

FINAL PROJECT
PEMBELAJARAN MESIN UNTUK DATA TEKSTUAL
“Analisis Sentimen Berbasis Aspek untuk Data Tekstual Review Hotel”



Dosen Pengampu Mata Kuliah :
Dr. Anak Agung Istri Ngurah Eka Karyawati, S.Si., M.Eng.

Disusun Oleh :

I Wayan Trisna Wahyudi	2008561018
I Gusti Ayu Purnami Pinatih	2008561029
Revi Valen Sumendap	2008561099

PROGRAM STUDI INFORMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS UDAYANA
DENPASAR
2023

DAFTAR ISI

DAFTAR ISI.....	2
BAB I - PENDAHULUAN.....	3
1.1 Latar Belakang.....	3
1.2 Rumusan Masalah.....	4
1.3 Tujuan.....	4
1.4 Manfaat.....	4
1.5 Batasan.....	4
1.6 Asumsi.....	4
BAB II - TINJAUAN PUSTAKA.....	5
2.1 Tinjauan teoritis.....	5
2.2 Tinjauan Empiris.....	7
BAB III - ANALISIS DAN DESAIN.....	9
3.1 Data dan Pengumpulan Data.....	9
3.2 Analisis Kebutuhan Fungsional dan Non-Fungsional.....	10
3.3 Desain Sistem.....	10
3.4 Skenario Eksperimen.....	17
BAB IV - HASIL DAN PEMBAHASAN.....	19
4.1 Implementasi.....	19
4.2 Eksperimen Tuning Hyper Parameter.....	23
4.3 Evaluasi Model.....	23
4.4 Analisis Hasil.....	25
4.5 Hasil Implementasi Web.....	26
4.6 Evaluasi Web.....	26
BAB V - KESIMPULAN.....	29
DAFTAR PUSTAKA.....	30

BAB I - PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Industri perhotelan telah mengalami pertumbuhan yang pesat, didorong oleh kemajuan teknologi dan peningkatan mobilitas global. Seiring dengan itu, internet telah menjadi saluran utama bagi wisatawan untuk berbagi pengalaman mereka dengan mengulas penginapan mereka. Review hotel online telah menjadi sumber informasi yang kritis bagi calon tamu yang ingin membuat keputusan yang terinformasi sebelum memesan akomodasi. Namun, dengan ledakan volume review yang tersedia, menganalisis sentimen secara manual dari ratusan atau bahkan ribuan review menjadi tugas yang sangat memakan waktu dan sulit. Oleh karena itu, pengembangan sistem analisis sentimen berbasis aspek untuk review hotel menjadi semakin penting.

Sentiment analysis merupakan sebuah teknik yang digunakan untuk mengidentifikasi sentimen yang diekspresikan dalam sebuah kalimat (Wankhade, 2022). Analisis sentimen berbasis aspek (ABSA) adalah teknik analisis sentimen yang memperhitungkan aspek-aspek tertentu dari suatu produk atau layanan. Dalam konteks ini, analisis sentimen berbasis aspek pada ulasan hotel menjadi semakin penting sebagai alat untuk memahami dan merespons umpan balik pelanggan dengan lebih efektif. Informasi yang terkandung dalam ulasan tersebut memiliki potensi besar untuk membentuk persepsi masyarakat terhadap suatu hotel.

Penelitian mengenai sentimen analisis berbasis aspek yang dilakukan sebelumnya membahas mengenai perbandingan Naïve Bayes, SVM, dan k-NN untuk Analisis Sentimen Gadget Berbasis Aspek menghasilkan hasil terbaik dari model SVM sebesar 96.43% dari empat aspek, yaitu aspek desain sebesar 94.40%, aspek harga sebesar 97.44%, aspek spesifikasi sebesar 96.22%, dan aspek citra merk sebesar 97.63%. Namun performa model Naive Bayes juga cukup bagus dengan rata-rata nilai sebesar 84.98% dengan nilai presisi tertinggi dari keseluruhan model pada aspek desain sebesar 95.82% (Iskandar & Nataliani, 2021).

Penelitian berikutnya adalah sentimen analisis terhadap ulasan hotel. Hasil pengujian memperlihatkan bahwa klasifikasi sentimen menggunakan Naïve Bayes Classifier memperoleh hasil akurasi sebesar 90,61%, presisi sebesar 93,03%, recall sebesar 89,52% dan f-measure sebesar 90,99% (Suryadi dkk, 2021).

Berdasarkan penelitian - penelitian tersebut dapat disimpulkan bahwa Naive Bayes memiliki hasil yang cukup baik dalam melakukan sentimen analisis berbasis

aspek. Oleh karena itu penulis menggunakan Naive Bayes untuk melakukan sentimen analisis berbasis aspek terhadap ulasan hotel dengan tiga aspek utama yaitu kebersihan, service dan linen.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang tersebut maka dapat dirumuskan permasalahan sebagai berikut :

1. Bagaimana performa metode Naive Bayes dalam melakukan sentimen analisis berbasis aspek terhadap review hotel?

1.3 Tujuan

Berdasarkan rumusan masalah tersebut adapun tujuan yang ingin dicapai dari penelitian ini adalah

1. Mengetahui performa metode Naive Bayes dalam melakukan sentimen analisis berbasis aspek terhadap review hotel.

1.4 Manfaat

Manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Memberikan informasi pada pihak terkait mengenai aspek yang terdapat dalam sentimen ulasan hotel.

1.5 Batasan

Adapun batasan dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Data diperoleh dari platform kaggle yang berupa kumpulan ulasan dari agregator hotel AiryRoom.
2. Data yang diinput kedalam sistem adalah data dengan format .csv
3. Hanya menampilkan ulasan sentimen negatif dan positif dengan tiga aspek utama yaitu kebersihan, service dan linen.

1.6 Asumsi

Adapun asumsi dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Data yang digunakan dalam penelitian ini telah dianotasi dengan sentimen positif dan negatif berdasarkan aspek kebersihan, service dan linen.

BAB II - TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Tinjauan teoritis

2.2.1 Naive bayes

Algoritma naive bayes adalah algoritma machine learning yang digunakan untuk melakukan klasifikasi data berdasarkan probabilitas. Algoritma ini didasarkan pada teorema Bayes, yang merupakan model matematika untuk menghitung probabilitas suatu kejadian berdasarkan informasi yang diketahui sebelumnya. *Aghababaeyan, Z., dkk. (2021)*. Algoritma ini disebut naive karena mengasumsikan bahwa fitur-fitur yang ada dalam data saling mandiri dan tidak terkait satu sama lain.

Algoritma naive bayes memiliki beberapa kelebihan, antara lain:

- Mudah dipahami dan diimplementasikan
- Efisien dalam hal waktu dan ruang memori
- Dapat menangani data yang memiliki banyak fitur dan kelas
- Dapat beradaptasi dengan data yang berubah-ubah
- Dapat digunakan untuk berbagai jenis data, baik numerik maupun kategorikal

Algoritma naive bayes juga memiliki beberapa kekurangan, antara lain:

- Sensitif terhadap asumsi kemandirian fitur, yang mungkin tidak selalu benar dalam kenyataannya
- Rentan terhadap masalah zero-frequency, yaitu ketika ada fitur atau kelas yang tidak muncul dalam data latih
- Membutuhkan estimasi parameter yang akurat, yang mungkin sulit dilakukan jika data latih tidak cukup representatif

2.2.2 TF-IDF

Algoritma tf-idf adalah algoritma yang digunakan untuk menghitung bobot kata dalam suatu dokumen atau koleksi dokumen. Algoritma ini didasarkan pada dua konsep, yaitu term frequency (tf) dan inverse document frequency (idf). Term frequency adalah frekuensi kemunculan suatu kata dalam suatu dokumen, sedangkan inverse document frequency adalah ukuran seberapa jarang suatu kata muncul dalam koleksi dokumen. Algoritma tf-idf mengalikan kedua nilai ini untuk mendapatkan bobot kata yang mencerminkan pentingnya kata tersebut dalam dokumen atau koleksi dokumen. (*Ma'arif, 2015*)

