

**Optimasi Naïve Bayes dengan Mengimplementasikan
Algoritma Genetik pada Analisis Sentimen Review Hotel
dengan Teks Bahasa Indonesia**

Tugas Akhir
diajukan untuk memenuhi salah satu syarat
memperoleh gelar sarjana
pada Program Studi S1 Informatika
Fakultas Informatika
Universitas Telkom

1301208608

Andri Marwan Tua Silalahi



Program Studi Sarjana S1 Informatika
Fakultas Informatika
Universitas Telkom
Bandung
2023

LEMBAR PENGESAHAN

Optimasi Naïve Bayes dengan Mengimplementasikan Algoritma Genetik pada Analisis Sentimen Review Hotel dengan Teks Bahasa Indonesia

Optimization of Naïve Bayes by Implemented a Genetic Algorithm in Sentimen Analysis of Hotel Reviews with Indonesian Text

NIM : 1301208608

Andri Marwan Tua Silalahi

Tugas akhir ini telah diterima dan disahkan untuk memenuhi sebagai syarat memperoleh gelar pada Program Studi Sarjana S1 Informatika

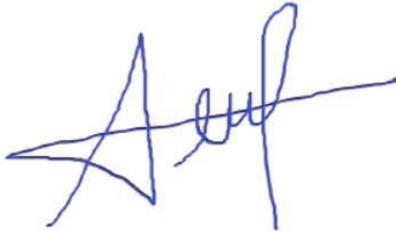
Fakultas Informatika

Universitas Telkom

Bandung, 31 Juli 2023

Menyetujui

Pembimbing 1



Mahendra Dwifabri Purbolaksono, S.Kom., M.Kom.
NIP. 20940009

Pembimbing 2



Dr. Ir. Moch. Arif Bijaksana, M. Tech.
NIP. 03650029

Ketua Program Studi
Sarjana S1 Informatika



Dr. Erwin Budi Setiawan, S.Si., M.T.
NIP. 00760045

LEMBAR PERNYATAAN

Dengan ini, saya Andri Marwan Tua Silalahi menyatakan sesungguhnya bahwa Tugas Akhir saya dengan judul “Optimasi Naïve Bayes dengan Mengimplementasikan Algoritma Genetik pada Analisis Sentimen Review Hotel dengan Teks Bahasa Indonesia” beserta dengan seluruh isinya adalah merupakan hasil karya sendiri, dan saya tidak melakukan penjiplakan yang tidak sesuai dengan etika keilmuan yang berlaku dalam masyarakat keilmuan. Saya siap menanggung resiko/sanksi yang diberikan jika di kemudian hari ditemukan pelanggaran terhadap etika keilmuan dalam Laporan TA atau jika ada klaim dari pihak lain terhadap keaslian karya.

Bandung, 31 Juli 2023

Yang Menyatakan



Andri Marwan Tua Silalahi

Optimasi Naïve Bayes dengan Mengimplementasikan Algoritma Genetik pada Analisis Sentimen Review Hotel dengan Teks Bahasa Indonesia

Andri Marwan Tua Silalahi¹, Mahendra Dwifabri Purbolaksono², Moch. Arif Bijaksana³

^{1,2,3}Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Bandung

¹andrimsilalahi@student.telkomuniversity.ac.id, ²febhiuss@telkomuniversity.ac.id,

