



Analisis Sentimen Layanan Sistem Informasi Akademik Mahasiswa Menggunakan Algoritma *Naive Bayes*

Taupik Hidayat¹, Rinda Cahyana², Indri Tri Julianto^{3*}

^{1,2,3}Institut Teknologi Garut, Indonesia

*email: indritrijulianto@itg.ac.id

Info Artikel

Dikirim: 11 Oktober 2023
Diterima: 27 Oktober 2023
Diterbitkan: 18 Mei 2024

Kata kunci:

AISnet For Student;
Analisis Sentimen;
Naive Bayes;
Ulasan.

ABSTRAK

AISnet For Student adalah sebuah sistem informasi akademik yang dibangun oleh Institut Teknologi Garut untuk memberikan kemudahan kepada mahasiswa dalam menjalankan berbagai kegiatan administrasi akademik kampus secara *online*. Penelitian ini memiliki tujuan untuk melakukan analisis sentimen terhadap layanan akademik *online* di Institut Teknologi Garut dengan melibatkan mahasiswa sebagai subjek penelitian. Analisis sentimen ini akan dilakukan menggunakan Algoritma *Naive Bayes* untuk menggali pandangan dan pendapat mahasiswa terkait dengan layanan akademik tersebut. Penelitian ini dilakukan dengan tujuan untuk mengidentifikasi potensi masalah yang mungkin terjadi dalam layanan akademik *online* di Institut Teknologi Garut. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk memberikan rekomendasi yang dapat membantu dalam meningkatkan kualitas layanan tersebut. Penelitian menunjukkan bahwa mahasiswa memiliki sentimen positif terhadap layanan akademik pada kampus. Tetapi, ada beberapa masalah yang perlu diatasi, seperti masalah teknis dan kekurangan fitur dalam sistem tersebut. Solusi dalam mengatasi masalah tersebut yaitu dengan mengembangkan sistem yang *user-friendly*, meningkatkan kualitas jaringan, meningkatkan fitur sistem, melakukan pelatihan atau sosialisasi penggunaan sistem kepada mahasiswa, dan menerapkan teknologi dan inovasi terbaru dalam layanan sistem akademik mahasiswa *online*. Hasil Penelitian ini memiliki potensi untuk memberikan manfaat bagi lembaga pendidikan dengan cara membantu dalam perbaikan layanan akademik *online* yang lebih baik. Hasilnya diharapkan dapat meningkatkan kepuasan dan kualitas layanan yang diberikan kepada mahasiswa. Selain itu, penelitian ini juga dapat menjadi acuan atau referensi bagi penelitian-penelitian selanjutnya yang berkaitan dengan analisis sentimen di bidang akademik atau bidang lainnya. Dimana Algoritma *Naive Bayes* digunakan untuk menganalisis sentimen mahasiswa terhadap layanan akademik pada kampus Institut Teknologi Garut. Hasil akhir menunjukkan bahwa sentimen negatif lebih besar ketimbang sentimen positif. Dimana sentimen negatif sebesar 54,75 % dan sentimen positif sebesar 45,24%, hal ini dikarenakan pada aplikasi AISNet pengguna kebanyakan memberikan ulasan untuk update nya tidak real time berikut adalah hasil akhir dengan mendapatkan *accuracy* 80,06%, *percission* sebesar 83,11 dan *recall* 75,21.

1. PENDAHULUAN

Analisis sentimen dapat digambarkan sebagai laporan komputasi yang mengkaji pandangan, opini, perasaan, dan emosi individu terhadap seseorang, peristiwa, atau titik yang menjadi dasar subjek dalam penyelidikan. [1]. Analisis sentimen merupakan proses penting untuk memahami sifat informasi yang diidentifikasi untuk kurasi data atau penggalian informasi dari sumber informasi literatur yang secara alami ada dalam jumlah besar [2]. *Text mining* dan penambangan informasi dipandang sebagai ilmu serupa karena estimasi serupa dapat digunakan dalam kedua konsep *mining*. Bagaimanapun, keduanya berbeda karena dalam *data mining* mencakup informasi yang terorganisir, sedangkan teks dikaitkan dengan sorotan tertentu dan sering kali tidak terstruktur serta memerlukan pra-pemrosesan. *Text mining* adalah bidang yang berkaitan erat dengan pemrosesan bahasa alami [3]. Institut Teknologi Garut merupakan salah satu perguruan tinggi di Indonesia yang telah membentuk sistem pembelajaran *online* bagi mahasiswanya yang disebut AISnet for Student. Mahasiswa di Institut Teknologi Garut dapat mengakses informasi dan layanan akademik melalui sistem tersebut. Namun, perlu diketahui sentimen mahasiswa terhadap layanan akademik mahasiswa *online* pada kampus, karena dapat memberikan gambaran tentang kepuasan dan masalah yang terjadi pada suatu sistem mahasiswa *online* yang digunakan.

Tahap pengumpulan data ini dilakukan dengan teknik *scraping* dengan bantuan bahasa program *python* di *google colab* [4]. Google Collaboratory adalah instrumen yang berguna bagi mahasiswa. Karena koordinasinya dengan GitHub, ia menikmati manfaat yang dicatat di poin sebelumnya, dan dengan alasan bahwa ia menawarkan aset pemrosesan penting kepada mahasiswa dengan cara yang sederhana, ia bekerja dengan pergantian peristiwa dan pelaksanaan model non-kecil yang memungkinkan penggambaran strategi komputasi yang kompleks, dengan cara ini mengembangkan lebih lanjut persiapannya [5].

