

Penerapan Algoritma *Naive Bayes* dengan Pembobotan TF-IDF dan Pendekatan *Lexicon* Untuk Analisis Sentimen Opini Mahasiswa Terhadap Fasilitas Kampus

¹Honainah

¹ Universitas Nurul Jadid, Indonesia

honai@unuja.ac.id

Article Info

Article history:

Received, 2025-12-30

Revised, 2026-01-12

Accepted, 2026-01-23

Kata Kunci:

Analisis Sentimen,
Naive Bayes,
Fasilitas Kampus.

Keywords:

Sentiment Analysis,
Naive Bayes,
Campus Facilities

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen opini mahasiswa terhadap fasilitas kampus di Universitas Nurul Jadid menggunakan metode *Naive Bayes*. Data dikumpulkan melalui kuesioner dan diproses menggunakan software *visual studio code*. Tahapan proses meliputi klasifikasi sentimen manual, *preprocessing data*, klasifikasi *lexicon*, pembobotan TF-IDF, dan klasifikasi menggunakan metode *Naive Bayes*. Hasil dari setiap langkah tersebut disajikan dalam bentuk tabel dan grafik. Implementasi sistem juga dilakukan dengan menciptakan aplikasi web yang memungkinkan pengguna untuk memasukkan teks/opini baru dan mendapatkan hasil klasifikasi sentimen. Hasil dari pengujian klasifikasi sentimen manual dan *lexicon* dengan algoritma *Naive Bayes* memiliki tingkat akurasi yang berbeda dengan nilai akurasi 75% klasifikasi sentimen manual dan 85% klasifikasi sentimen *lexicon*. Kesimpulannya pendekatan *lexicon* dengan algoritma *naive bayes* lebih unggul dibandingkan pendekatan manual karena lebih objektif, konsisten, efisien, dan mudah dikembangkan dan layak diterapkan untuk analisis sentimen opini mahasiswa terhadap fasilitas di kampus sehingga dapat menjadi bahan pertimbangan untuk kebijakan kampus

ABSTRACT

This study aims to analyze student sentiment towards campus facilities at Nurul Jadid University using the *Naive Bayes* method. Data was collected through questionnaires and processed using *Visual Studio Code* software. The process stages included manual sentiment classification, data preprocessing, *lexicon* classification, TF-IDF weighting, and classification using the *Naive Bayes* method. The results of each step are presented in tables and graphs. The system was also implemented by creating a web application that allows users to enter new text/opinions and obtain sentiment classification results. The results of testing manual sentiment classification and *lexicon* with the *Naive Bayes* algorithm showed different levels of accuracy, with manual sentiment classification having an accuracy value of 75% and *lexicon* sentiment classification having an accuracy value of 85%. In conclusion, the *lexicon* approach with the *Naive Bayes* algorithm is superior to the manual approach because it is more objective, consistent, efficient, and easy to develop and is suitable for analyzing student opinions on campus facilities, thus providing material for consideration in campus policy.

This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.



Penulis Korespondensi:

Honainah,
Universitas Nurul Jadid, Indonesia
Email: honai@unuja.ac.id

1. PENDAHULUAN

Salah satu cara untuk meningkatkan mutu suatu universitas dapat dilakukan survei kepuasan mahasiswa merupakan sarana penting untuk mendukung keberhasilan Universitas dalam meningkatkan fasilitasnya. Universitas Nurul Jadid (UNUJA) adalah perguruan tinggi yang berbasis pesantren di Kabupaten Probolinggo. Disetiap pergantian semester, UNUJA melakukan kuesioner tentang survei kepuasan mahasiswa untuk memperoleh umpan balik tentang layanan Universitas. Bentuk kuesioner yang ada sekarang dalam bentuk

pilihan ganda yang kelemahannya ialah mahasiswa masih belum bisa memberikan opini mereka sendiri tentang kekurangan fasilitas. Sehingga diperlukan kuesioner yang memberikan jawaban opininya dalam bentuk uraian (teks) yang detail. Pada penelitian ini akan menggunakan algoritma klasifikasi *Naive Bayes* yang dikenal juga sebagai *Naive Bayes classifier* (NBC). *Naive Bayes* merupakan salah satu algoritma klasifikasi yang paling umum digunakan dengan akurasi yang baik. Banyak penelitian telah dilakukan menggunakan algoritma ini karena kecepatan pemrosesan dan akurasinya yang tinggi saat menggunakan data yang banyak, besar dan beragam.

Sebelumnya, banyak penelitian telah dilakukan dalam bidang analisis sentimen. Salah satunya adalah Mengaplikasikan *Naive Bayes* untuk analisis sentimen komentar terhadap universitas di media sosial (Instagram) [1], selanjutnya tentang tentang Menganalisis sentimen mahasiswa terhadap fasilitas institusi menggunakan *Naive Bayes Multinomial* dan SVM [2], dan untuk Memberikan tinjauan komprehensif tentang aplikasi analisis sentimen dalam konteks pendidikan [3] selain itu juga tentang sentiment analysis terhadap komentar mahasiswa mengenai fasilitas kampus [4].

Penelitian selanjutnya analisis sentimen mahasiswa terhadap perkuliahan dalam jaringan menggunakan Algoritma *Naive Bayes Classifier* [5]. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pembelajaran daring cenderung menghasilkan lebih banyak sentimen negatif daripada sentimen positif. penelitian selanjutnya analisis sentimen menggunakan K-NN [6] dimana penelitian dilakukan untuk untuk memahami bagaimana reaksi masyarakat terhadap aplikasi *clustered MyPertamina* dan mengetahui kinerja terbaik dari metode K-NN dengan 3 perbandingan data latih dan data uji. Dalam penelitian selanjutnya Analisis Sentimen Fasilitas Belajar dan Alat Laboratorium menggunakan *Naive Bayes* [7] dan berikutnya Analisa Sentimen Mahasiswa terhadap Layanan/Permasalahan Kampus (*Naive Bayes + KNN*) [8].