³arifbijaksana@telkomuniversity.ac.id

Abstraksi

Di era web seperti sekarang, sejumlah informasi kini mengalir melalui jaringan. Karena berbagai konten web meliputi opini subjektif serta informasi yang objektif, saat ini umum bagi orang-orang untuk mengumpulkan informasi tentang produk dan jasa yang mereka ingin beli. Namun karena cukup banyak informasi yang ada dalam bentuk teks tanpa ada skala numerik, sulit untuk mengklasifikasikan evaluasi informasi secara efisien tanpa membaca teks secara lengkap. Analisa sentimen bertujuan untuk mengatasi masalah ini dengan secara otomatis mengelompokkan review pengguna menjadi opini positif atau negatif. Pengklasifikasi naive bayes adalah teknik *machine learning* yang populer untuk klasifikasi teks, karena sangat sederhana, efisien dan memiliki performa yang baik pada banyak domain. Namun, naive bayes memiliki kekurangan yaitu sangat sensitif pada fitur yang terlalu banyak, yang mengakibatkan akurasi klasifikasi menjadi rendah. Oleh karena itu, dalam penelitian ini digunakan metode pemilihan fitur, yaitu *genetic algorithm* agar bisa meningkatkan akurasi pengklasifikasi naive bayes. Penelitian ini menghasilkan klasifikasi teks dalam bentuk positif atau negatif dari review hotel. Pengukuran berdasarkan akurasi naive bayes sebelum dan sesudah penambahan metode pemilihan fitur. Hasil penelitian menunjukkan peningkatan akurasi naive bayes dari 93.43% menjadi 97.47%.

Kata Kunci: Analisis sentimen, algoritma genetik, review hotel, naive bayes, klasifikasi teks

Abstract

In the era of the web as it is now, a number of information is now flowing through the network. Since various web content includes subjective opinions as well as objective information, it is now common for people to gather information about the products and services they wish to purchase. However, because quite a lot of information exists in text form without any numerical scale, it is difficult to classify evaluations of information efficiently without reading the full text. Sentiment analysis aims to address this issue by automatically categorizing user reviews into positive or negative opinions. The naive bayes classifier is a popular machine learning technique for text classification, because it is very simple, efficient and performs well in many domains. However, naive bayes has the disadvantage that it is very sensitive to too many features, which results in low classification accuracy. Therefore, in this study, a feature selection method, namely genetic algorithm, was used in order to increase the accuracy of the naive bayes classifier. This research produces text classification in the form of positive or negative from hotel reviews. Measurements based on naive bayes accuracy before and after the addition of the feature selection method. The results showed an increase in the accuracy of naive bayes from 93.43% to 97.47%.

Keywords: Sentiment analysis, genetic algorithm hotel reviews, naive bayes, text classification.

1. Pendahuluan

Latar Belakang

Di masa digitalisasi seperti saat ini sejumlah kabar kini disampaikan melalui jaringan. Umum bagi berbagai kalangan untuk mencari berbagai informasi mengenai produk dan jasa yang ingin mereka gunakan melalui berbagai media digital karena melalui media tersebut disajikan opini subjektif serta informasi yang objektif. Namun dikarenakan sebagian besar informasi yang ada dalam bentuk teks bukan dalam skala numerik, evaluasi informasi ini lebih sulit untuk diklasifikasikan tanpa membaca teks secara lengkap [1].

Naïve bayes merupakan teknik *machine learning* yang umum untuk klasifikasi teks serta memiliki hasil yang baik pada banyak domain, hal tersebut dibuktikan oleh S. Habib et al. dalam penelitiannya yang berjudul Klasifikasi Berita Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier didapatkan bahwa metode naïve bayes classifier terbukti akurat digunakan dalam proses klasifikasi berita dimana proses klasifikasi menggunakan metode naïve bayes classifier menghasilkan akurasi tertinggi yaitu 94% dengan pembagian data latihan 90% dan 10% data uji dari dataset berita yang

digunakan [2]. Selain itu, keunggulan naïve bayes adalah dapat mengklasifikasikan teks dengan sangat sederhana dan efisien [3]. Namun, naïve bayes memiliki kekurangan yaitu sangat sensitif dalam pemilihan fitur [4]. Waktu perhitungan akan meningkat dan akurasi klasifikasi juga akan menurun apabila jumlah fitur terlalu banyak [5].