Algoritma tf-idf memiliki beberapa kelebihan, antara lain:

- Dapat merepresentasikan dokumen dalam bentuk vektor numerik, yang memudahkan perhitungan jarak atau kemiripan antara dokumen
- Dapat mengurangi pengaruh kata-kata yang sering muncul tetapi tidak relevan dengan topik dokumen, seperti kata sambung, kata ganti, atau kata umum lainnya
- Dapat menekankan kata-kata yang jarang muncul tetapi memiliki makna khusus dalam dokumen, seperti kata kunci, istilah teknis, atau nama entitas

2.2.3 N - Gram

N-gram adalah istilah dalam pemrosesan bahasa alami yang merujuk pada rangkaian n kata yang muncul berurutan dalam suatu teks. N-gram digunakan untuk memahami konteks dan hubungan antar kata dalam sebuah dokumen atau kalimat. Ketika nilai n ditentukan, kita dapat memiliki berbagai jenis n-gram, seperti unigram (1-gram), bigram (2-gram) dan seterusnya.

- Unigram (1-gram)

Unigram terdiri dari satu kata tunggal. Ini memberikan informasi tentang frekuensi kemunculan setiap kata dalam dokumen tanpa memperhatikan konteks sekitarnya.

- Bigram (2-gram)

Bigram terdiri dari dua kata yang muncul berurutan dalam teks. Ini membantu memahami hubungan antar dua kata secara langsung.

Penggunaan N-gram dalam perhitungan TF-IDF memungkinkan untuk mendapatkan informasi tentang hubungan antar kata secara berurutan.

2.2.4 Resampling

Resampling adalah teknik yang digunakan untuk mengatasi masalah ketidakseimbangan dalam distribusi kelas atau untuk meningkatkan keakuratan dan kinerja model. Dua metode resampling umum yang sering digunakan adalah oversampling dan undersampling. Oversampling melibatkan peningkatan jumlah sampel di kelas minoritas dengan menduplikasi atau menciptakan salinan dari data yang sudah ada dalam kelas minoritas. Tujuannya untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas, sehingga model dapat mempelajari lebih baik pola dari kelas minoritas. Sedangkan undersampling bekerja dengan

mengurangi jumlah data pada kelas mayoritas dengan tujuan menyeimbangkan distribusi kelas, sehingga model tidak mendominasi oleh kelas mayoritas dan dapat lebih baik memahami pola dalam kelas minoritas.

Salah satu metode oversampling adalah SMOTE. SMOTE adalah metode oversampling yang tidak hanya menduplikasi sampel dari kelas minoritas, tetapi juga membuat sampel sintetis baru berdasarkan kombinasi sampel-sampel yang sudah ada. Tujuannya untuk menciptakan variasi lebih banyak dalam data kelas minoritas, membantu model untuk lebih baik dalam memahami variasi dan pola di kelas tersebut.

2.2.5 Kfold Cross Validation

Kfold cross validation merupakan salah satu metode validasi yang digunakan untuk menguji kinerja model dengan sebagian data sebagai data latih dan sebagian lainnya sebagai data uji. Metode ini membagi data menjadi k kelompok yang seimbang (fold) dan melakukan proses pelatihan dan pengujian sebanyak k kali dengan setiap fold mendapat giliran menjadi data uji. Tujuan dari metode ini adalah untuk menghindari overfitting data, meningkatkan akurasi dan memastikan generalisasi model.

2.2.6 Negation Handling

Negation Handling merupakan suatu metode untuk mendeteksi apakah terdapat kata kata negasi yang membuat makna kalimat berubah. Metode ini akan menangani penambahan kata negasi, sehingga dapat mempertahankan kalimat aslinya.

2.2 Tinjauan Empiris

Sentimen analisis berbasis aspek adalah teknik analisis sentimen yang tidak hanya mengidentifikasi polaritas umum dari teks, tetapi juga mengekstrak dan mengevaluasi sentimen terhadap aspek-aspek tertentu yang terkait dengan teks tersebut. Aspek dapat berupa fitur, atribut, atau topik yang menjadi fokus perhatian atau evaluasi dalam teks. Misalnya, dalam ulasan produk, aspek dapat berupa kualitas, harga, desain, layanan, dll. Dengan menggunakan sentimen analisis berbasis aspek, kita dapat memperoleh informasi yang lebih mendalam dan spesifik tentang kekuatan dan kelemahan produk atau layanan dari sudut pandang pelanggan.

Beberapa penelitian sebelumnya yang telah menggunakan sentimen analisis berbasis aspek adalah sebagai berikut:

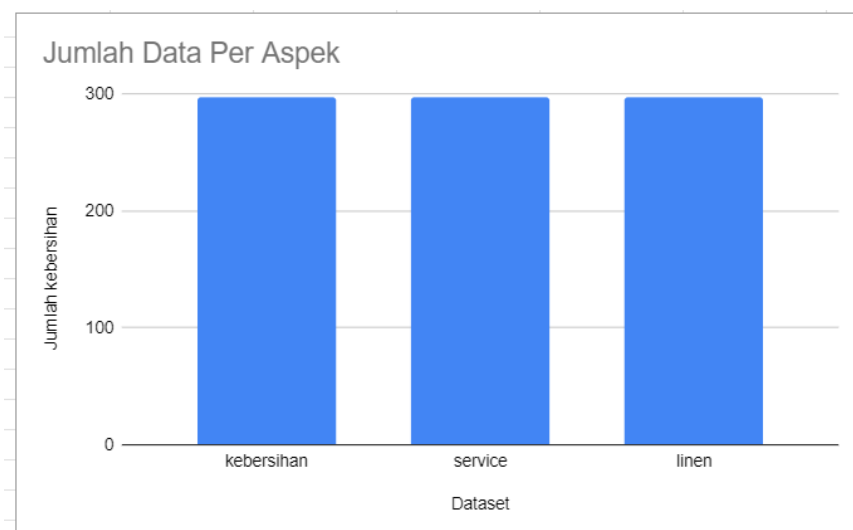
- a. Pratama, A. R., Nugroho, A. S., dan Wibowo, A. (2020). Analisis Sentimen Berbasis Aspek pada Aplikasi Tokopedia Menggunakan LDA dan Naïve Bayes. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 7(1), 1–8. Penelitian ini bertujuan untuk mengekstrak sentimen dan aspek dari ulasan pengguna Tokopedia di Play Store dengan menggunakan metode LDA untuk clustering aspek dan NB untuk klasifikasi sentimen. Penelitian ini menghasilkan empat aspek, yaitu kebermanfaatan, pelayanan, pengalaman belanja, dan tampilan. Penelitian ini juga melakukan resampling data untuk mengatasi ketidakseimbangan data dan menggunakan kurva ROC dan AUC untuk evaluasi klasifikasi sentimen.
- b. Suryadi dkk, (2021). Analisis Sentimen Review Hotel menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier. Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan algoritma Naive Bayes Classifier. Hasil pengujian memperlihatkan bahwa klasifikasi sentimen menggunakan Naïve Bayes Classifier memperoleh hasil akurasi sebesar 90,61%, presisi sebesar 93,03%, recall sebesar 89,52% dan f-measure sebesar 90,99%.
- c. Yutika dkk, (2021). Analisis Sentimen Berbasis Aspek pada Review Female Daily Menggunakan TF-IDF dan Naïve Bayes. Penelitian ini dilakukan untuk menganalisis sentimen berbasis aspek menggunakan dataset review female daily yang berbahasa multilingual. dataset yang digunakan bersumber dari web female daily, dan hanya mengambil kategori serum, toner, sunscreen, scrub, dan exfoliator. Dataset berjumlah 5054 review, dengan 4 aspek label yaitu harga, kemasan. Dari hasil pengujian diperoleh nilai F1-Score sebesar 62,81% untuk data yang diterjemahkan ke dalam Bahasa Inggris kemudian ke dalam Bahasa Indonesia dan tidak menggunakan stopwords removal.