Penggunaan *Naive Bayes Classifier* juga diterapkan pada analisis sentimen terhadap kebijakan MBKM pada *tweet* pengguna *Twitter* tahun 2022 dengan kata kunci “MBKM”, “kampus merdeka” dan “Merdeka belajar” [9], ada juga yang hasilnya mayoritas menunjukkan sentimen positif sebesar 53,44%, diikuti oleh sentimen "netral" sebesar 34,47% dan sentimen "negatif" sebesar 12,08% [10]. Berdasarkan beberapa uraian di atas maka penelitian ini akan menerapkan algoritma *Naive Bayes* karena metode *Naive Bayes* memiliki akurasi yang cukup baik dibandingkan dengan metode lainnya dalam melakukan analisis sentimen. dimana dalam prakteknya analisis sentimen dapat melibatkan penggunaan algoritma mesin pembelajaran (*Machine Learning*) untuk melatih model yang dapat mengklasifikasikan teks berdasarkan sentimen yang akan diproses menggunakan *textmining* dan *preprocessing* dimana di dalamnya memiliki beberapa tahapan seperti *Case Folding*, *Tokenizing*, *Stopword removal* dan *Stemming* [11].

Naive Bayes merupakan metode klasifikasi yang sederhana yang menghitung probabilitas dengan menjumlahkan frekuensi dan menggabungkan nilai dari data yang disediakan [12]. *Naive Bayes* dipilih karena kemampuannya yang baik dalam klasifikasi data walau hanya membutuhkan sedikit data latih. Pengklasifikasi *Naive Bayes* termasuk dalam algoritma yang simpel dan yang mudah digunakan yang dapat memprediksi suatu peristiwa berdasarkan hasil pengklasifikasi yang baik [13].

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengklasifikasikan hasil opini mahasiswa tentang fasilitas kampus di Universitas Nurul Jadid dengan menggunakan metode *Naive Bayes*. Penelitian ini akan menghasilkan sebuah sistem berbasis web menggunakan *framework* streamlit. *Streamlit* adalah *framework* berbasis *Python* seperti *Flask*, *Django*, dan memiliki sifat *open source*, dibuat khusus untuk membuat aplikasi web sains data dan *Machine Learning* yang interaktif [14]. *Visual Studio Code* adalah kode editor sumber yang dikembangkan oleh *Microsoft* untuk pengguna *Windows*, *Linux*, dan *macOS*, Sering disingkat menjadi *VS Code*, editor ini dirancang untuk mendukung pengembangan perangkat lunak lintas platform dan mendukung banyak bahasa pemrograman dan alat pengembangan. *VS Code* aplikasi yang ringan dan cepat dengan antarmuka pengguna yang intuitif [15].

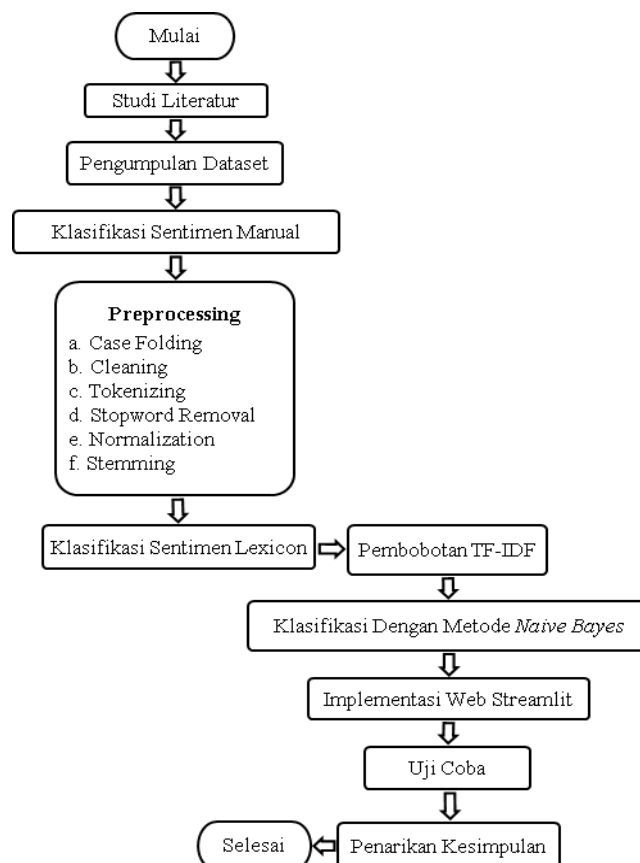
Meskipun beberapa penelitian terkait analisis sentimen telah banyak digunakan dan berhasil diterapkan dengan menggunakan beberapa algoritma seperti *Naive Bayes*, SVM hingga komparasi dengan algoritma KNN namun sebagian masih memiliki beberapa kelemahan meliputi jumlah akurasi yang belum optimal misalnya masih di bawah 80%. Selain itu penggunaan pembobotan untuk klasifikasi juga sebagian belum digunakan. Berbeda dengan penelitian yang akan dilakukan ini dengan memadukan penggunaan algoritma *Naive Bayes* dengan pembobotan TF-IDF. Penggunaan algoritma *Naive Bayes* yang dikombinasikan dengan metode pembobotan *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) memiliki kelebihan dalam analisis sentimen opini mahasiswa terhadap fasilitas kampus di Universitas Nurul Jadid, salahsatunya Karakteristik opini mahasiswa yang berbentuk teks bebas dengan variasi bahasa dan ungkapan dapat diolah dengan baik melalui proses pembobotan TF-IDF, sehingga kata-kata yang memiliki makna sentimen lebih kuat dapat direpresentasikan secara optimal.