Hal lain yang terdapat pada analisis sentimen adalah pemilihan fitur. Adanya pemilihan fitur klasifikasi teks dapat menjadi lebih efektif dan efisien dengan mengurangi jumlah data yang dianalisis serta mengidentifikasi fitur yang sesuai untuk dipertimbangkan dalam proses pembelajaran. Terdapat dua jenis metode utama pemilihan fitur dalam *machine learning* yaitu wrapper dan filter. Sebagai fungsi evaluasinya, wrapper menggunakan akurasi klasifikasi dari beberapa algoritma. Wrapper bekerja dengan fitur yang di evaluasi secara berulang sehingga menghasilkan akurasi klasifikasi yang tinggi. *Genetic Algorithm* (GA) merupakan salah satu metode wrapper yang bisa digunakan dalam pemilihan fitur.

Topik dan Batasannya

Algoritma naïve bayes sangat sederhana, efisien dan merupakan teknik *machine learning* yang umum untuk klasifikasi teks, serta memiliki performa yang baik pada banyak domain. Namun, naïve bayes sangat sensitif pada fitur yang terlalu banyak, sehingga mengakibatkan akurasi klasifikasi menjadi rendah. Pada penelitian ini akan dibandingkan naïve bayes sebelum menggunakan metode pemilihan fitur dan setelah menggunakan fitur *genetic algorithm* yang diterapkan untuk mengklasifikasikan review hotel untuk meningkatkan akurasi analisis sentimen dan dilihat bagaimana pengaruh metode pemilihan fitur *genetic algorithm* pada akurasi analisis sentimen review hotel dengan teks bahasa Indonesia menggunakan algoritma naïve bayes. Batasan masalah dari latar belakang masalah tersebut adalah komentar pengguna didapat dari situs Kaggle.com, Bahasa yang digunakan dalam komentar pengguna adalah Bahasa Indonesia, Bahasa pemrograman yang digunakan yaitu Bahasa Python.

Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui pengaruh metode pemilihan fitur *genetic algorithm* dalam menganalisa sentimen pada review hotel dengan teks Bahasa Indonesia menggunakan algoritma naïve bayes. Begitu juga beberapa manfaat penelitian, yaitu: Membantu konsumen dalam pengambilan keputusan saat hendak mencari hotel agar bisa menurunkan waktu dalam membaca review dan komentar terhadap suatu hotel dan membantu para pengembang sistem yang berkaitan dengan review hotel, baik dari sosial media lainnya seperti Twitter, Blog, dan lain-lain.

2. Studi Terkait

2.1 Penelitian Sebelumnya

Terdapat beberapa penelitian yang membahas mengenai metode algoritma naïve bayes yang diterapkan untuk mengklasifikasikan teks. Penelitian yang dilakukan oleh Sari yang berjudul Analisis Sentimen Review Restoran Menggunakan Algoritma Naive Bayes berbasis Particle Swarm Optimization menyatakan bahwa hasil eksperimen algoritma naïve bayes berbasis Particle Swarm Optimization terjadi peningkatan yang sangat signifikan, meningkatkan akurasi mencapai 8.11% dari yang semula 74.34% menjadi 82.45% [6]. Selain itu, dalam penelitian yang berjudul Analisis Sentimen Dengan Klasifikasi Naive Bayes pada Review Hotel Tripadvisor dihasilkan akurasi dari pengklasifikasian naïve bayes menunjukkan hasil akurasi sebesar 95,6% yang berarti bahwa hasil dari prediksinya sangat baik [7]. Penelitian selanjutnya yang membahas tentang Analisis Sentimen Review Halodoc Menggunakan Naive Bayes Classifier mendapatkan hasil akurasi 81.68% dan AUC 0.756, termasuk ke dalam fair classification [8]. Penelitian lain yang berjudul Analisa Sentimen Untuk Penilaian Pelayanan Situs Belanja Online Menggunakan Algoritma Naive Bayes juga menyatakan bahwa hasil penelitiannya menggunakan algoritma naïve bayes didapatkan rata-rata akurasi sebesar 93.33%[9].