Penelitian ini didasarkan pada penelitian sebelumnya, yang disebutkan oleh [6] Pada penelitian ini menggunakan model Kano untuk mengungkap kepuasan mahasiswa terkait dengan pemanfaatan dan peningkatan inovasi data dalam administrasi data mahasiswa. [7] terhadap Sistem informasi akademik pada Institut Teknologi Garut, sistem yang digunakan adalah dengan mengumpulkan 35 komentar di Google Play dimana data yang dikumpulkan adalah data kependudukan atau data umum. Selanjutnya penelitian [8], [9], [10], [11], [12] dimana penelitian SVM ini menggunakan dataset pada ulasan aplikasi di Google Play. Sehingga hasil eksplorasi menghasilkan ketepatan terbaik dalam mengarahkan pemeriksaan sentimen dibandingkan dengan perhitungan karakterisasi lainnya. Dataset diperoleh dari Google Play menggunakan *Webharvy*. Jadi diasumsikan bahwa ulasan ini dapat didasarkan pada survei positif yang dilakukan oleh klien lain dan survei negatif akan memberikan kontribusi kepada organisasi sehingga dapat mengembangkan produknya [13].

Google Play memiliki komponen untuk melakukan analisis survei terkait aplikasi mengenai pernyataan yang sering muncul dalam ulasan. Ada juga tindakan perkiraan yang diklasifikasikan ke dalam perspektif seperti rencana, keamanan, profil, pemanfaatan aset, kecepatan, kekuatan, penyegaran, pencopotan pemasangan dan lain-lain. Kemudahan penggunaan aplikasi ini ideal untuk melakukan analisis sentimen dalam survei pengguna di Google Play, membantu pengguna dalam memperkenalkan aplikasi dan membantu desainer dalam menguraikan aplikasi [14]. Penelitian selanjutnya yang di lakukan oleh [15], [4], [16], [17], [18] penelitian ini melakukan analisis sentimen menggunakan komputasi *Naïve Bayes*, suatu teknik pengelompokan berdasarkan hipotesis *Bayes*. Teknik ini cocok digunakan bila jumlah sumber informasi sangat banyak. Susunan ini disukai karena cepat dan lugas serta mempunyai keunggulan dalam analisis sentimen. Lebih spesifiknya, sebagai pemikiran atau penilaian dalam berbagai bidang. Perhitungan ini bekerja dengan mengkarakterisasi kelas berdasarkan kemungkinan dasar dimana untuk situasi ini diterima bahwa setiap sifat dalam informasi saat ini sama sekali tidak berhubungan [19].

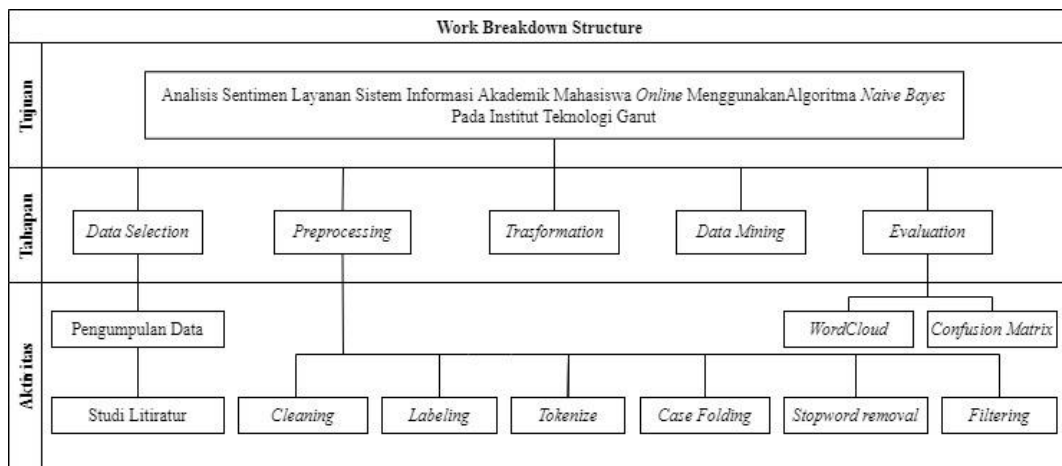
Pemeriksaan opini ini memungkinkan Anda mengumpulkan pesan penyempurnaan dalam sebuah kalimat atau laporan untuk memahami apakah peringkat survei itu positif atau negatif. Gunakan prapemrosesan teks untuk informasi yang akan digunakan saat meninjau *WordCloud*, *Network Explorer*, dan analisis sentimen. Dimana pemeriksaan ulasan informasi tersebut ditangani, maka hanya data-data penting yang terkandung di dalamnya yang akan diambil [20]. Hasil akhir dari penelitian kemudian dilakukan pengujian menggunakan *confusion*

matrix, dan diperoleh nilai dari *Accuracy*, *Precision*, *Recall* dan *F1-Score* dari ketiga semester. Setelah di rata-rata diperoleh nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* sebesar 0.81 atau 81% [21]

Berdasarkan penelitian sebelumnya banyak yang menggunakan algoritma pembelajaran mesin serta metode untuk meningkatkan akurasi yang di lakukan untuk mendapatkan hasil akhir pada sistem. dimana, dilakukan penelitian analisis sentimen layanan sistem informasi akademik *online* menggunakan algoritma *Naive Bayes* di Institut Teknologi Garut. untuk menganalisis sentimen mahasiswa terhadap layanan akademik mahasiswa *online* pada kampus. Penelitian ini bertujuan untuk memberikan gambaran mengenai kepuasan mahasiswa Institut Teknologi Garut terhadap layanan akademik *online* dan memberikan rekomendasi untuk meningkatkan kualitas layanan. Algoritma *Naive Bayes* digunakan untuk menganalisis sentimen mahasiswa terhadap layanan pembelajaran *online* di kampus.

2. METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini, metode KDD digunakan dengan tahapan yang dijelaskan secara rinci. Salah satu tahapan tersebut adalah pembuatan diagram yang membantu menjelaskan berbagai langkah dalam sistem informasi akademik. Tahapan ini akan disajikan dalam bentuk skema *Work Breakdown Structure* (WBS) seperti yang dijelaskan berikut:



Gambar 1. *Work Breakdown Structure*

Tahapan pertama adalah *Data Selection*, data dikumpulkan dari dua sumber utama: *review* pengguna di AISNet For Student di Google Play dan melalui kuesioner atau survei yang disebarakan melalui Google Forms, selanjutnya *Preprocessing* dimana menggunakan 6 aktivitas dalam memproses data yaitu *cleaning*, *labeling*, *tokenize*, *case folding*, *stopword removal* dan *filtering*. setelah tahapan *preprocessing* selesai tapan selanjutnya yaitu *Trasformation* dimana data teks yang digunakan diubah menjadi vektor bobot. Tahapan selnjutnya *Data Mining* dimana data diproses dengan menerapkan pengklasifikasian data dengan Algoritma *Naive Bayes*. Langkah terakhir adalah *Evaluation* pada tahapan ini akan menggunakan aktivitas *WordCloud* dan *Confusion Matrix* untuk mengetahui performa dari *Naive Bayes* dan kata apa yang sering muncul.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan perhitungan *Naive Bayes* untuk melakukan analisis sentimen sehingga menciptakan karakterisasi positif dan negatif pada setiap ulasan pada aplikasi AISNet For Student.

3.1 Hasil Penelitian

- 1) *Data Selection*

Pada tahap ini menghasilkan sebuah dataset yang nantinya di gunakan dalam penelitian analisis sentimen, dengan menggumpulkan data yang di ambil dari Teknik *scrapping* dan penyebaran kuisioner ke mahasiswa di Institut Teknologi Garut. Data yang sudah terkumpul nantinya akan di hapus kata – kata yang tidak ada maknanya tetapi tidak terpengaruh pada kalimat.

a) Pengumpulan Data

Untuk melakukan pengumpulan data dilakukan menggunakan Bahasa *Phyton* dan *Liblary Phyton Scrapper* yang di jalankan di Google Collaboratory dan menyebarkan kuisioner kepada mahasiswa di Institut Teknologi garut.

Tabel 1. Hasil dari Teknik *Scrapping*

No	User	Rating	Tanggal	Ulasan
1	User 1	5	6/10/2023	Bagus
2	User 2	2	3/23/2023	Jarang di update sistemnya hadeh
3	User 3	5	2/10/2023	Cakep
4	User 4	5	1/2/2023	Mantull
5	User 5	5	11/13/2022	Di hp sy banyak bug nya kak

Pada Tabel 1 di atas merupakan dataset yang di ambil dari aplikasi AISNet For Student di Google Play dengan Teknik pengambilan *Scrapping* pada tanggal 5 juni 2023 dengan jumlah data 20 ulasan.

Tabel 2. Hasil dari Penyebaran Kuisioner

No	User	Rating	Tanggal	Ulasan
1	User 1	4	6/7/2023	Cukup puas dengan tampilan dan fungsi yang ada.
2	User 2	4	6/7/2023	Suka eror pas mau UTS atau UAS
3	User 3	4	6/7/2023	Membantu pembelajaran baik untuk dosen maupun mahasiswa
4	User 4	4	6/7/2023	Untuk interface nya sudah baik, mungkin bisa lebih dikembangkan dari segi fiturnya
5	User 5	5	6/7/2023	Puas dengan penyajiannya

Pada Tabel 2 di atas merupakan dataset yang di ambil dari penyebaran kuisioner ke mahasiswa Institut Teknologi Garut, dataset di ambil dari tanggal 7 juni 2023 sampai dengan 8 agustus 2023, dengan jumlah data 304 ulasan.

b) Pemilihan Data

Data yang telah dikumpulkan kemudian dipilih dengan menghilangkan Atribut yang berlebihan, dengan tujuan agar data yang didapat hanya sebagai ulasan dari aplikasi AISNet. Data yang di kumpulkan ialah sebuah teks dari pengguna AISNet dengan berjumlah 324 data dimana dari pengambilan dengan Teknik Scrapper berjumlah 20 data dan penyebaran kuisioner 304 data dengan rentan waktu dari tanggal 5 juni sampai 8 agustus 2023.