Naive Bayes mampu memanfaatkan hasil pembobotan tersebut untuk melakukan klasifikasi sentimen secara efisien dan konsisten. Meskipun menggunakan asumsi independensi antar fitur, algoritma ini tetap menunjukkan kinerja yang stabil dalam membedakan opini positif dan negatif. Selain itu, kesederhanaan dan kecepatan proses komputasi menjadikan *Naive Bayes* sangat sesuai untuk penelitian dengan jumlah data yang terbatas namun tetap menuntut hasil yang akurat dan dapat dipertanggungjawabkan secara akademik.

Dengan mengombinasikan *Naive Bayes* dan TF-IDF, penelitian ini tidak hanya mampu memberikan gambaran umum mengenai persepsi mahasiswa terhadap fasilitas kampus, tetapi juga menghasilkan model klasifikasi yang mudah diinterpretasikan. Hasil analisis sentimen yang diperoleh diharapkan dapat menjadi bahan evaluasi bagi pihak Universitas Nurul Jadid dalam meningkatkan kualitas fasilitas kampus sesuai dengan kebutuhan dan harapan mahasiswa.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan secara sistematis dengan melalui beberapa tahapan guna mencapai tujuan yang telah ditetapkan sebelumnya yaitu mengklasifikasi hasil opini mahasiswa tentang fasilitas kampus menggunakan metode *Naive Bayes*. Proses penelitian ini dituangkan dalam bentuk kerangka kerja yang saling berurutan mulai dengan study literatur, pengumpulan dataset, klasifikasi sentimen secara manual, *preprocessing*, klasifikasi sentimen *lexicon*, pembobotan TF-IDF, klasifikasi dengan algoritma *naive bayes*, implementasi web *streamlit*, uji coba hingga penarikan kesimpulan.



Gambar 1. Kerangka Penelitian

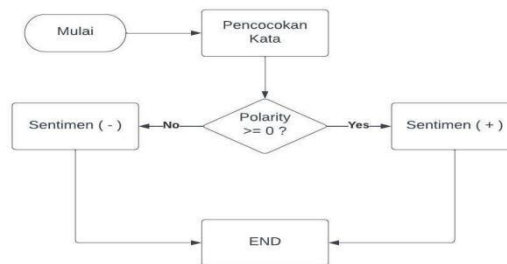
Berdasarkan gambar 1 di atas, dapat diuraikan setelah mengetahui permasalahan yang ada di kampus terkait analisis sentimen mahasiswa terhadap fasilitas kampus, maka penelitian dimulai dengan mencari referensi terkait berupa jurnal, buku, artikel, internet, dan sumber lain guna menyelesaikan masalah penelitian. dilanjutkan dengan pengumpulan dataset dengan membuat kuesioner tentang opini mahasiswa terhadap fasilitas kampus dengan menggunakan kuesioner *google form* dan kertas yang disebarikan kepada mahasiswa. Data yang akan diperoleh berupa data yang berbentuk uraian teks. selanjutnya kuesioner tersebut diklasifikasi atau *labelling* manual, responden atau validator yang merupakan dosen bahasa Indonesia atau ahli bahasa diwawancarai untuk melakukan klasifikasi sentimen manual, proses klasifikasi membutuhkan waktu 2 hari

untuk menghasilkan sentimen. Tahap selanjutnya *preprocessing* yaitu proses mengubah bentuk data yang belum terstruktur menjadi data yang terstruktur sesuai kebutuhan proses mining selanjutnya (*sentiment analysis*, peringkasan, *clustering* dokumen, dsb.). Singkatnya, preprocessing adalah mengubah teks menjadi term index. perhatikan gambar 2 berikut:



Gambar 2 Tahapan *Preprocessing*

Setelah tahapan Berfungsi untuk mengidentifikasi sebuah kata dalam kalimat yang memiliki sifat positif, negatif atau netral dengan menghitung nilai polarity. Cara melakukan untuk mengidentifikasi kata untuk mengetahui sentimen pada kata, bisa mengunakan dataset lexicon. untuk lebih jelasnya perhatikan gambar 3.



Gambar 3 TAlur Perhitungan Lexicon

Tahap selanjutnya adalah pembobotan TF-IDF, yaitu metode pembobotan kata yang yang dikenal baik dalam mengevaluasi pentingnya sebuah kata yang ada dalam dokumen, pembobotan ini dilakukan dengan *Python* menggunakan *library TfidfVectorizer*. Hasil dari proses ini berupa matriks yang terdiri dari data berupa baris dan fitur berupa kolom. Selanjutnya dilakukan klasifikasi menggunakan *Naive Bayes*. Proses ini akan menghasilkan bobot untuk setiap term yang akan digunakan untuk pengujian melalui proses training, model akan mengklasifikasikan setiap dokumen opini mahasiswa menjadi 2 jenis sentimen, yaitu positif dan negatif.

Tahap berikutnya adalah klasifikasi *Naive Bayes* merupakan metode klasifikasi yang sederhana yang menghitung probabilitas dengan menjumlahkan frekuensi dan menggabungkan nilai dari data yang disediakan. engklasifikasi *Naive Bayes* termasuk dalam algoritma yang simpel dan yang mudah digunakan yang dapat memprediksi suatu peristiwa berdasarkan hasil pengklasifikasi yang baik Berikut adalah persamaan teorema Bayes:

$$P(X|Y) = \frac{P(X|Y)P(X)}{P(Y)} \quad (1)$$

Dimana:

X = Perkiraan sementara data dari kelas tertentu Y = Data kelas tidak diketahui

P(X|Y) = Peluang taksiran dari X dengan syarat Y (probabilitas posterior)

P(X) = Peluang taksiran dari X (probabilitas prior) P(Y|X) = Peluang taksiran Y dengan X

P(Y) = Probabilitas Y Keterangan :

Probabilitas posterior : bisa ada kelas X

Probabilitas prior : sampel awal yang mungkin dari kelas Y.