Penelitian sebelumnya juga membahas mengenai penambahan fitur terhadap penggunaan metode algoritma naïve bayes untuk meningkatkan nilai akurasi, diantaranya penelitian yang berjudul Analisis Sentimen Pada Review Restoran Dengan Teks Bahasa Indonesia Menggunakan Algoritma Naive Bayes menyatakan bahwa akurasi naïve bayes sebelum menggunakan penggabungan metode pemilihan fitur mencapai 81.00%, sedangkan setelah menggunakan metode pemilihan fitur *genetic algorithm*, akurasinya meningkat hingga mencapai 83.50%. Peningkatan akurasi mencapai 2.5% [10]. Penelitian serupa pada Penerapan Algoritma Genetika Untuk Seleksi Fitur Pada Analisis Sentimen Review Jasa Maskapai Penerbangan Menggunakan Naive Bayes mendapatkan hasil akurasi yang meningkat sebesar 29.5% yang semula nilai akurasinya 60.00% dan AUC sebesar 0.512, setelah ditambahkan metode pemilihan fitur *genetic algorithm* menjadi 89.50 dan AUC sebesar 0.919 termasuk ke dalam *excellent*

classification. Pada penelitian ini peneliti mengembangkan aplikasi review jasa maskapai penerbangan berbasis web yang dapat menampilkan hasil review dalam bentuk review positif dan negatif, sehingga dapat membantu konsumen dalam memilih jasa maskapai penerbangan yang baik [11].

Penelitian lain yang berjudul *Sentiment Analysis on Indonesian Stock Investment Application (IPOT) Reviews using Naive Bayes Algorithm and Genetic Algorithm as Feature Selection Method* menyatakan bahwa akurasi klasifikasi naïve bayes meningkat dari 91,00% menjadi 94,25% setelah dilakukan metode penambahan fitur *genetic algorithm* [12]. Sama halnya dengan penelitian yang berjudul *Customer Classification Using Naive Bayes Classifier With Genetic Algorithm Feature Selection* juga mendapatkan hasil akurasi yang meningkat usai dilakukan penambahan seleksi fitur *genetic algorithm*, yakni hasil penelitian menunjukkan bahwa dengan algoritma genetik seleksi fitur, model klasifikasi naïve bayes menjadi model klasifikasi yang lebih tepat dan akurat untuk diterapkan pada klasifikasi PT. Telekomunikasi Indonesia, Tbk di Sumatera Utara dalam memasarkan produk barunya yaitu Indihome. Akurasi yang dihasilkan oleh model naïve bayes classifier adalah sebesar 85,08%. Akurasi yang dihasilkan model naïve bayes classifier dengan pemilihan fitur algoritma genetika meningkat menjadi 89,31%.

Pada penelitian yang berjudul Analisis Sentimen Ulasan Kedai Kopi Menggunakan Metode Naïve Bayes dengan Seleksi Fitur Algoritma Genetika juga didapatkan hasil penggunaan algoritma genetika sebagai seleksi fitur berpengaruh dalam analisis sentimen ulasan kedai kopi menggunakan metode naïve bayes yaitu dapat meningkatkan nilai akurasi senilai 4,4% atau 0,044 [13]. Penelitian yang dilakukan oleh Riska et al juga mengungkapkan hal serupa dalam penelitiannya yang berjudul Komparasi Algoritma Naïve Bayes dengan Algoritma Genetika pada Analisis Sentimen Pengguna Busway didapatkan hasil pengujian algoritma naïve bayes dengan metode pengujian confusion matrix dan kurva AUC maka dihasilkan dengan nilai akurasi mencapai 85,27% dan nilai AUC mencapai 0.819% sehingga termasuk *good classification*. Sedangkan setelah ditambahkan fitur algoritma genetika maka naïve bayes berbasis algoritma genetika menghasilkan 88,55% dan nilai AUC mencapai 0.813% sehingga termasuk *good classification* [14].