BAB III - ANALISIS DAN DESAIN

3.1 Data dan Pengumpulan Data

Dataset yang dipakai pada penelitian ini adalah HoASA (IndoNLU) Dataset. Dataset ini dibuat oleh Azhar dkk. pada tahun 2019, HoASA (IndoNLU). Dataset merupakan data analisis sentimen berbasis aspek yang terdiri dari ulasan hotel yang dikumpulkan dari platform aggregator hotel, AiryRooms. Kumpulan data tersebut mencakup sepuluh aspek berbeda dari kualitas hotel. Terdapat empat kemungkinan kelas sentimen untuk setiap label sentimen: positif, negatif, netral, dan positif-negatif, dalam bahasa Indonesia yang berisi 2.854 dalam format file CSV.

Setelah melakukan analisis terhadap dataset ini, terlihat bahwa distribusi sentimen hasil penilaian terhadap 10 aspek yang ada sangat tidak seimbang. Hal ini dapat berpotensi mempengaruhi kinerja mesin di masa yang akan datang. Oleh karena itu, dalam penelitian ini, kami memutuskan untuk fokus pada dua kelas sentimen utama, yaitu Positif dan Negatif. Kami juga memilih tiga aspek dari dataset ini, yakni Kebersihan, Linen, dan Service. Keputusan ini didasarkan pada keselarasan distribusi sentimen positif dan negatif yang terlihat paling seimbang pada ketiga aspek tersebut dengan jumlah masing-masing 300 data per aspek. Sehingga jumlah data keseluruhan yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebanyak 900 data. Dari 900 data tersebut akan dipecah menjadi data training dan data testing dengan rasio 80 : 20. Dengan demikian, diharapkan hasil penelitian ini akan menghasilkan mesin yang lebih optimal dan efisien.



3.2 Analisis Kebutuhan Fungsional dan Non-Fungsional

3.2.1 Analisis Kebutuhan Functional

1. **Pengumpulan Data Sentimen:** Situs web harus mampu mengambil data sentimen dari inputan user yang dapat berupa sebuah kalimat atau file dengan format csv.
2. **Analisis Sentimen berbasis aspek:** Kemampuan untuk menganalisis sentimen dalam teks yang dikumpulkan, yang mencakup pengenalan sentimen positif dan negatif terhadap tiga aspek yang ditentukan yaitu kebersihan, service, dan linen.
3. **Manajemen Data:** Kemampuan untuk menyimpan dan mengelola data sentimen yang dikumpulkan.
4. **Visualisasi Data:** Menampilkan hasil analisis sentimen dalam bentuk grafik atau laporan yang mudah dimengerti.
5. **Interaksi Pengguna:** Sistem harus memungkinkan pengguna untuk memasukkan teks atau sumber data yang akan dianalisis, dan untuk melihat hasil analisis dengan jelas.
6. **Kemampuan Beradaptasi:** Memungkinkan penambahan atau perubahan aspek yang akan dianalisis dalam masa depan.

3.2.2 Non-Functional

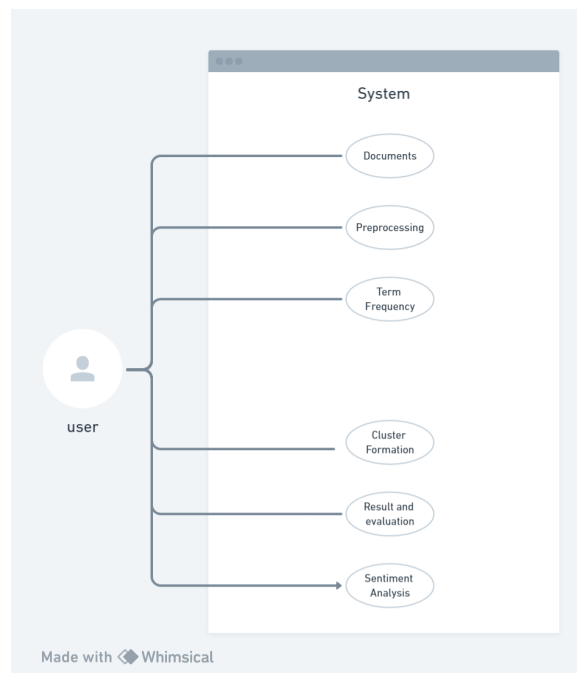
1. **Kinerja:** Website harus mampu mengatasi volume besar data yang akan dianalisis dalam waktu yang wajar.
2. **Keamanan:** Perlindungan data dan privasi pengguna harus diutamakan, dengan enkripsi yang kuat dan perlindungan terhadap ancaman siber.
3. **Skalabilitas:** Kemampuan untuk berkembang sesuai kebutuhan, termasuk peningkatan kapasitas untuk menangani lebih banyak data.
4. **Kemudahan Penggunaan:** Antarmuka pengguna harus ramah pengguna dan mudah dinavigasi.
5. **Ketersediaan:** Website harus tersedia sepanjang waktu atau memiliki waktu jeda yang minimal untuk pemeliharaan.

3.3 Desain Sistem

Pada bagian ini terdapat beberapa tahapan desain dan perancangan diantaranya yaitu :

3.3.2.1 Use case diagram

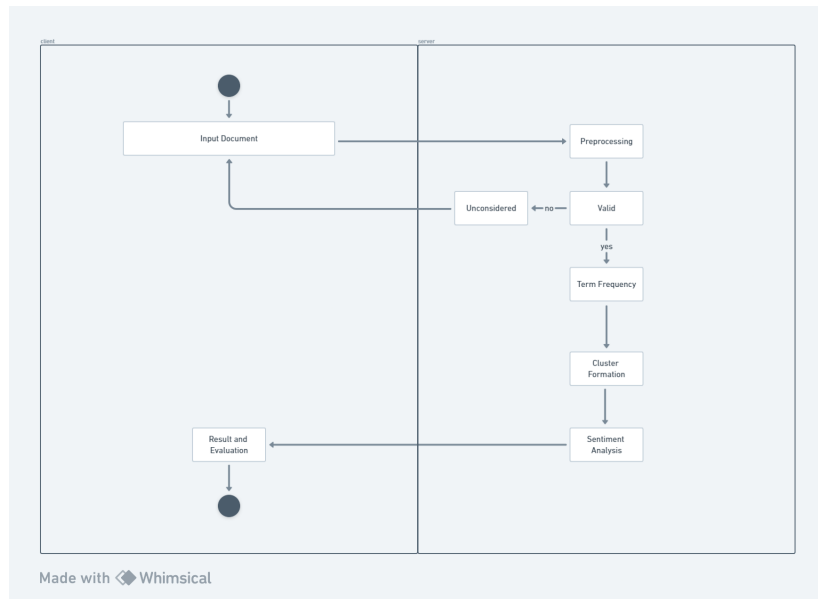
Use case diagram memvisualisasikan interaksi antara pengguna (aktor) dan sistem (use case), serta tindakan apa saja yang dapat dilakukan aktor terhadap use case secara rinci. Penggunaan use case diagram bisa membantu merencanakan fungsionalitas website, serta memastikan bahwa pengembangan website berjalan sesuai dengan kebutuhan pengguna dan stakeholder yang terlibat.