Algoritma *Naive Bayes* yang digunakan adalah *Multinomial Naive Bayes*, karena algoritma ini paling sesuai untuk data teks yang direpresentasikan dalam bentuk frekuensi atau bobot kata. Dalam proses klasifikasi, *Naive Bayes* menghitung probabilitas awal (*prior probability*) dari masing-masing kelas sentimen berdasarkan proporsi data latih, kemudian mengombinasikannya dengan probabilitas kemunculan setiap kata (*likelihood*) pada kelas tersebut. Bobot TF-IDF dimanfaatkan dalam perhitungan *likelihood* untuk menekankan kata-kata yang lebih informatif dan relevan terhadap sentimen. Untuk mengatasi permasalahan probabilitas nol yang dapat muncul ketika suatu kata tidak ditemukan pada kelas tertentu, penelitian ini menerapkan teknik *smoothing*, yaitu *Laplace smoothing*. Teknik ini dilakukan dengan menambahkan nilai konstanta pada setiap perhitungan probabilitas kata, sehingga tidak ada probabilitas yang bernilai nol. Penerapan *smoothing* ini bertujuan untuk menjaga kestabilan perhitungan probabilitas dan meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap data baru.

Sebelum dilakukan pembobotan TF-IDF dan proses klasifikasi, data opini terlebih dahulu melalui tahapan *preprocessing* teks. Tahapan ini meliputi *case folding* untuk menyeragamkan huruf menjadi huruf kecil, *tokenizing* untuk memecah teks menjadi kata-kata tunggal, *stopword removal* untuk menghilangkan kata-kata

umum yang tidak memiliki pengaruh terhadap sentimen, serta *stemming* untuk mengubah kata ke bentuk dasarnya. Tahapan *preprocessing* ini bertujuan untuk mengurangi *noise* pada data dan memastikan bahwa fitur yang digunakan benar-benar relevan dengan konteks analisis sentimen. Secara keseluruhan, kombinasi antara *preprocessing* yang terstruktur, pembobotan TF-IDF, penerapan *Laplace smoothing*, dan penggunaan algoritma *Multinomial Naive Bayes* menghasilkan model klasifikasi sentimen yang lebih stabil, objektif, dan efektif. Pendekatan ini memungkinkan sistem untuk memahami pola sentimen dalam opini secara lebih akurat, sebagaimana tercermin dari pemanfaatan bobot kata yang ditampilkan pada tabel TF-IDF.

Tahap selanjutnya yaitu implementasi pada web *streamlit* yang merupakan bagian dari siklus pengembangan sistem aplikasi diperlukan untuk implementasi desain dan pengkodean antarmuka pengguna sesuai dengan sistem yang dirancang atau yang dianalisa. Dilanjutkan dengan uji coba dengan menginputkan teks atau opini yang nantinya akan terprediksi sebagai sentimen positif atau sentimen negatif pada web *streamlit* tersebut. Selain itu pengujian juga dilakukan pada fitur visualisasi untuk melihat hasil *confusion matrix* dari klasifikasi manual dan lexicon yang didapat dari model algoritma yang telah diterapkan sehingga hasil akhir diperoleh nilai akurasi, berikut rumus untuk menghitung akurasi :

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

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

$$F1_{\text{Score}} : \frac{2 * (\text{Recall} * \text{Precision})}{\text{Recall} + \text{Precision}} \quad (4)$$

$$\text{Akurasi} : \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (5)$$

Dimana:

TN: True Negative = Kondisi dimana sistem mendeteksi hasil negatif dan hasil dari uji manual juga negatif.

FP: False Positive = Suatu kondisi dimana sistem mendeteksi hasil negatif dan hasil dari uji manual menunjukkan hasil positif.

TP: True Positive = Kondisi dimana sistem mendeteksi hasil positif dan hasil dari uji manual menunjukkan hasil yang positif pula.

FN: False Negative = Suatu kondisi di mana sistem mendeteksi hasil positif dan hasil dari uji manual menunjukkan hasil negatif.

3. HASIL DAN ANALISIS

Klasifikasi sentimen manual dalam proses *labelling* sentimen manual, ahli bahasa diwawancarai, proses evaluasi memakan waktu 2 hari untuk mendapatkan hasil sentimen yaitu positif dan negatif, hasil dari proses klasifikasi manual dapat dilihat ada gambar 1 dimana dijelaskan bahwa data opini telah diklasifikasikan secara manual ke dalam dua kelas sentimen, yaitu Negatif dan Positif dan menunjukkan bahwa sekitar 60% data berlabel Negatif dan 40% data berlabel Positif. Hasil ini menjadi dasar penting dalam menilai validitas data dan reliabilitas proses pelabelan.

Preprocessing proses ini memiliki banyak langkah untuk memperbaiki kata, menghapus kata, dan menggabungkan data yang kemudian diproses supaya menjadi opini yang lebih baik. Sehingga untuk dataset opini sebanyak 200 opini akan dilakukan proses *preprocessing* dengan menggunakan bantuan *library* *pandas* dan lainnya untuk dilakukan proses menampilkan data dan mengolah data dengan 6 langkah tersebut. Tahap awal *preprocessing* adalah *case folding*. Pada tahapan ini, semua teks dimasukkan. Setelah semua teks dimasukkan, huruf besar akan diubah menjadi huruf kecil dan proses ini hanya memengaruhi huruf "a"- "z". Jika pada tahap awal tidak menggunakan proses *case folding* maka akan menyebabkan kesalahan pada proses selanjutnya dengan tools yang digunakan. Tahap kedua adalah *cleaning* ini dilakukan dengan menghilangkan semua tanda baca dan menghilangkan *noise* dari kalimat yang tidak diperlukan. Tahap ketiga *tokenizing* yaitu proses pemisahan kalimat opini menjadi kata per kata dari hasil dari proses *cleaning*. Namun dalam proses *tokenizing*, kata-kata yang mewakili simbol, angka, dan URL perlu dihapus untuk meningkatkan proses selanjutnya.