2.2 Fitur Algoritma Genetik

Algoritma Genetika adalah suatu algoritma optimasi yang bisa digunakan dengan prinsip-prinsip seleksi alam dan genetika alami [11]. Algoritma Genetika juga merupakan algoritma stochastic yang kuat berdasarkan prinsip-prinsip seleksi alam dan natural genetik yang cukup berhasil diterapkan dalam masalah machine learning dan optimasi. Dalam menyelesaikan permasalahan, algoritma genetika memiliki beberapa fase yakni inialisasi populasi, reproduksi, evaluasi, dan seleksi [19]. Algoritma genetika digunakan untuk mengoptimasi parameter yang optimal dengan ruang lingkup yang besar, dengan pemilihan parameter yang tepat algoritma genetika akan lebih optimal [20].

Konfigurasi GA diawali dengan Pembentukan Individu. Setelah itu dilakukan inialisasi populasi dengan cara memberikan nilai awal pada masing-masing individu sesuai dengan jumlah populasi yang diinginkan, kemudian dilanjutkan dengan evaluasi populasi. Evaluasi dilakukan untuk mendapat nilai individu yang terbaik. Kriteria untuk mendapatkan nilai individu terbaik berdasarkan nilai yang telah ditentukan. Nilai fitness adalah nilai untuk mendapatkan nilai terbaik pada suatu populasi, namun jika tidak maka dilakukan proses seleksi individu. Dalam seleksi individu proses seleksi dilakukan dengan cara membuat individu yang mempunyai fungsi objektif kecil mempunyai kemungkinan untuk dipilih. Untuk mendapatkan individu terpilih tersebut digunakan fungsi fitness. Rumus dari fungsi fitness adalah $(1/(1+\text{fungsi objektif}))$. Setelah proses seleksi dikerjakan, maka proses selanjutnya adalah CrossOver. Metode yang digunakan untuk penelitian ini adalah menggunakan one cut point. Metode one cut point yaitu memilih acak satu posisi dalam kode genetik induk yang kemudian saling menukar gen. Kode genetik yang dijadikan induk dipilih secara acak dan jumlah kode genetik yang mengalami crossover dipengaruhi oleh parameter crossover rate. Proses terakhir yaitu mutasi, Jumlah kode genetik yang mengalami mutasi dalam satu populasi ditentukan oleh parameter mutation rate. Proses mutasi dilakukan dengan cara mengganti satu gen yang terpilih secara acak dengan suatu nilai baru yang didapatkan secara acak

Algoritma genetika bekerja sesuai dengan fungsinya, dimana fungsi *genetic algorithm* terdiri dari fungsi fitness (*fitness function*), fungsi inialisasi (*initialization function*), fungsi seleksi (*selection function*), fungsi crossover (*crossover function*), fungsi mutase (*mutation function*), dan fungsi berhenti (*termination function*). Selain fungsi tersebut, Genetic Algorithm juga melibatkan beberapa parameter seperti ukuran populasi, tingkat mutasi, dan tingkat crossover. Pengaturan parameter ini dapat mempengaruhi kinerja dan konvergensi algoritma. Dengan menggabungkan semua fungsi ini, Genetic Algorithm menciptakan iterasi populasi berulang kali untuk mencari solusi yang lebih baik secara evolusioner, dan diharapkan akan mendekati atau menemukan solusi yang optimal untuk masalah yang diberikan [21]

2.3 Naïve Bayes

Bayesian klasifikasi adalah pengklasifikasi statistik yang dapat digunakan untuk memprediksi probabilitas keanggotaan suatu class. Bayesian classification didasarkan pada teorema bayes yang memiliki kemampuan klasifikasi serupa dengan *Decision Tree* dan *Neural Network*. *Bayesian Classification* terbukti memiliki akurasi dan kecepatan yang tinggi saat diaplikasikan kedalam database dengan data yang besar [22].

Naive Bayes adalah suatu klasifikasi kemungkinan sederhana yang dapat menghitung seluruh kemungkinan dengan menggabungkan sejumlah kombinasi dan frekuensi suatu nilai dari basis data yang didapatkan. Suatu algoritma memanfaatkan teorema bayes dan memperkirakan seluruh atribut yang bebas dan saling lepas yang dapat diberikan oleh suatu nilai pada kelas variabel. Naive bayes adalah klasifikasi dengan suatu metode kemungkinan dan perhitungan yang ditemukan oleh seorang ilmuwan dari Inggris yaitu Thomas Bayes menghasilkan prediksi peluang yang akan data berdasarkan suatu pengalaman sebelumnya [3].