Gambar 1. Use case diagram

3.3.2.2 Activity Diagram

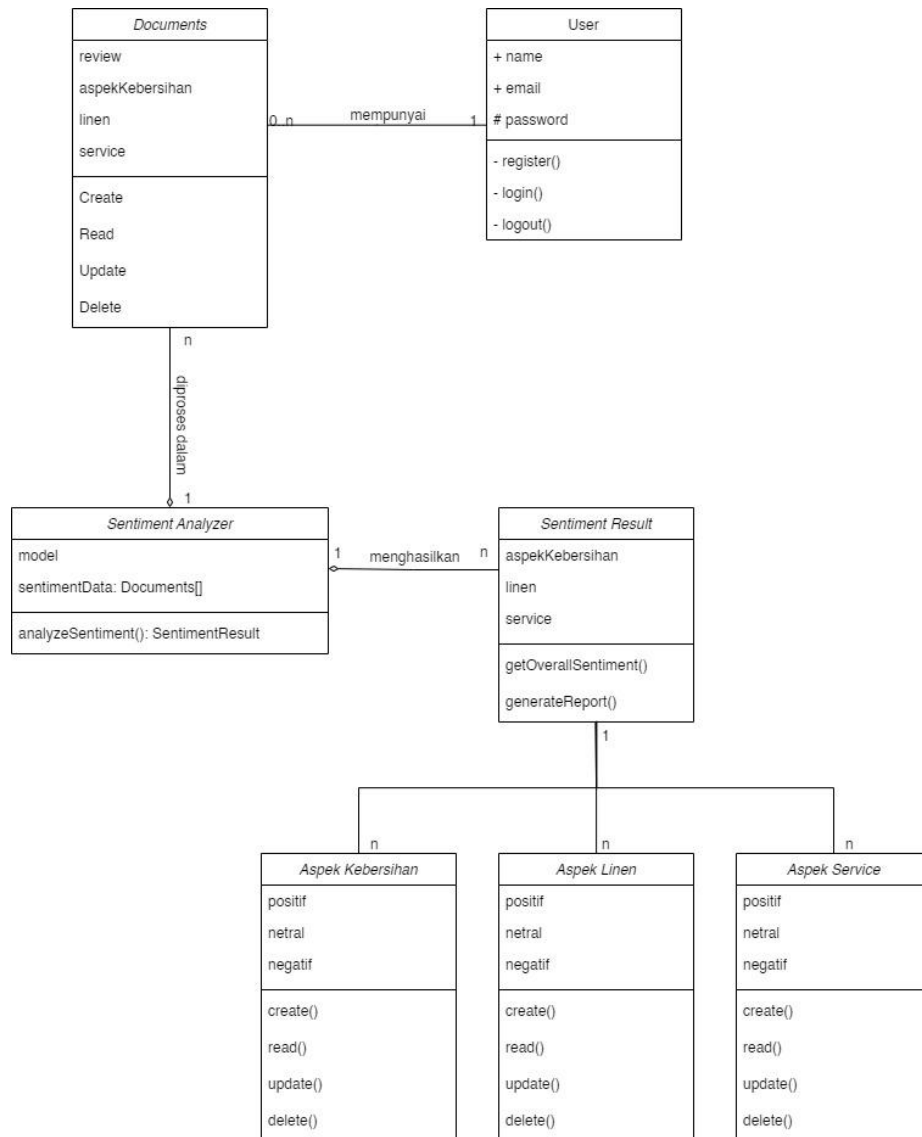
Activity Diagram digunakan untuk menggambarkan langkah-langkah yang terlibat dalam suatu proses atau alur kerja. Activity diagram berguna untuk memodelkan proses bisnis, aplikasi perangkat lunak, dan alur kerja. Diagram ini juga digunakan untuk memodelkan perilaku objek dalam sebuah sistem.



Gambar 2. Activity diagram

3.3.2.3 Class Diagram

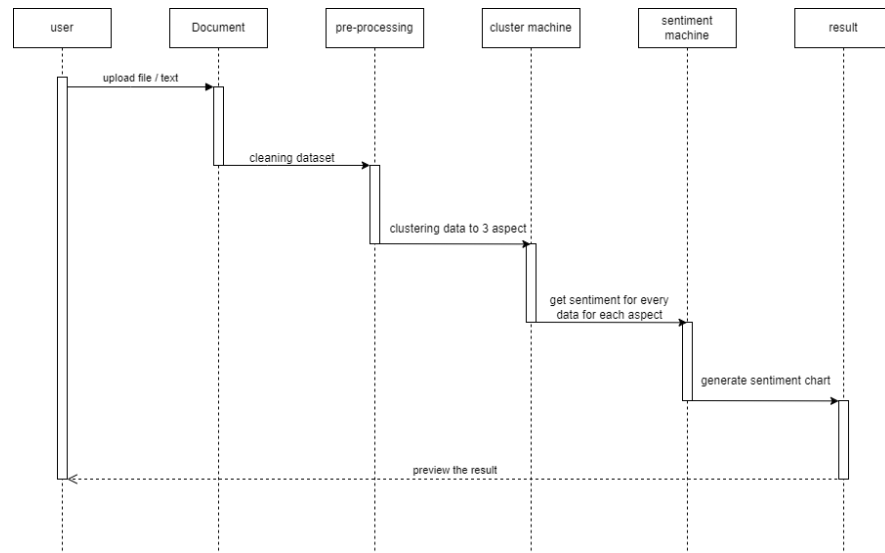
Class diagram digunakan untuk memodelkan struktur sistem dan hubungan antar objek dalam sistem. Diagram ini juga dapat digunakan untuk menganalisis sistem dan memvisualisasikan kelas-kelas yang terlibat dalam sistem.



Gambar 3. Class diagram

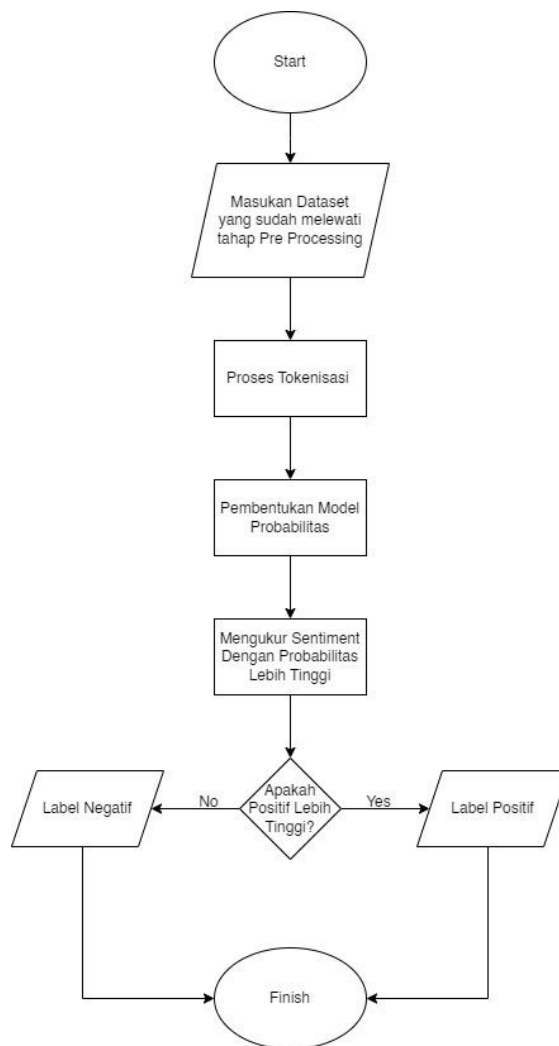
3.3.2.4 Sequence Diagram

Sequence Diagram adalah diagram interaksi yang menjelaskan bagaimana operasi dilakukan antara objek-objek dalam sebuah sistem. Diagram ini menunjukkan urutan pesan, waktu, dan aktor yang terlibat dalam kolaborasi. Sequence diagram digunakan untuk memodelkan interaksi antar objek dalam sistem. Diagram ini juga dapat digunakan untuk menganalisis sistem dan memvisualisasikan interaksi antar objek dalam sistem.