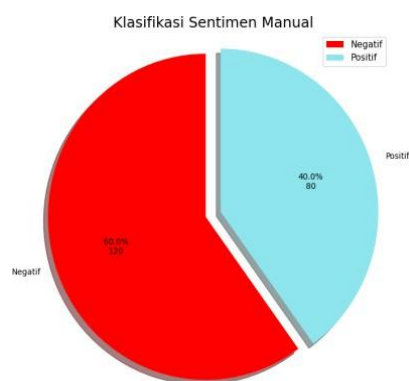
Tahap keempat *stopword* yaitu proses pengolahan kata untuk menghilangkan kata-kata yang tidak perlu seperti konjungsi seperti "di", "yang", "ke" dan lain-lain. Kegagalan melakukan proses *stopword* pada dataset ini akan mempengaruhi tingkat sensitivitas dan akurasi data. Tahap kelima *normalization* merupakan proses yang digunakan untuk memperbaiki kata tidak baku menjadi kata baku menurut Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI) dengan mencocokkan *dataset* yang dimiliki. Kelemahan *normalization* karena kamus bahasa yang terbatas dan kegagalan mengoreksi kata-kata yang identik dengan bahasa daerah. Tahap keenam *Stemming* merupakan proses akhir dari tahapan *preprocessing* dimana kata yang tidak baku diperbaiki menjadi sesuai standar KBBI. Dan proses *stemming* dilakukan untuk menghilangkan kata imbuhan yang ada pada data opini.

Dari hasil *stemming* juga memiliki kelemahan dengan kata imbuhan yang huruf *double* atau salah penulisan kata tersebut. Pada hasil akhir *stemming* terhadap data opini, dilakukan proses visualisasi *text* dalam bentuk gambar agar untuk mengetahui kata paling banyak kemunculannya dari data opini sebagai salah satu penyampaian informasi. Pada proses visualisasi gambar menggunakan *library WordCloud* untuk mempermudah proses pembentukan kata dalam gambar. Perhatikan gambar 4 berikut.

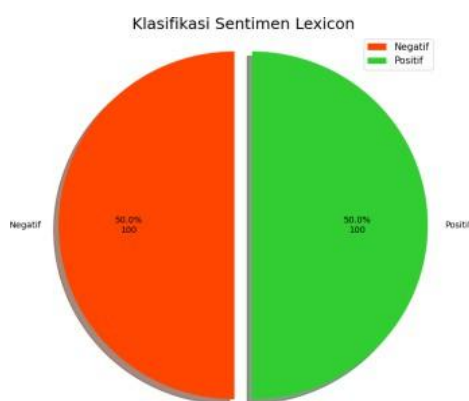


Gambar 4. *WordCloud* Sentimen Positif dan negatif

Klasifikasi *Lexicon* setelah tahap *preprocessing* selesai, dilakukan proses klasifikasi sentimen dengan *lexicon* yaitu proses klasifikasi sentimen yang sistematis dengan mencocokkan kata dengan data-set *lexicon* bahasa Indonesia dan di setiap kata memiliki nilai *polarity*, sehingga menghasilkan klasifikasi sentimen positif, dan negatif. Berikut hasil pencocokan kata dan menghitung nilai *polarity* yang dimiliki dari kalimat serta menentukan sentimen di dalamnya perhatikan gambar 5 berikut ini.



Gambar 5. *Pie Chart* Hasil Pelabelan Manua



Gambar 6. *Pie Chart* Hasil Pelabelan *lexicon*

Pembobotan TF-IDF kemudian dilakukan pembobotan kata dengan TF-IDF untuk mengetahui kemunculan term di setiap dokumen tersebut. Term menghitung nilai probabilitas dari term yang muncul pada setiap dokumen seperti pada dokumen D1-D5. Berikut hasil pembobotan TF-IDF pada tabel 1 di bawah ini.

Tabel 1. Data hasil pembobotan TF-IDF

Term	Dokumen					DF	IDF	TF.IDF				
	D1	D2	D3	D4	D5			D1	D2	D3	D4	D5
fasilitas	1	1	1	0	0	3	0.233	0.233	0.233	0.233	0	0
kampus	1	0	2	0	0	3	0.233	0.233	0	0.466	0	0
oke	1	0	0	0	0	1	0.699	0,699	0	0	0	0
kamar	1	0	0	0	0	1	0.699	0,699	0	0	0	0
mandi	1	0	0	0	0	1	0.699	0,699	0	0	0	0
kotor	2	0	0	0	0	2	0.349	0,796	0	0	0	0
ruang	1	0	0	0	0	1	0.699	0,699	0	0	0	0
kelas	1	0	0	0	0	1	0.699	0,699	0	0	0	0
bagus	0	1	0	0	0	1	0.699	0	0,699	0	0	0
pada	0	1	0	0	0	1	0.699	0	0,699	0	0	0
nurul	0	0	1	0	0	1	0.699	0	0	0,699	0	0
jadid	0	0	1	0	0	1	0.699	0	0	0,699	0	0
pandang	0	0	1	0	0	1	0.699	0	0	0,699	0	0
tinggal	0	0	1	0	0	1	0.699	0	0	0,699	0	0
lengkap	0	0	0	1	0	1	0.699	0	0	0	0,699	0
enak	0	0	0	1	0	1	0.699	0	0	0	0,699	0
bersih	0	0	0	1	0	1	0.699	0	0	0	0,699	0
kendala	0	0	0	0	1	1	0.699	0	0	0	0	0,699
wifi	0	0	0	0	1	1	0.699	0	0	0	0	0,699
lancar	0	0	0	0	1	1	0.699	0	0	0	0	0,699