2.4 Evaluasi Model

a. Confusion Matrix

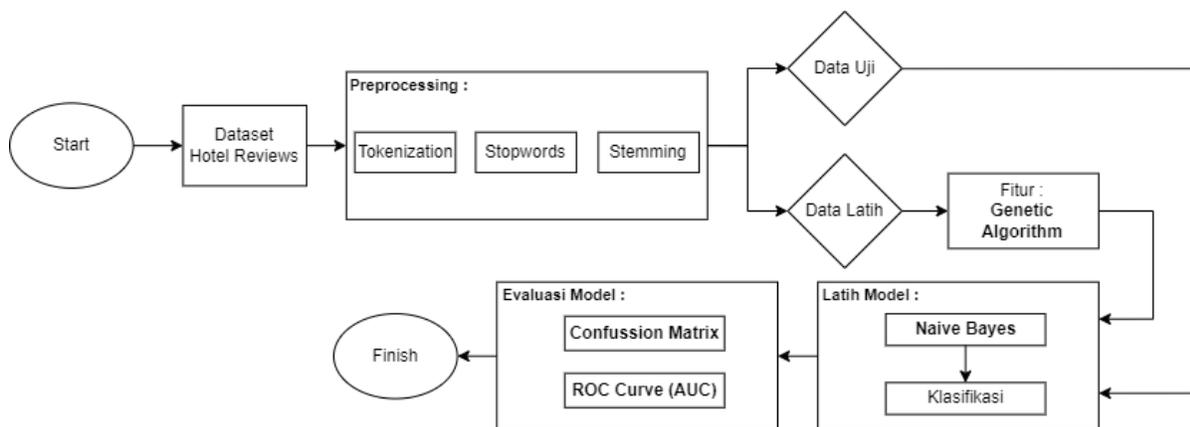
Confusion matrix adalah pilihan yang baik untuk melaporkan hasil dari masalah klasifikasi karena dapat dilakukannya pengamatan pada hubungan antara *output* dari klasifikasi dan kelas aktualnya. *Confusion matrix* berguna untuk mengetahui performa dari *classifier* yang digunakan, apakah dapat mengidentifikasi dokumen dengan baik dari tiap kelas.

b. Kurva ROC (AUC)

Kurva ROC (*Receiver Operating Characteristic*) adalah cara untuk mengevaluasi akurasi dari klasifikasi secara visual dan untuk membandingkan klasifikasi model yang berbeda [23]. Kurva ROC digunakan untuk mengukur AUC (*Area Under Curve*). Kurva ROC membagi hasil plot dua dimensi dengan proporsi positif salah pada sumbu X dan positif benar pada sumbu Y [23]. Semakin besar area yang berada dibawah kurva, semakin baik pula hasil klasifikasi. Permasalahan dalam klasifikasi kurva ROC dapat digunakan untuk menguji dan menilai hasil kinerja pengklasifikasian secara visual dan yang digunakan untuk mengekspresikan *confusion matrix*.

3. Sistem yang dibangun

Analisis sentimen merupakan sebuah metode yang digunakan untuk mengekstrak data opini, memahami serta mengolah tekstual data secara otomatis untuk melihat sentimen yang terkandung dalam sebuah opini [15]. Sistem analisis sentimen dibagi menjadi 5 (lima) tahap, yaitu crawling, pre-processing, pembobotan kata, pembentukan model dan klasifikasi sentimen [16]. Sistem yang dibangun dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :



Gambar 1.1 Flowchart metode penelitian

3.1 Dataset

Dataset merupakan suatu database yang terdapat didalam memori (*in-memory*). Dataset memiliki semua karakteristik, fitur dan fungsi dari database biasa. Dataset dapat memiliki banyak tabel, dan tabel-tabel dapat memiliki hubungan (*relationship*) [17]. Tabel-tabel pada suatu dataset dapat memiliki *foreign key* dan integritas referensial. Dataset adalah objek yang merepresentasikan data dan relasinya di *memory*. Strukturnya mirip dengan data yang ada di database. Dataset berisi koleksi dari data tabel dan data.