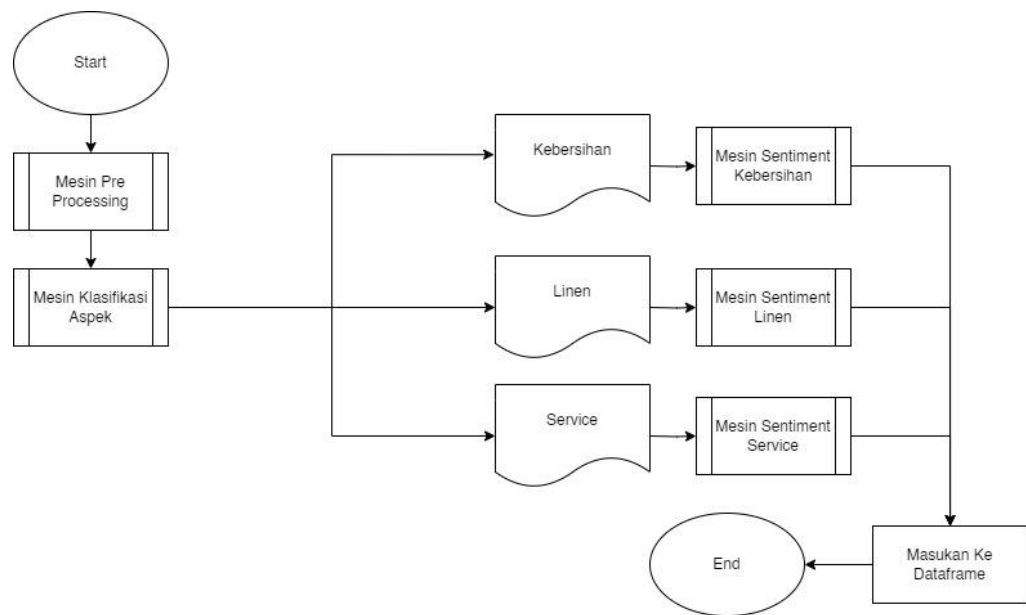


Gambar 4. Sequence diagram

3.3.2.5 Desain model aspect-based sentiment analysis



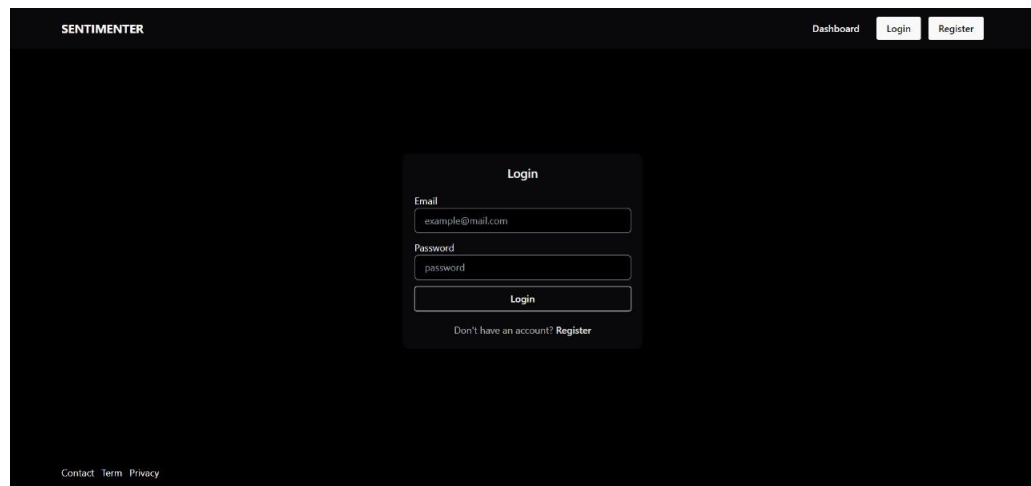
Gambar 5. Alur Kerja Naive Bayes



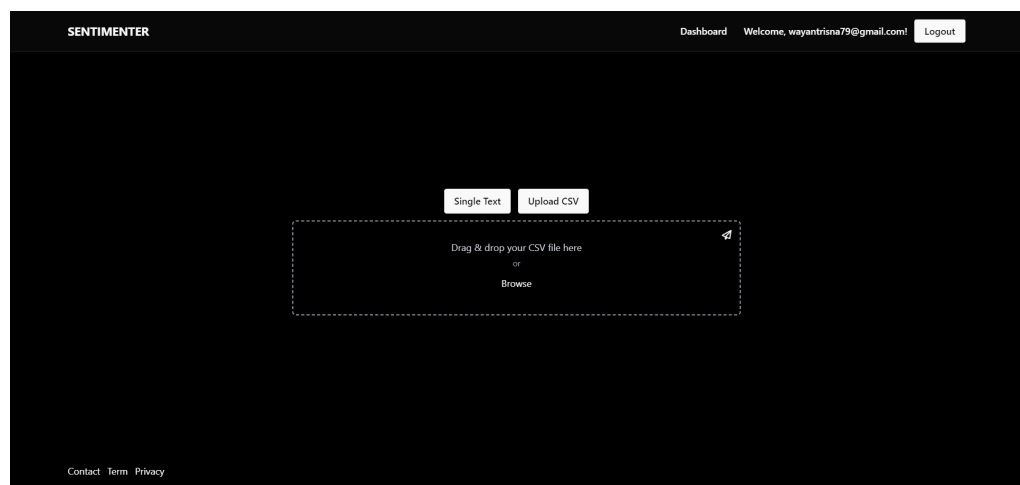
Gambar 6. Alur Program

3.3.2.6 Desain Mockup UI/UX

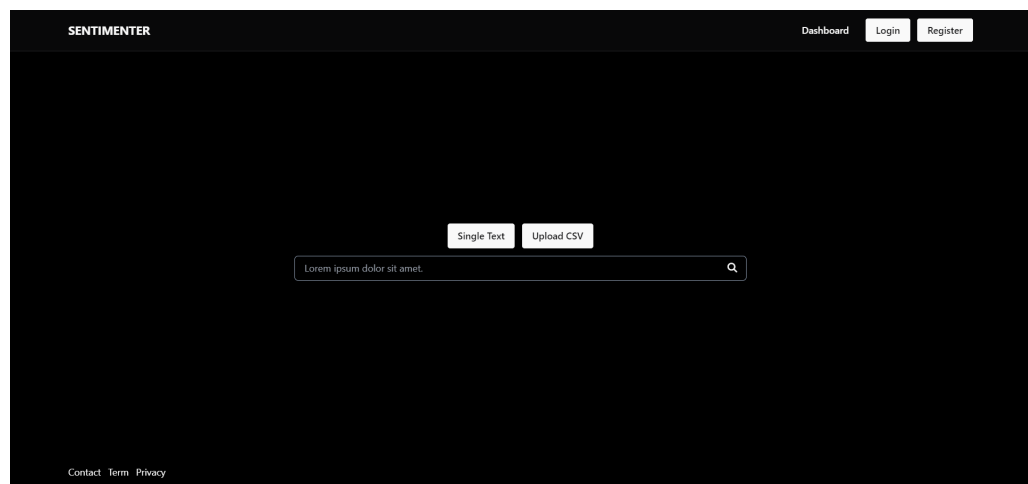
Gambar 7. Tampilan Halaman Register



Gambar 8. Tampilan Halaman Login



Gambar 9. Rancangan Halaman Upload File



Gambar 10. Rancangan Halaman Input Text

3.4 Skenario Eksperimen

Perancangan eksperimen untuk sentimen analisis teks dari opini Twitter harus mempertimbangkan beberapa aspek penting. Berikut adalah langkah-langkah eksperimen yang kami pertimbangkan:

1. Pelatihan Model Naive Bayes

Untuk melakukan pelatihan terhadap model naive bayes data yang digunakan adalah dataset training. Disini kami menyesuaikan hyperparameter seperti alpha dan juga melalui proses K-fold cross validation untuk meningkatkan kinerja dan membantu menghindari overfitting serta memastikan bahwa model memiliki generalisasi yang baik terhadap data yang tidak terlihat.

2. Evaluasi Model

Gunakan dataset pengujian yang terpisah untuk mengevaluasi kinerja model.