2) *Preprocessing*

Pada tahap ini di lakukan *Preprocessing* atau menyiapkan data ulasan dimana memperbaiki data dan menghapus kata yang tidak penting atau tidak ada maknanya sebelum melakukan klasifikasi. Tahap ini di bagi menjadi 6 bagian yaitu *cleaning*, *labeling*, *tokenize*, *case folding*, *stopword removal* dan *filtering*. berikut penjelasan dari tahapan *preprocessing*:

a. *Cleaning*

Berikut adalah proses *cleaning* yaitu untuk menghapus simbol, angka dan karakter yang di gunakan di beberapa oprator. Pada proses *cleaning* ini menggunakan *software* Rapidminer. Dapat di lihat pada tabel 3 sebagai berikut:

Tabel 3: Hasil *cleaning*

No	Sebelum	Sesudah
1	Tampilan bagus, fitur sudah lengkap. Semangat untuk TIM Developer. 🙌	Tampilan bagus, fitur sudah lengkap. Semangat untuk TIM Developer.
2	Sangat mudah dipahami aplikasinya 🙌 🙌 🙌 🙌 🙌 🙌	Sangat mudah dipahami aplikasinya

Pada Tabel 3 di atas adalah hasil dari tahapan *Cleaning* yaitu pembersihan dari kata yang ada *noise* nya disini kata atau karakter yang di hapus adalah “🙌” dan karakter “ ” dan masih banyak lagi.

b. *Labeling*

Sesudah semua data bersih dari *noise* pada tahap *cleaning* langkah selanjutnya adalah pelabelan data sebagian di lakukan secara manual dan sisanya akan di lakukan secara otomatis. Dapat di lihat pada Tabel 4 dan pelabelan otomatis pada Gambar 2.

Tabel 4: Pelabelan Manual

No	Ulasan	Sentimen
1	Aplikasinya mudah dipahami dan informasi didalamnya sangat jelas, terimakasih	Positif
2	Untuk update harus di tingkatkan lagi	Negatif

Tabel 4 di atas adalah hasil dari pelabelan manual yang di mana untuk menentukan nya yaitu menandai informasi dengan membaca informasi setiap *review* satu per satu, melihat kata-kata dengan emosi, akan ditandai dengan sentimen negatif, sebaliknya jika ada pujian akan ditandai dengan sentimen positif.

Sentimen	prediction(Sentimen) text ↓
?	POSITIF mantap aplikasinya
?	POSITIF makasih aplikasinya membantu
?	POSITIF kembangkan aplikasinya

Gambar 2. Pelabelan otomatis

Pada Gambar 2 ini adalah contoh hasil ulasan yang sudah di isi secara otomatis dengan menggunakan Rapidminer dimana dapat di lihat pada kolom *prediction*(sentimen) sudah terisi ulasan yang tadi nya kosong dimana pada tingkat prediksi ini suka keliru yang harusnya pada ulasan itu positif menjadi negatif jadi di sarankan untuk pengisian secara otomatis ini harus mempunyai dataset yang banyak.

c. *Tokenize*

Tahap selanjutnya di lakukan tokenisasi dimana proses pemecahan kalimat menjadi sebuah bagian – bagian kata. dengan Dapat di lihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil *Tokenize*

No	Sebelum	Sesudah
1	Membantu pembelajaran baik untuk dosen maupun mahasiswa	Membantu – pembelajaran – baik – untuk – dosen – maupun – mahasiswa

2	Menurut saya fitur aplikasi aisnet sudah bagus semuanya	Menurut – saya – fitur – aplikasi - aisnet sudah – bagus – semuanya
---	---	---

Pada Tabel 3 di atas ialah contoh hasil dari *tokenize* yaitu tahap perubahan sehingga interaksi tidak ditangani dalam kalimat, tetapi memproses kata demi kata.

d. *Case Folding*

text
bagus
jarang di update sistemnya hadeh
cakep
untuk fitur absensi tolong banget ini mah segera untuk di perbaiki sehingga tidak akan terjadi kesalahpahaman antara orang tua
mantull
di hp sy banyak bug nya kak
apk keren banget
susah login na

Gambar 3. Hasil *Case Folding*

Pada Gambar di atas merupakan contoh dari *Case Folding* dimana semua huruf yang sebelumnya dalam bentuk huruf kapital diubah menjadi huruf kecil. Hal ini diperlukan karena dalam analisis teks, huruf kapital dan huruf kecil dianggap sebagai karakter yang berbeda dan mempengaruhi hasil pemrosesan teks

e. *Stopword Removal*

text
bagus
jarang update sistemnya hadeh
cakep
fitur absensi tolong banget mah perbaiki kesalahpahaman orang tua anak menimbulkan keos an rumah tangga absensi grafik berwarna hijau warna merah tak
mantull
hp sy bug nya kak
apk keren banget
susah login na

Gambar 4. Hasil *Stopword Removal*

Pada gambar di atas merupakan contoh dari filter *stopword* atau bisa di sebut dengan *Stopword Removal*, dimana nantinya akan di hapus kata – kata yang tidak ada maknanya tetapi tidak terpengaruh pada kalimat.

f. *Filtering*

keren banget
susah login
baikk
mantapppp salam unity
semangat devloper
best pokoknya
mantap

Gambar 5. Hasil *Filtering*

Pada gambar di atas adalah contoh hasil dari *filtering*, kata atau singkatan tertentu dihilangkan, ditentukan jumlah minimum karakter sebelum digunakan. Peneliti mengatur panjang token minimal sebesar 4 karakter dan panjang maksimal sebesar 25 karakter.