Klasifikasi dengan metode *naive bayes* setelah pembobotan kata TF-IDF selesai, selanjutnya dilakukanklasifikasi sentimen menggunakan *naive bayes* untuk mengetahui hasil prediksi sentimen dari data sentimen responden dan *lexicon*. Pada tahap klasifikasi *naive bayes* dibantu dengan dukungan *library natural language toolkit*, digunakan proses *naive bayes* untuk mendapatkan hasil klasifikasi *naive bayes*. Klasifikasi sentimen menggunakan *naive bayes* untuk mengetahui hasil prediksi sentimen dari data sentimen responden dan *lexicon*. Proses ini dibantu dengan dukungan *library Natural Language Toolkit*, digunakan proses *naive bayes* untuk mendapatkan hasil klasifikasi. Pada akhir proses pengujian ini, dilakukan pengujian dengan metode *naive bayes* untuk mengetahui hasil tingkat akurasi, persisi, *recall* dan *f1_score* dari dataset sentimen. Ditahap awal proses pengujian dilakukan pembagian data opini sebanyak 200 menjadi data training 90% dan data testing 10%. Pembagian ini mengacu pada pendapat Kohavi [16], dimana pada dataset berukuran kecil, model membutuhkan data latih yang lebih besar agar mampu mempelajari pola secara optimal. Dengan menggunakan 90% data sebagai data training, model memperoleh cukup informasi dan menghasilkan model yang lebih stabil. Pada proses klasifikasi ini dilakukan penghitungan akurasi, persisi, recall dan *f1_score* dengan *confusion matrix*. Pembagian data training dan data testing dapat dilihat pada tabel 2 berikut.

Tabel 2. Data testing dan data training

Pembagian Data		Jumlah Data	
Data Training	Data Testing	Data Training	Data Testing
90%	10%	180	20

Langkah selanjutnya ialah mengevaluasi dengan *confussion matrix* untuk mengetahui tentang hasil klasifikasi yang mencakup *true-positive*, *false-positive*, *true-negative*, dan *false-negative*. Berikut adalah perhitungan *precision*, *recall*, *f1_score* dan akurasi dari *confussion matrix* klasifikasi manual dan *lexicon*:

Confusion matrix klasifikasi manual

$$\begin{aligned}
 \text{Precision} &: \frac{2}{2+1} = \frac{2}{3} = 0,67 \\
 \text{Recall} &: \frac{2}{2+4} = \frac{2}{6} = 0,33 \\
 \text{F1_Score} &: \frac{2 \cdot (0,33 \cdot 0,67)}{0,33 + 0,67} = \frac{0,44}{1} = 0,44 \\
 \text{Akurasi} &: \frac{2+13}{2+13+1+4} = \frac{15}{20} = 0,75
 \end{aligned}$$

Confusion matrix lexicon

$$\begin{aligned}
 \text{Precision} &: \frac{5}{5+1} = \frac{5}{6} = 0,83 \\
 \text{Recall} &: \frac{5}{5+2} = \frac{5}{7} = 0,71 \\
 \text{F1_Score} &: \frac{2 \cdot (0,71 \cdot 0,83)}{0,71 + 0,83} = \frac{1,16}{1,54} = 0,77 \\
 \text{Akurasi} &: \frac{5+12}{5+12+1+2} = \frac{17}{20} = 0,85
 \end{aligned}$$

Dari perhitungan *confusion matrix* klasifikasi manual diatas diperoleh hasil *precision* 67%, *recall* 33%, *f1_score* 44% dan akurasi sebesar 75%, sedangkan perhitungan *confusion matrix* klasifikasi *lexicon* diatas diperoleh hasil *precision* 83%, *recall* 71%, *f1_score* 77% dan akurasi sebesar 85%. Hasil evaluasi dengan *confusion matrix* menunjukkan perbedaan akurasi antara klasifikasi manual dan pendekatan *lexicon*. Perbedaan tersebut disebabkan oleh tingkat subjektivitas yang melekat pada proses klasifikasi manual, sehingga menyebabkan ketidak konsistenan label dan noise pada data latih. Ketidakkonsistenan ini berdampak pada kemampuan model *naive bayes* dalam mempelajari pola sentimen secara optimal. Sebaliknya, pendekatan *lexicon* memberikan penilaian sentimen yang lebih konsisten dan sistematis karena menggunakan kamus kata bermuatan sentimen yang telah terstandarisasi. Hal ini menghasilkan kualitas label yang lebih stabil dan objektif. Selain itu, karakteristik bahasa opini mahasiswa yang cenderung menggunakan ungkapan sentimen secara eksplisit menjadikan pendekatan *lexicon* lebih efektif dalam menangkap polaritas sentimen. Konsistensi label yang dihasilkan pendekatan *lexicon* juga mendukung proses pembelajaran probabilistik pada algoritma *naive bayes*, sehingga mampu meningkatkan akurasi klasifikasi. Kesimpulannya pendekatan *lexicon-based* lebih unggul dibandingkan klasifikasi manual dalam konteks penelitian ini, baik dari segi akurasi, konsistensi, maupun objektivitas, sehingga layak digunakan sebagai metode pelabelan data dalam analisis sentimen opini mahasiswa terhadap fasilitas kampus.

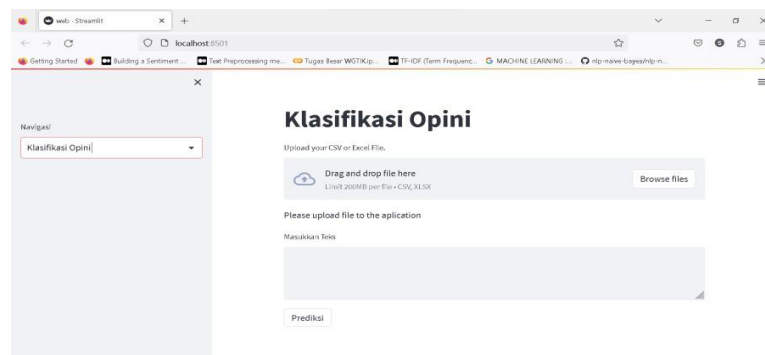
Dalam bahasa *Python*, kita dapat menggunakan fungsi *recall_score*, *precision_score*, dan *accuracy_score* dari library *sklearn* untuk melakukan proses evaluasi. Akurasi digunakan untuk menentukan persentase hasil klasifikasi sentimen yang tepat antara positif dan negatif dari semua data yang ada. Akurasi dapat menjawab pertanyaan "berapa persen tanggapan yang diprediksi dengan benar sebagai positif dan diprediksi dengan benar sebagai negatif dari keseluruhan tanggapan. Presisi digunakan untuk menentukan persentase klasifikasi sentimen positif yang benar-benar positif. Presisi dapat menjawab pertanyaan "berapa persentase tanggapan yang benar-benar positif dari keseluruhan tanggapan yang diprediksi positif?". Sementara itu, *recall* adalah untuk menentukan berapa persen tanggapan yang diprediksi positif dari seluruh tanggapan positif. *Recall* dapat menjawab pertanyaan "berapa persentase tanggapan yang diprediksi positif dibandingkan keseluruhan tanggapan yang sebenarnya yang benar-benar positif?". F1 menunjukkan rata-rata dari presisi dan *recall* yang di bobotkan. Skor F1 100% menunjukkan nilai presisi-recall yang benar-benar sempurna. Hasil evaluasi ditunjukkan pada tabel 2 di bawah ini.