Akan diukur metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, F1 score, dan matriks confusion.

		True label	
		Positive $D+$	Negative $D-$
Predicted label	Positive $T+$	TP	FP
	Negative $T-$	FN	TN

Berdasarkan confusion matrix, nilai evaluasi model machine learning dapat direpresentasikan sebagai berikut.

- Akurasi : persentase sampel yang diklasifikasikan dengan benar.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$$

- Presisi atau *Positive predictive value* (PPV): persentase sampel yang diklasifikasikan positif yang sebenarnya memang berlabel positif.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

- Recall atau *sensitivity* : persentase sampel positif yang benar-benar berhasil diidentifikasi.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

- F1-score : rata-rata harmonik PPV (presisi) dan sensitivitas (recall).

$$f1 - score = \frac{2}{\frac{1}{Precision} + \frac{1}{Recall}} = \frac{2TP}{2TP + FP + FN}$$

Keterangan :

TP (True Positive) : Jumlah data yang diprediksi benar. Misalnya, dalam analisis sentimen opini, sebuah tweet diprediksi sebagai sentimen negatif dan ternyata memang benar sentimennya negatif.

TN (True Negative) : Data yang diprediksi tidak dan ternyata memang tidak. Misalnya, sebuah tweet diprediksi sebagai sentimen positif dan ternyata memang benar sentimennya positif.

FP (False Positive) : Data yang diprediksi salah positif. Misalnya, sebuah tweet diprediksi sebagai sentimen negatif padahal sentimennya sebenarnya positif.

FN (False Negative) : Data yang diprediksi salah negatif. Misalnya, sebuah tweet diprediksi sebagai sentimen positif padahal sentimennya sebenarnya negatif.

3. Analisis Faktor-Faktor Pengaruh

Identifikasi faktor-faktor yang dapat memengaruhi kinerja model, seperti jumlah data, kualitas pra-pemrosesan, dan parameter Naive Bayes. Kemudian melakukan analisis sensitivitas terhadap parameter untuk memahami dampaknya terhadap hasil.

4. Cross-Validation

Menerapkan validasi silang pada dataset pelatihan untuk memastikan keandalan model dan mengurangi risiko overfitting.

5. Pengukuran Waktu Respon

Setelah itu, diukur waktu yang diperlukan untuk memproses analisis sentimen setiap opini media sosial. Ini adalah evaluasi kinerja sistem dari segi respons waktu.

Rencana eksperimen ini melibatkan evaluasi model analisis sentimen dan sistem aplikasi. Tentukan matrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1 score. Spesifikasi pengaturan eksperimen termasuk dataset untuk pelatihan dan pengujian, parameter untuk model Naive Bayes, dan kriteria keberhasilan. Evaluasi sistem aplikasi melibatkan faktor-faktor seperti kepuasan pengguna, waktu respon, dan kinerja keseluruhan.

BAB IV - HASIL DAN PEMBAHASAN

Project ini dapat dilihat secara lebih lengkap pada repository berikut:

Github: <https://github.com/trisnawahyudiii/pmdt-kelompok-2>

Youtube: <https://youtu.be/W0yKc21zplA>

4.1 Implementasi

1. Preprocessing

Pada tahap ini adalah proses pengolahan data mentah menjadi data yang lebih mudah dipahami oleh mesin. Adapun beberapa tahapan preprocessing data meliputi :

a. Cleaning

Cleaning adalah tahap pembersihan data mentah melalui beberapa proses seperti mengisi nilai yang hilang, menghaluskan noisy data, dan menyelesaikan inkonsistensi yang ditemukan.

Sebelum	Sesudah
kebersihan kurang...	kebersihan kurang
sangat mengecewakan... hotel bad image, kebersihan kurang, berisik	sangat mengecewakan hotel bad image kebersihan kurang berisik
Tempat tidur sangat keras, bantal besar dan keras, air panas tidak berfungsi, AC kurang dingin biasanya setiap saya menginap di hotel/kost/penginapan yang bekerja sama dgn Airy Room selalu dapat snack & peralatan mandi, tapi kali ini tidak 1 pun yang saya dapatkan	tempat tidur sangat keras bantal besar dan keras air panas tidak berfungsi ac kurang dingin biasanya setiap saya menginap di hotel kost penginapan yang bekerja sama dgn airy room selalu dapat snack peralatan mandi tapi kali ini tidak pun yang saya dapatkan
selimut dan handuk ada kerak kotor.	selimut dan handuk ada kerak kotor

b. Tokenizing

Tokenizing adalah proses memecah teks menjadi bagian-bagian yang lebih kecil, seperti kata atau frasa, yang disebut token. Tokenizing dapat dilakukan

dengan beberapa cara, seperti memisahkan kata-kata berdasarkan spasi, tanda baca, atau karakter tertentu.

Sebelum	Sesudah
kebersihan kurang	kebersihan, kurang
sangat mengecewakan hotel bad image kebersihan kurang berisik	sangat, mengecewakan, hotel, bad, image, kebersihan, kurang, berisik
tempat tidur sangat keras bantal besar dan keras air panas tidak berfungsi ac kurang dingin biasanya setiap saya menginap di hotel kost penginapan yang bekerja sama dgn airy room selalu dapat snack peralatan mandi tapi kali ini tidak pun yang saya dapatkan	tempat, tidur, sangat, keras, bantal, besar, dan, keras, air, panas, tidak, berfungsi, ac, kurang, dingin, biasanya, setiap, saya, menginap, di, hotel, kost, penginapan, yang, bekerja, sama, dgn, airy, room, selalu, dapat, snack, peralatan, mandi, tapi, kali, ini, tidak, pun, yang, saya, dapatkan
selimut dan handuk ada kerak kotor	selimut, dan, handuk, ada, kerak, kotor

c. Stopword Removal

Stopword Removal adalah proses menghilangkan kata-kata yang dianggap tidak penting dalam sebuah dokumen, seperti kata depan, kata penghubung, dan kata ganti. Tujuan dari Stopword Removal adalah untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam pemrosesan teks.

Sebelum	Sesudah
kebersihan, kurang	kebersihan, kurang
sangat, mengecewakan, hotel, bad, image, kebersihan, kurang, berisik	mengecewakan, hotel, bad, image, kebersihan, kurang, berisik
tempat, tidur, sangat, keras, bantal,	tidur, keras, bantal, keras, air, panas,

besar, dan, keras, air, panas, tidak, berfungsi, ac, kurang, dingin, biasanya, setiap, saya, menginap, di, hotel, kost, penginapan, yang, bekerja, sama, dgn, airy, room, selalu, dapat, snack, peralatan, mandi, tapi, kali, ini, tidak, pun, yang, saya, dapatkan	berfungsi, ac, kurang, dingin, menginap, hotel, kost, penginapan, dgn, airy, room, snack, peralatan, mandi, kali, dapatkan
selimut, dan, handuk, ada, kerak, kotor	selimut, handuk, kerak, kotor

d. Word Normalization

Word normalization merupakan proses pengubahan kata menjadi bentuk formal yang bertujuan untuk mengubah kata-kata menjadi bentuk standar atau normal. Tujuan utamanya adalah menyamakan bentuk kata-kata yang sebenarnya memiliki makna yang sama, namun mungkin ditulis atau dieja dengan variasi yang berbeda.

Sebelum	Sesudah
kebersihan, kurang	kebersihan, kurang
mengecewakan, hotel, bad, image, kebersihan, kurang, berisik	mengecewakan, hotel, bad, image, kebersihan, kurang, berisik
tidur, keras, bantal, keras, air, panas, berfungsi, ac, kurang, dingin, menginap, hotel, kost, penginapan, dgn, airy, room, snack, peralatan, mandi, kali, dapatkan	tidur, keras, bantal, keras, air, panas, berfungsi, ac, kurang, dingin, menginap, hotel, kost, penginapan, dengan, airy, room, snack, peralatan, mandi, kali, dapatkan
selimut, handuk, kerak, kotor	selimut, handuk, kerak, kotor

e. Stemming

Stemming adalah proses mengubah bentuk kata menjadi kata dasar. Tujuannya adalah untuk mengurangi variasi kata yang tidak perlu, seperti imbuhan dan konjugasi, sehingga kata-kata dengan akar yang sama dapat dikenali sebagai bentuk yang sama.