Tabel 4. Hasil *Preprocessing* Teks

Data awal		
No	Tahapan	Hasil
		Tampilan bagus, fitur sudah lengkap. Semangat untuk TIM Developer
1	<i>Cleaning</i>	Tampilan bagus, fitur sudah lengkap Semangat untuk TIM Developer
2	<i>Labeling</i>	Positif
3	<i>Tokenize</i>	[“Tampilan”, “bagus”, “fitur”, “sudah”, “lengkap”, “semangat”, “untuk”, “TIM”, “developer”]
4	<i>Case Folding</i>	tampilan bagus, fitur sudah lengkap semangat untuk tim developer
5	<i>Stopword Removal</i>	tampilan bagus, fitur sudah lengkap semangat tim developer
6	<i>Filtering</i>	tampilan bagus, fitur lengkap semangat tim developer

Pada Tabel 4 di atas merupakan penjelasan dari hasil masing – masing proses dari tahapan *preprocessing* yaitu *Cleaning*, *Labeling*, *Tokenize*, *Case Folding*, *Stopword Removal* dan *Filtering*.

3) *Transformation*

Setelah selesai pada tahap *preprocessing* dimana untuk mempersiapkan data Langkah selanjutnya adalah tahapan transformation. Dimana pada tahap ini akan di ubah menjadi data yang nantinya akan di gunakan dalam proses *data mining*, akan di lakukan pembobotan kata dengan menggunakan metode TF-IDF. Dapat di lihat pada Gambar 6.

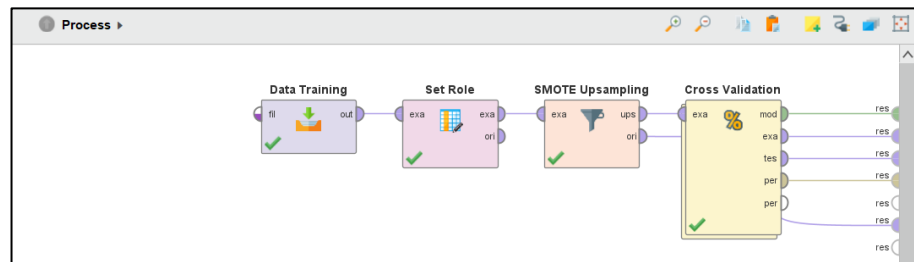
absen	absensi	absensinya	adakan	administrasi	atsnet	akademik	akbsen	akurat	akuratan	ahamdu
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0.230	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Gambar 6. Hasil *Term Frequency-Inverse Document Frequency*

Pada Gambar 6 di atas yaitu pembobotan kata yang di mana mengubah informasi dari informasi tekstual menjadi informasi matematis untuk membuat bobot pada setiap kata atau elemen.

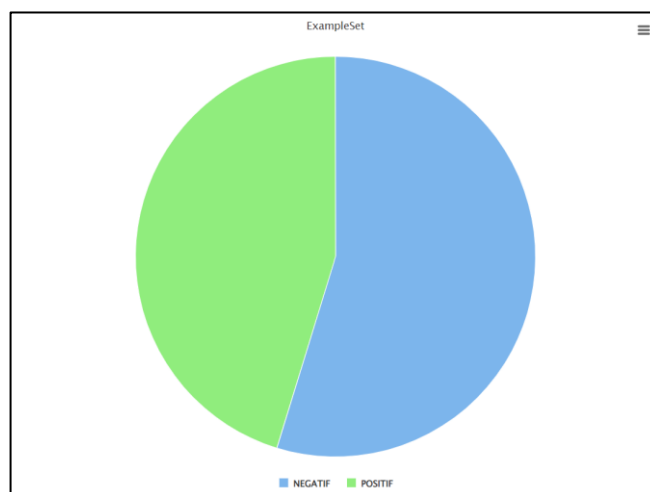
4) *Data Mining*

Selanjutnya, pada tahap ini model klasifikasi *Naive Bayes* diimplementasi menggunakan Rapidminer, dimana digunakan beberapa operator seperti Read CSV untuk menampung datanya. yang akan di proses nantinya lalu ada operator *Set Role*, yaitu untuk mengubah target role nya ke label. Lalu berikutnya adalah menerapkan teknik SMOTE untuk menyeimbangkan data, dan kemudian melakukan *cross validation* untuk menguji kinerja model klasifikasi *Naive Bayes*.



Gambar 7. Proses *Data Mining*

Berdasarkan Gambar 7 di atas, hasil dari model *Naïve Bayes* di *data training* dengan jumlah 324 data dapat di peroleh klasifikasi prediksi sentimen positif sebanyak 154 teks, prediksi sentimen negatif sebanyak 230 teks dari total 484 ulasan. Kenapa hasilnya tidak 324 ulasan karena pada klasifikasi model *Naïve Bayes* saya menggunakan operator SMOTE dimana operator ini menyeimbangkan data yang sedang di olah dan data akan bertambah. Jadi hasil akhir nya yaitu 484 ulasan.



Gambar 8. Diagram Model *Naïve Bayes*

Pada Gambar 8 ini, adalah hasil presentase dari sentimen positif dan negatif dari hasil akhir maka seluruh sentimen positif akan di bagi dengan seluruh dokumen dan sentimen negatif akan di bagi dengan seluruh dokumen. Lebih jelasnya kita akan hitung presentasi positif dan negatif di bawah ini:

Presentasi sentimen positif

$$\frac{219}{484} \times 100\% = 45,24 \%$$

Presentasi sentimen negatif

$$\frac{265}{484} \times 100\% = 54,75 \%$$

Di peroleh hasil dari presentasi sentimen negatif lebih besar dari pada sentimen positif jumlah sentimen negatif sebesar 54,75 % dan jumlah sentimen positif adalah 45,24 %. Jadi hasil dari keseluruhan klasifikasi sentimen negatif lebih unggul dari pada sentimen positif.

