector Machine Untuk Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Kai Access Pada Google Play Store," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 1, pp. 728–733, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i1.8800.
 - [9] V. B. Anwari and Y. Yuliazmi, "Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbors Pada Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Penerapan Pemberlakuan Pembatasan Kegiatan Masyarakat," *Skanika*, vol. 5, no. 1, pp. 72–81, 2022, doi: 10.36080/skanika.v5i1.2912.
 - [10] V. R. Prasetyo, H. Lazuardi, A. A. Mulyono, and C. Lauw, "Penerapan Aplikasi RapidMiner Untuk Prediksi Nilai Tukar Rupiah Terhadap US Dollar Dengan Metode Linear Regression," *J. Nas. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 7, no. 1, pp. 8–17, 2021, doi: 10.25077/teknosi.v7i1.2021.8-17.
 - [11] F. V. Sari and A. Wibowo, "Analisis Sentimen Pelanggan Toko Online Jd.Id Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Berbasis Konversi Ikon Emosi," *J. SIMETRIS*, vol. 10, no. 2, pp. 681–686, 2019.
 - [12] B. Gunawan, H. S. Pratiwi, and E. E. Pratama, "Sistem Analisis Sentimen pada Ulasan Produk Menggunakan Metode Naïve Bayes," *J. JEPIN J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 4, no. 2, pp. 113–115, 2018, doi: 10.33050/mentari.v2i1.377.
 - [13] M. N. Muttaqin and I. Kharisudin, "Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Gojek Menggunakan Metode Support Vector Machine dan K Nearest Neighbor," *UNNES J. Math.*, vol. 10, no. 2, pp. 22–27, 2021, [Online]. Available: <http://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/ujm>
 - [14] S. Rabbani, D. Safitri, N. Rahmadhani, A. A. F. Sani, and M. K. Anam, "Perbandingan Evaluasi Kernel SVM untuk Klasifikasi Sentimen dalam Analisis Kenaikan Harga BBM," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 3, no. 2, pp. 153–160, 2023, doi: 10.57152/malcom.v3i2.897.
 - [15] Oryza Habibie Rahman, Gunawan Abdillah, and Agus Komarudin, "Klasifikasi Ujaran Kebencian pada Media Sosial Twitter Menggunakan Support Vector Machine," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 1, pp. 17–23, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i1.2700.