Sebelum	Sesudah
kebersihan, kurang	bersih, kurang
mengecewakan, hotel, bad, image, kebersihan, kurang, berisik	kecewa, hotel,bad, image, bersih, kurang, berisik
tidur, keras, bantal, keras, air, panas, berfungsi, ac, kurang, dingin, menginap, hotel, kost, penginapan, dgn, airy, room, snack, peralatan, mandi, kali, dapatkan	tidur, keras, bantal, keras, air, panas, fungsi, ac, kurang, dingin, inap, hotel, kost, inap, dgn, airy, room, snack, alat, mandi, kali, dapat
selimut, handuk, kerak, kotor	selimut, handuk, kerak, kotor

f. Pembobotan Kata

Pada tahap ini, setiap kata pada dokumen diberikan bobot yang merepresentasikan seberapa penting kata tersebut dalam dokumen tersebut. Bobot ini dihitung dengan mengalikan frekuensi kemunculan kata tersebut pada dokumen dengan nilai IDF (*Inverse Document Frequency*) dari kata tersebut. Nilai IDF dihitung dengan membagi jumlah seluruh dokumen dengan jumlah dokumen yang mengandung kata tersebut. Kemudian setelah melalui pembobotan kata dilakukan proses pemecahan data menjadi data latih dan data uji dengan rasio 8:2.

g. Oversampling Data

Setelah melalui spitting data kemudian dilakukan oversampling data menggunakan SMOTE tujuannya untuk mengatasi ketidakseimbangan data. Setelah data seimbang akan dilanjutkan dengan implementasi model Naive Bayes.

4.2 Eksperimen Tuning Hyper Parameter

Untuk penerapan model Naive Bayes dalam melakukan klasifikasi terhadap aspek dan sentimen dilakukan juga penyesuaian parameter untuk mendapatkan hasil yang lebih baik. Tuning Hyperparameter dilakukan dengan menggunakan Grid Search untuk menentukan nilai optimal untuk hyperparameter dan parameter yang diuji adalah alpha. Model akan diuji dengan empat nilai alpha yang berbeda yaitu 0.1, 0.5, 1.0, 1.5. Efisiensi model Naive Bayes divalidasi melalui KFold cross validation, dalam penelitian ini nilai k=10.

Tabel 1. Tuning hyperparameter alpha

	0.1	0.5	1.0	1.5
klasifikasi aspek	0.919363	0.924944	0.924944	0.924944
klasifikasi sentimen aspek kebersihan	0.832069	0.842184	0.848851	0.855517
klasifikasi sentimen aspek service	0.868276	0.854828	0.844713	0.817701
klasifikasi sentimen aspek linen	0.979540	0.976207	0.976207	0.972759

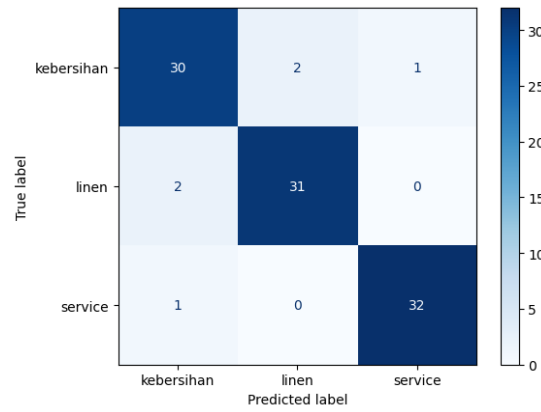
4.3 Evaluasi Model

Naive Bayes diterapkan untuk mengelompokkan data berdasarkan aspeknya. Evaluasi dilakukan menggunakan Kfold cross validation dengan nilai k=10. Hasil evaluasi model menghasilkan nilai akurasi dengan rata rata 93%. Berikut ini adalah hasil evaluasi terhadap data test dengan jumlah 99 data.

Tabel 2. Evaluasi klasifikasi aspek terhadap data test

	Accuracy	Precision	Recall	F-1 Score
kebersihan	0.94	0.91	0.91	0.91
linen	0.94	0.94	0.94	0.94
service	0.94	0.97	0.97	0.97

Berikut ini adalah confusion matrix dari hasil klasterisasi aspek terhadap data test.

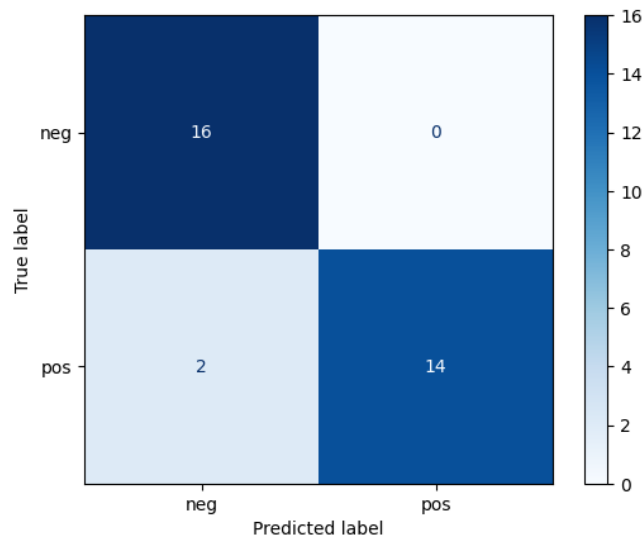


Gambar 11. Confusion matrix hasil klasifikasi aspek

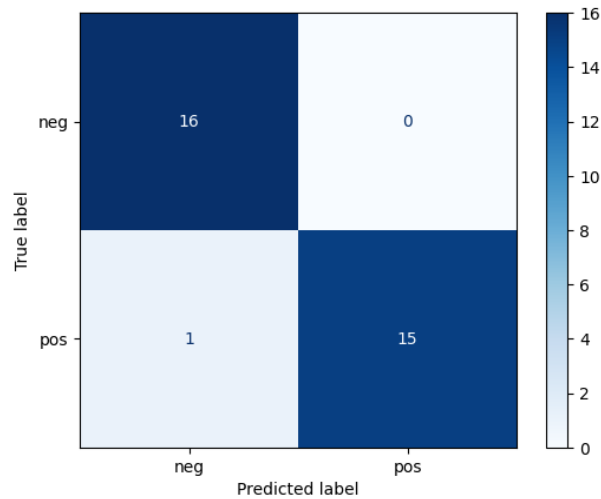
Untuk klasifikasi sentimen per aspek juga menggunakan model Naive Bayes yang terdiri dari 298 per aspek dengan jumlah sentimen positif dan negatif yang seimbang.