5) *Evaluation*

Pada tahap evaluasi, *confusion matrix* akan digunakan untuk mengevaluasi hasil akhir dari pemodelan menggunakan *Naïve Bayes*. Hal ini akan memberikan informasi tentang presisi, akurasi,

dan *recall* dari model tersebut dan di visualisasikan data dengan *Wordcloud*. Berikut adalah penjelasan yang telah di lakukan:

a. *Confusion Matrix*

Berdasarkan hasil dari evaluasi pembuatan model mendapatkan *accuracy* 80.06% dapat di liat pada Gambar 9.

accuracy: 80.06% +/- 13.66% (micro average: 79.96%)			
	true POSITIF	true NEGATIF	class precision
pred. POSITIF	182	37	83.11%
pred. NEGATIF	60	205	77.36%
class recall	75.21%	84.71%	

Gambar 9. Hasil *Confusion Matrix*

Berdasarkan Gambar 9 di atas, hasil *Confusion Matrix* dengan menggunakan dataset dari aplikasi AISNet dan penyebaran kuisoner dengan menggunakan Algoritma *Naïve Bayes* sebagai pemroses data di dapatkan *accuracy* 80.06%, *percission* sebesar 83,11, *recall* 75,21. Adapun rumus *Confusion Matrix* bisa di lihat di bawah ini:

$$Accuracy \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} = \frac{182+205}{182+205+37+60} = \frac{387}{484} \times 100\% = 79,95\%$$

$$Precision \frac{TP}{TP+FP} = \frac{182}{182+37} = \frac{182}{219} \times 100\% = 83,10\%$$

$$Recall \frac{TP}{TP+FN} = \frac{182}{182+60} = \frac{182}{242} \times 100\% = 75,20\%$$

Keterangan:

- TP : *True Positive*
- TN : *True Negative*
- FP : *False Positive*
- FN : *False Negative*

Berdasarkan contoh rumus *confusion matrix* di atas, terdapat 182 item data yang sudah terklarifikasi benar, dan ada pula item data yang sudah terklarifikasi benar namun prediksinya negatif, sebanyak 205 item data, dan 37 data mempunyai prediksi yang salah. termasuk dalam sentimen negatif yang seharusnya positif, terdapat 60 data yang diprediksi secara salah masuk ke sentimen positif yang sebaliknya sentimen positif masuk ke negatif. Dari hasil perhitungan *confusion matrix* di atas diperoleh hasil akurasi, presisi, dan *recall*, berbeda sedikit dengan perhitungan Rapidminer.

b. *WordCloud*

Pada tahap terakhir yaitu visualisasi menggunakan *WordCloud* dimana nanti akan di tampilkan seberapa banyak kata yang keluar dari sentimen positif dan negatif, Dapat di lihat pada Gambar 12 dan 13 sebagai berikut:

a) *WordCloud* Sentimen Positif

Gambar 10. *WordCloud* Sentimen Positif

Pada Gambar 10 di atas menunjukkan hasil dari sentimen positif dimana kata yang sering muncul adalah kata “aplikasinya” karena kata yang terlihat paling besar itu yang lebih banyak muncul, kemudian ada membantu, bagus, menarik, mudah, terbantu dan yang lainnya.

b) *WordCloud* Sentimen Negatif

Gambar 11. *WordCloud* Sentimen Negatif

Gambar 11 di atas menunjukkan bahwa kata yang lebih banyak muncul adalah “aplikasinya, update, perbaiki, aisnet” kenapa di dalam sentimen negatif terdapat kata positif seperti “bagus, nyaman” karena pada pengisian sentimen ada yang di isi otomatis menggunakan Rapidminer dimana tingkat prediksi ini suka keliru yang harusnya bernada positif ini masuk ke negatif, sebagaimana bisa di lihat pada Gambar 4 Contoh Ulasan Sentimen Otomatis.

3.2 Pembahasan Hasil

Berikut ini adalah hasil temuan yang sudah di lakukan yang merujuk kepada teori pendapat dan penelitian sebelumnya. Ada dua masalah utama yang di tuliskan dalam penelitian ini adalah: bagaimana melakukan analisis sentimen terhadap sistem informasi akademik mahasiswa online di Institut Teknologi Garut, dan bagaimana mengukur akurasi dan kinerja sistem analisis sentimen yang diimplementasikan pada data mahasiswa Institut Teknologi Garut.

Dalam menjawab rumusan masalah pertama, yang berkaitan dengan cara melakukan analisis sentimen terhadap sistem informasi akademik mahasiswa online di Institut Teknologi Garut, langkah pertama adalah melakukan pengumpulan data, dimana pengumpulan data ini di lakukan dengan teknik *scraper* yaitu teknik pengambilan data dari aplikasi AISNet For Student di Google Play, terkumpul sebanyak 20 ulasan dimana data dari aplikasi AISNet ini sedikit maka di lakukan penyebaran kuisioner ke mahasiswa institut teknologi garut, dengan mendapatkan ulasan mengenai AISNet sebanyak 304 ulasan jadi dengan terkumpulnya ulasan dari aplikasi AISNet dan penyebaran kuisioner yaitu sebanyak 324 ulasan. Setelah selesai dari pengumpulan data selanjutnya yaitu pembersihan data dengan memanfaatkan *software* Rapidminer dimana menggunakan