Tabel 3. Hasil Evaluasi

Sentimen	Accuracy	Precision	Recall	F1_Score
Manual	75%	67%	33%	44%
Lexicon	85%	83%	71%	77%

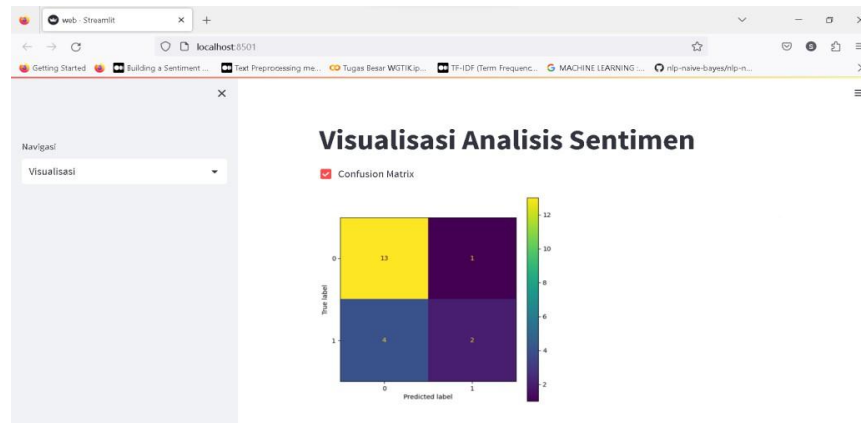
Hasil Implementasi

Implementasi menampilkan visualisasi dari beberapa pada aplikasi atau sistem yang dibuat, untuk hasil implementasi pada penelitian ini meliputi halaman utama atau beranda yang berisi semua fitur yang tersedia dan hanya damin yang dapat mengolahnya, untuk rincian fitur yang ada pada penelitian ini dapat dilihat pada uraian berikut. Halaman Klasifikasi Opini (analisis sentimen), halaman ini berfungsi untuk menampilkan fitur kemampuan untuk mengunggah file dengan tipe CSV, setelah diunggah dilengkapi dengan pencarian nama mahasiswa dan opininya, lalu diklasifikasi dengan memasukkan opininya. Perhatikan gambar di bawah ini:



Gambar 7. Halaman Klasifikasi Analisis Sentimen

Selain itu uji coba dilakukan pada fitur visualisasi untuk melihat hasil *confusion matrix* dari klasifikasi manual dan *lexicon* yang didapat dari model algoritma yang telah diterapkan, perhatikan gambar .



Gambar 8 Halaman Hasil confusion matrix

Berdasarkan gambar diatas, hasil *confusion matrix* manual dan *lexicon* dengan menggunakan 20 data uji opini yang diolah dari 200 data mendapatkan hasil prediksi 13 Data yang diprediksi negatif dan memang benar negatif, 1 Data yang diprediksi positif tetapi sebenarnya negatif, 4 Data diprediksi negatif tetapi sebenarnya positif, 2 Data yang diprediksi positif dan benar positif. Melihat hasil penelitian ini menunjukkan bahwa metode *naive bayes* dengan pendekatan *lexicon* mampu menghasilkan tingkat akurasi yang lebih tinggi dalam mengklasifikasi sentimen opini mahasiswa terhadap fasilitas kampus di Universitas Nurul Jadid. Temuan ini memberikan implikasi praktis bagi pengambil kebijakan kampus dalam memanfaatkan analisis sentimen sebagai dasar evaluasi dan pengambilan keputusan. Model analisis sentimen yang dihasilkan dapat digunakan sebagai alat bantu evaluasi tingkat kepuasan mahasiswa secara objektif dan efisien. Pihak kampus dapat mengetahui fasilitas mana yang mendapat respons positif maupun negatif, sehingga perbaikan dan peningkatan fasilitas dapat dilakukan secara lebih tepat sasaran. Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan bahwa penerapan analisis sentimen berbasis *naive bayes lexicon* dapat mendukung pengambilan kebijakan kampus yang lebih responsif, partisipatif, dan berbasis data dalam upaya meningkatkan kualitas fasilitas di Universitas Nurul Jadid