Tabel 3. Hasil klasifikasi sentimen

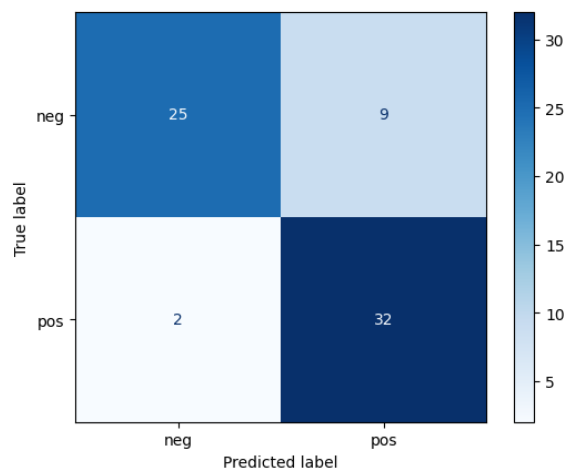
	Accuracy	Precision	Recall	F-1 Score
kebersihan	0.94	0.94	0.94	0.94
linen	0.97	0.97	0.97	0.97
service	0.84	0.85	0.84	0.84



Gambar 12. Confusion matrix hasil klasifikasi sentimen aspek kebersihan



Gambar 13. Confusion matrix hasil klasifikasi sentimen aspek linen

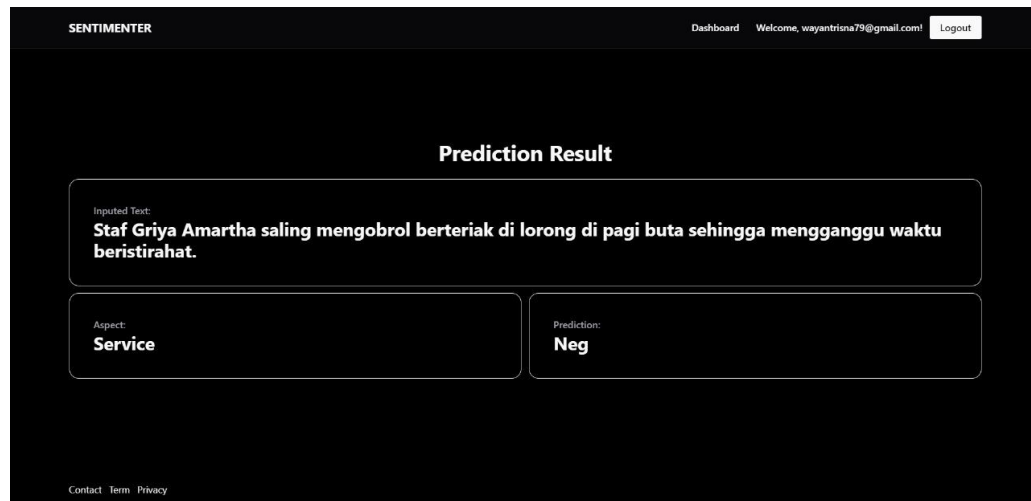


Gambar 14. Confusion matrix hasil klasifikasi sentimen aspek service

4.4 Analisis Hasil

Berdasarkan penerapan oversampling data, negation handling dan tuning hyperparameter memberikan pengaruh yang lebih baik terhadap hasil klasifikasi aspek dan sentimen hal tersebut menunjukkan bahwa model Naive Bayes sudah dapat melakukan klasifikasi dengan performa yang sangat baik dengan rata rata akurasi sebesar 93% untuk klasifikasi aspek dan untuk hasil klasifikasi sentimen dengan akurasi sebesar 94% untuk aspek kebersihan, 97% untuk aspek linen dan 84% untuk aspek service.

4.5 Hasil Implementasi Web



Gambar 16. Tampilan web hasil analisis single text



Gambar 15. Tampilan web hasil analisis upload csv

4.6 Evaluasi Web

Untuk memastikan web sudah berjalan dengan baik dilakukan proses pengujian dengan beberapa skenario seperti yang terdapat dalam tabel 4 :

Tabel 4. Skenario Evaluasi Web

No.	Test case	Hasil yang Diharapkan	Hasil Sistem	Status
1.	Autentikasi	Pengguna dapat melakukan login dan register ke aplikasi kemudian diarahkan ke dashboard	Proses autentikasi berhasil dan pengguna dapat masuk ke aplikasi kemudian diarahkan ke dashboard	Sukses
2.	Input data	Sistem dapat menerima inputan berupa single text maupun file csv dan mengarahkan user ke halaman autentikasi jika belum login atau belum memiliki akun	Sistem berhasil menerima inputan berupa single text maupun file csv dan mengarahkan user ke halaman autentikasi jika belum login atau belum memiliki akun	Sukses
3.	Analisis sentimen	Sistem dapat melakukan sentimen analisis terhadap inputan berupa single text dan menampilkan aspek dari sentimen tersebut	Sistem berhasil menampilkan sentimen analisis terhadap inputan berupa single text dan menampilkan aspek dari sentimen tersebut	Sukses
		Sistem dapat melakukan sentimen analisis terhadap inputan berupa file csv dan menampilkan pie chart untuk tiap aspek	Sistem berhasil melakukan sentimen analisis terhadap inputan berupa file csv dan menampilkan pie chart untuk tiap aspek	Sukses
4.	Error	Pengguna yang tidak	Fitur aspek analisis	Sukses

	handling	login diarahkan ke halaman login saat menggunakan fitur analisis aspek.	tidak dapat diakses tanpa login.	
		Pesan kesalahan ditampilkan saat mengunggah file yang bukan CSV atau format file yang tidak valid.	Sistem menampilkan saat mengunggah file yang bukan CSV atau format file yang tidak valid.	Sukses

BAB V - KESIMPULAN

Project ini menerapkan algoritma klasifikasi untuk melakukan sentimen analisis berbasis aspek. Algoritma yang digunakan adalah Naive Bayes sebagai algoritma klasifikasi aspek dan juga digunakan untuk melakukan sentimen analisis sentimen pada tiap aspek. Untuk membantu meningkatkan hasil akurasi model diterapkan N-gram agar matriks TF-IDF yang dihasilkan akan mencakup informasi tentang frekuensi kata tunggal dan pasangan kata dalam dokumen. Selain itu juga diterapkan oversampling data untuk mengatasi ketidakseimbangan data serta dilakukan tuning hyperparameter untuk mendapatkan hasil yang optimal.

Berdasarkan hasil evaluasi model menggunakan kfold cross validation menunjukkan bahwa model Naive Bayes sudah dapat melakukan klasifikasi dengan performa yang sangat baik dengan rata rata akurasi sebesar 94% untuk klasifikasi aspek dan untuk hasil klasifikasi sentimen dengan akurasi sebesar 94% untuk aspek kebersihan, 97% untuk aspek linen dan 84% untuk aspek service.

Sedangkan untuk sistem sudah mampu melakukan prediksi aspek dan sentimen berdasarkan input berupa single text dan file csv dengan baik serta mampu menampilkan pie chart yang berisi informasi mengenai persentase jumlah sentimen positif dan negatif dari tiap aspek.

DAFTAR PUSTAKA

- Aghababaeyan, Z., Abdellatif, M., Briand, L., S, R., & Bagherzadeh, M. (2021). Black-Box Testing of Deep Neural Networks through Test Case Diversity.
- Agusta, Y. (2007). K-Means - Penerapan, Permasalahan dan Metode Terkait. *Jurnal Sistem dan Informatika*. Vol 3 , 47-60.
- Ailiyya, S. (2020). Analisis Sentimen Berbasis Aspek pada Ulasan Aplikasi Tokopedia Menggunakan Support Vector Machine. Skripsi, Universitas Islam Negeri Syarif Hidayatullah Jakarta.
- Iskandar, J. W., & Nataliani, Y. (2021). Perbandingan Naïve Bayes, SVM, dan k-NN untuk Analisis Sentimen Gadget Berbasis Aspek. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 5(6), 1120-1126.
- Ma'arif, A. A. (2015). Penerapan Algoritma TF-IDF Untuk Pencarian Karya Ilmiah. Skripsi, Universitas Dian Nuswantoro Semarang.
- M. Wankhade, A. C. S. Rao, and C. Kulkarni, "A survey on sentiment analysis methods, applications, and challenges," *Artif. Intell. Rev.*, vol. 55, no. 7, pp. 5731–5780.
- Suryadi, Ridho, A., and Murhaban. (2021). Analisis Sentimen Review Hotel menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier. *TECHSI: Vol. 13, No. 2*, 95-105
- Yutika, C. H., Adiwijaya & Faraby, S. A. (2021). Analisis Sentimen Berbasis Aspek pada Review Female Daily Menggunakan TF-IDF dan Naïve Bayes. *Jurnal Media Informatika Budidarma*. Volume 5, Nomor 2, April 2021, Page 422-430