operator *reaplace*, untuk menghapus *noise* pada data tersebut. Setelah pembersihan data sudah selesai selanjutnya di lakukan lah pelabelan data yang di mana pelabelan data ini sebagian di lakukan dengan manual dan sebagian nya lagi dilakukan secara otomatis dengan *software* Rapidminer dimana pelabelan secara manual 288 data dan pelabelan otomatis 36 data. Setelah pelabelan selesai selanjutnya dilakukan proses *tokenize* yang dimana proses pemecahan kalimat menjadi beberapa bagian kata, setelah itu dilakukan *case folding* yaitu semua huruf kapital di ubah menjadi huruf kecil, selanjutnya dilakukan *stopword removal* yang dimana nantinya akan di hapus kata – kata yang tidak ada maknanya tetapi tidak merubah arti dari kalimat tersebut, terus di lakukan filtering untuk menghilangkan kata atau singkatan dari kata yang telah ditentukan jumlah minimum karakternya. Selanjutnya dilakukan lah transformation yang dimana akan di ubah menjadi data yang nantinya akan di gunakan dalam proses *data mining*. Selanjutnya model klasifikasi *Naïve Bayes* diimplementasikan menggunakan Rapidminer, dimana digunakan beberapa operator seperti *Read CSV* untuk menampung datanya. yang akan di proses nantinya lalu ada operator *Set Role*, yaitu untuk mengubah target *role* nya ke label, lalu ada manfaat SMOTE, yaitu penyeimbangan data, dan kemudian *cross validation* yaitu pengujian *Naïve Bayes*. Di peroleh hasil dari presentasi sentimen negatif lebih besar dari pada sentimen positif jumlah sentimen negatif sebesar 54,75 % dan jumlah sentimen positif adalah 45,24 %. Jadi hasil dari keseluruhan klasifikasi sentimen negatif lebih unggul dari pada sentimen positif. Dan tahapan terakhir yaitu evaluasi model untuk mengetahui performa dari model yang sudah dibuat yang mana hal ini akan di bahas pada rumusan masalah yang ke dua.

Dalam menjawab rumusan masalah yang kedua yaitu bagaimana mengukur akurasi dan kinerja sistem analisis sentimen yang diimplementasikan pada data mahasiswa Institut Teknologi Garut. Pada tahap evaluasi, *confusion matrix* digunakan untuk mengevaluasi hasil akhir dari proses pemodelan dengan menggunakan algoritma *Naïve Bayes*. Hasil evaluasi ini mencakup akurasi, presisi, dan recall yang memberikan gambaran tentang kinerja model. Selain itu, juga dilakukan visualisasi data dokumen dengan menggunakan *Wordcloud*, yang membantu dalam memahami dan menampilkan pola kata-kata yang mencerminkan sentimen dalam data hasil performa dari model yang sudah di evaluasi dengan menggunakan dataset dari aplikasi AISNet dan penyebaran kuisioner dengan menggunakan Algoritma *Naïve Bayes* sebagai pemroses data di dapatkan *accuracy* 80,06%, *percission* sebesar 83,11, *recall* sebesar 75,21, dengan akurasi 80,06 termasuk ke dalam kategori baik. Penelitian ini telah menemukan akurasi dari *Naïve Bayes*, dimana penelitian sebelumnya [7] hanya sampai *WordCloud*.

4. KESIMPULAN

Rapidminer berhasil mengklasifikasi ulasan pengguna aplikasi AISNet For Student dengan hasil dominan negatif dibandingkan positif. Ulasan yang di ambil pada tanggal 5 juni sampai 8 agustus 2023 dengan pengambilan *scrapping* data dan penyebaran kuisioner kepada mahasiswa Institut Teknologi Garut mendapatkan 324 ulasan yang dimana terdapat ulasan positif sebesar 45,24 %. dan negatif sebesar 57,75 %. Artinya pengguna banyak yang memberikan ulasan negatif mungkin itu dari segi *update* aplikasinya yang kurang *real time* dan tidak sedikit pula yang memberikan ulasan positif terhadap aplikasi AISNet ini. Hasil akhir dengan pemrosesan *Naïve Bayes* mendapatkan hasil dengan *accuracy* sebesar 80,06%, *percission* sebesar 83,11 dan *recall* sebesar 75,21.

Bagi pihak pengembang aplikasi AISNet, hasil dari informasi ulasan pengguna aplikasi AISNet terdapat ulasan negatif yang mana pihak pengembang agar memperbaiki dan dapat di jadikan sebagai gambaran mengenai kepuasan mahasiswa terhadap layanan akademik dan memberikan rekomendasi untuk meningkatkan kualitas pada layanan aplikasi AISNet, dan bagi penelitian selanjutnya bisa menggunakan klasifikasi algoritma yang berbeda agar mendapatkan hasil akhir yang lebih baik sebagai perbandingan bagi penelitian sebelumnya.

REFERENSI

- [1] M. Mauludin Rohman and S. Adinugroho, “Analisis Sentimen pada Ulasan Aplikasi Mobile JKN Menggunakan Metode Maximum Entropy dan Seleksi Fitur Gini Index Text,” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 6, pp. 2646–2654, 2021.