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis dan uji coba yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa penelitian ini terbukti mampu mengklasifikasi analisis sentimen opini mahasiswa terhadap fasilitas kampus di Universitas Nurul Jadid. Penerapan algoritma *naive bayes* digunakan dengan pengujian data *testing* 10% dari 200 data opini mahasiswa. Setelah klasifikasi selesai dilakukan didapatkan hasil akurasi dari klasifikasi *naive bayes* dengan manual menghasilkan sebesar 75% akurasi, presisi 67%, *recall* 33%, *f1 score* 44% sedangkan dengan *lexicon* menghasilkan akurasi sebesar 85%, presisi 83%, *recall* 71% dan *f1_score* 77%. Berdasarkan temuan ini dapat disimpulkan metode *naive bayes* memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan penelitian sebelumnya yang menggunakan data 261 yang juga menggunakan metode *naive bayes* yang dikomparasi dengan algoritma KNN, meskipun pada penelitian tersebut lebih unggul KNN dengan akurasi 79,03%, 78,93%, dan 85,06%, sementara algoritma Naive Bayes hanya memperoleh tingkat akurasi sebesar 68,67%, 65,33%, dan 64,37%. Penelitian ini memberikan kontribusi utama pembuktian bahwa pendekatan *Naive Bayes* berbasis *lexicon* menghasilkan performa klasifikasi yang lebih baik dibandingkan pendekatan manual. Hal ini menunjukkan bahwa penggunaan *lexicon* mampu meningkatkan objektivitas dan konsistensi dalam proses klasifikasi sentimen. Model ini dapat digunakan sebagai alat bantu evaluasi kepuasan mahasiswa terhadap fasilitas kampus secara berbasis data, sehingga memiliki nilai praktis bagi pengambil kebijakan kampus. Untuk penelitian selanjutnya dapat menambah jumlah dataset dan mengembangkan metode dengan menerapkan algoritma berbasis deep learning, seperti *Long Short-Term Memory (LSTM)*, *Convolutional Neural Network (CNN)*, atau *transformer-based models*, untuk membandingkan performanya dengan *Naive Bayes*. Pendekatan tersebut diharapkan mampu menangkap konteks kalimat dan hubungan antar kata secara lebih mendalam.

REFERENSI

- [1] Salisu, I. A., Ramadhan, I. R., Matdoan, S., Arifin, Z., & Praseptiawan, M. "Sentiment analysis of comments on higher education social media using Naïve Bayes algorithm. *Journal of Information Technology Application in Education, Economy, Health and Agriculture*", 1(3). 2024.
- [2] Khaizer, F. K., Saad, A., & Mason, C. "Sentiment analysis of students' feedback on institutional facilities using text-based classification and NLP. *Journal of Language and Communication*", 10(1), 101–111. 2023.
- [3] Shaik, T., Tao, X., Dann, C., Xie, H., Li, Y., & Galligan, L. "Sentiment analysis and opinion mining on educational data": A survey. *NLP and Education, Elsevier*. 2022.
- [4] Sitepu, R. F., Buaton, R., & Khadapi, M. "Sentiment analysis of students on campus facilities and infrastructure using the Naïve Bayes classifier method (Case Study STMIK Kaputama)". *Journal of Artificial Intelligence and Engineering Applications*, 5(1), 1052–1057. doi:10.59934/jaiea.v5i1.1548. 2025.
- [5] Rahmatullah, B. A. "Analisis sentimen mahasiswa terhadap perkuliahan dalam jaringan menggunakan metode Naive Bayes Classifier" (Doctoral dissertation, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim). 2021.
- [6] Sepriadi, N., Elvia Budianita, M. Fikry, & Pizaini. "Analisis Sentimen Review Aplikasi MyPertamina menggunakan Word Embedding Fasttext dan Algoritma K-Nearest Neighbor", 15(1), 91-109. 2023.
- [7] Syahar, A. U. T., Savitri, A., Widyawati, D., & Ma'Tang, H. "Analisis Sentimen Fasilitas Belajar dan Alat Laboratorium menggunakan metode Naïve Bayes Classifier". *JISTI*. 2023.
- [8] Sugiarta, I. K. A., Cahya Dewi, P. A., & Utami, N. W. "Analisa Sentimen Mahasiswa terhadap Layanan Kampus Menggunakan Algoritma Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor". *Jurnal Informatika Teknologi dan Sains*. 2023.
- [9] Aliyah, D., Zilrahmi, K., Kurniawati, Y., & Fitria, D. "Optimization of sentiment analysis for MBKM program using Naïve Bayes with particle swarm optimization". *UNP Journal of Statistics and Data Science (UJSDS)*, 2(4), 220–230. 2024.
- [10] Irwansyah, Rody S., Lalu A. Syamsul Irfan A., & Giri Wahyu Wiriasto. "Analisis Sentimen Terhadap Program Merdeka Belajar-Kampus Merdeka (MBKM) Pada Twitter Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier (NBC)". (Doctoral Dissertation, Universitas Mataram). 2023.
- [11] Ernawati, S., Wati, R., Nuris, N., Marita, L. S., & Yulia, E. R. "Comparison of Naive Bayes Algorithm with Genetic Algorithm and Particle Swarm Optimization as Feature Selection for Sentiment Analysis Review of Digital Learning Application *J. Phys*". *Conf. Ser.* 1641, 1. 2020.
- [12] Undamayanti, E., Hermanto, T. I., & Kaniawulan, I. "Analisis Sentimen Menggunakan Metode Naive Bayes Berbasis Particle Swarm Optimization Terhadap Pelaksanaan Program Merdeka Belajar Kampus Merdeka". *Jurnal Sains Komputer Informatika (J-SAKTI)*, 6(2), 916–930. 2022.
- [13] Amaliah, F., & Nuryana, D. I. K. "Perbandingan Akurasi Metode Lexicon Based Dan Naive Bayes Classifier Pada Analisis Sentimen Pendapat Masyarakat Terhadap Aplikasi Investasi Pada Media Twitter". *Journal of Informatics and Computer Science*, 03. 2022.
- [14] Hidayatullah, Ahmad F. "Membuat Aplikasi Web Sains Data Dengan Mudah Menggunakan Streamlit", Universitas Islam Indonesia, Jurusan Informatika. 2020.
- [15] Agustini, A., & Kurniawan, W. J. "Sistem E-Learning Do'a dan Iqro'dalam Peningkatan Proses Pembelajaran pada TK Amal Ikhlas". *Jurnal Mahasiswa Aplikasi Teknologi Komputer dan Informasi (JMApTeKsi)*, 1(3), 154-159. 2020.
- [16] Kohavi, R. A. Study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. In *Proceedings of the 14th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-95)* (pp. 1137–1143). 1995.