- [2] F. Fathonah and A. Herliana, "Penerapan Text Mining Analisis Sentimen Mengenai Vaksin Covid - 19 Menggunakan Metode Naïve Bayes," *J. Sains dan Inform.*, vol. 7, no. 2, pp. 155–164, 2021, doi: 10.34128/jsi.v7i2.331.
- [3] A. K. Fauziyyah, "Analisis Sentimen Pandemi Covid19 Pada Streaming Twitter Dengan Text Mining Python," *J. Ilm. SINUS*, vol. 18, no. 2, p. 31, 2020, doi: 10.30646/sinus.v18i2.491.
- [4] M. K. Insan, "Analisis Sentimen Aplikasi Brimo Pada Ulasan Pengguna Di Google Play Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *J. Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 1, pp. 478–483, 2023.
- [5] J. Aransay *et al.*, "GitHub y Google Colaboratory para el desarrollo, comunicación y gestión de prácticas en los laboratorios de informática," *Actas las Jenui*, vol. 7, p. 183, 2022.
- [6] R. Cahyana, S. Rahayu, and E. Satria, "Revealing student satisfaction related to academic information services using the Kano model," *J. Phys. Conf. Ser.*, 2019.
- [7] I. T. Julianto, "Analisis Sentimen Terhadap Sistem Informasi Akademik Institut Teknologi Garut," *J. Algoritma*, vol. 19, no. 1, pp. 449–456, 2022, doi: 10.33364/algoritma/v.19-1.1112.
- [8] M. D. Hendriyanto, A. A. Ridha, and U. Enri, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Mola Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *INTECOMS J. Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 5, no. 1, pp. 1–7, 2022, doi: 10.31539/intecomsv5i1.3708.
- [9] U. Kulsum, M. Jajuli, and N. Sulistiyowati, "Analisis Sentimen Aplikasi WETV di Google Play Store Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 6, no. 2, pp. 205–212, 2022, doi: 10.30871/jaic.v6i2.4802.
- [10] L. Luthfiana, J. C. Young, and A. Rusli, "Implementasi Algoritma Support Vector Machine dan Chi Square untuk Analisis Sentimen User Feedback Aplikasi," *Ultimatics*, vol. XII, no. 2, pp. 125–128, 2020.
- [11] A. J. Putri, A. S. Syafira, M. E. Purbaya, and D. Purnomo, "Analisis Sentimen E-Commerce Lazada pada Jejaring Sosial Twitter Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *J. TRINISTIK J. Tek. Ind. Bisnis Digit. dan Tek. Logistik*, vol. 1, no. 1, pp. 16–21, 2022, doi: 10.20895/trinistik.v1i1.447.
- [12] D. S. Putri, A. Sentimen, U. Aplikasi, and T. Ridwan, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Pospay dengan Algoritma Support Vector Machine," *J. Ilm. Inform.*, no. 2018, 2023.
- [13] A. D. Adhi Putra, "Analisis Sentimen pada Ulasan pengguna Aplikasi Bibit Dan Bareksa dengan Algoritma KNN," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 8, no. 2, pp. 636–646, 2021, doi: 10.35957/jatisi.v8i2.962.
- [14] A. R. Rizqullah, A. Wedhasmara, R. I. Heroza, A. Putra, F. Fathonah, and P. Putra, "Analisis Masalah Pada Data Review Aplikasi Terhadap Layanan E-Commerce Menggunakan Metode Text Classification," *J. Tekno Kompak*, vol. 16, no. 1, p. 186, 2022, doi: 10.33365/jtk.v16i1.1448.
- [15] R. Apriani *et al.*, "Analisis Sentimen dengan Naïve Bayes Terhadap Komentar Aplikasi Tokopedia," *J. Rekayasa Teknol. Nusa Putra*, vol. 6, no. 1, pp. 54–62, 2019.
- [16] W. Khofifah, D. N. Rahayu, and A. M. Yusuf, "Analisis Sentimen Menggunakan Naive Bayes Untuk Melihat Review Masyarakat Terhadap Tempat Wisata Pantai Di Kabupaten Karawang Pada Ulasan Google Maps," *J. Interkom J. Publ. Ilm. Bid. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 16, no. 4, pp. 28–38, 2022, doi: 10.35969/interkom.v16i4.192.
- [17] B. K. Widodo, N. H. Matondang, and D. S. Prasvita, "Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk Analisis Sentimen Penggunaan Aplikasi Jobstreet," *Techno.Com*, vol. 21, no. 3, pp. 523–533, 2022, doi: 10.33633/tc.v21i3.6361.
- [18] J. E. Bororing and F. Faeruzah, "Analisis Sentimen Layanan Akademik Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Pada Komentar Mahasiswa," *J. Inf. Interaktif*, vol. Vol 5, no. No 3, pp. 129–135, 2020.
- [19] O. Somantri, "Analisis Sentimen Penilaian Tempat Tujuan Wisata Kota Tegal Berbasis Text Mining," *Jepin*, vol. 5, no. 2, pp. 191–196, 2019.
- [20] H. B. Tambunan and T. W. D. Hapsari, "Analisis Opini Pengguna Aplikasi New PLN Mobile Menggunakan Text Mining," *Petir*, vol. 15, no. 1, pp. 121–134, 2021, doi: 10.33322/petir.v15i1.1352.
- [21] N. S. N. Salam, A. A. Supianto, and A. R. Perdanakusuma, "Analisis Sentimen Opini Mahasiswa Terhadap Saran Kuesioner Penilaian Kinerja Dosen dengan Menggunakan TF-IDF dan K-Nearest Neighbor," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 3, no. 6, pp. 6148–6156, 2019.