Exploratory Data Analysis (EDA) adalah proses pemeriksaan atau pemahaman data dan penggalian wawasan atau karakteristik utama dari data [18]. EDA sangat penting karena merupakan praktik yang baik untuk terlebih dahulu memahami pernyataan masalah dan berbagai hubungan antara fitur data sebelum menerapkannya pada model. Peran utama EDA adalah untuk mengeksplorasi data secara terbuka, dan grafik bertujuan memperkuat analisis yang dilakukan. Dalam penelitian ini penulis menggunakan data review hotel yang didapat dari situs Kaggle.com yang terdiri dari review positif dan review negatif. Data terdiri dari 100 review positif dan 100 review negatif, dan keduanya tersimpan dalam format .csv.

3.2 Preprocessing

c. Tokenisasi:

Tokenisasi adalah proses memecah teks menjadi unit-unit lebih kecil yang disebut token. Token bisa berupa kata, frasa, atau tanda baca tertentu. Tokenisasi bertujuan untuk memisahkan teks menjadi unit-unit yang berarti sehingga lebih mudah untuk diolah. Misalnya, teks "Saya suka makan nasi goreng." akan dipecah menjadi token "Saya", "suka", "makan", "nasi", "goreng", dan ".".

d. Penghapusan Stopwords:

Stopwords adalah kata-kata yang sangat umum dan tidak memberikan makna yang signifikan dalam analisis teks. Contoh stopwords dalam bahasa Indonesia adalah "dan", "di", "ke", "yang", "adalah", dan lain-lain. Penghapusan stopwords bertujuan untuk mengurangi dimensi teks dan mempercepat proses analisis. Stopwords biasanya dihilangkan karena kata-kata tersebut jarang berkontribusi pada pemahaman konteks teks.

e. Stemming:

Stemming adalah proses mengubah kata ke bentuk dasarnya atau kata dasar (*root word*). Proses ini bertujuan untuk menghapus imbuhan (*affixes*) pada kata seperti akhiran dan awalan. Contohnya, kata "berlari", "berlarian", "berlarilah" akan diubah menjadi kata dasar "lari". Stemming membantu mengatasi variasi kata sehingga kata-kata dengan akar yang sama dapat dianggap identik dalam analisis teks. Dengan mengubah kata-kata ke bentuk dasar, dimensi teks dapat diperkecil dan menghindari masalah "term explosion" dimana variasi kata yang sama dianggap berbeda oleh sistem.

f. Cross Validation

Cross-validation adalah metode statistik yang digunakan untuk mengukur kinerja model atau algoritma pada dataset yang terbatas. Ini memungkinkan untuk mendapatkan estimasi yang lebih baik tentang seberapa baik model akan berperilaku pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Dalam konteks analisis sentimen atau pembelajaran mesin secara umum, cross-validation sangat penting untuk mencegah *overfitting* dan mendapatkan perkiraan yang lebih akurat tentang kinerja model.

Cara kerja cross-validation adalah dengan membagi dataset menjadi beberapa bagian (*fold*) yang lebih kecil. Biasanya, dataset dibagi menjadi k bagian yang sama besar. Selanjutnya, langkah-langkah berikut diambil:

1. Pemisahan Data: Dataset dibagi menjadi k bagian. Salah satu bagian menjadi data uji, dan sisanya menjadi data latih.
2. Pelatihan dan Pengujian: Model dilatih pada data latih dan diuji pada data uji yang terpisah.
3. Pengukuran Kinerja: Kinerja model diukur menggunakan metrik evaluasi yang relevan (seperti akurasi, presisi, recall, dll.).
4. Pindah ke Fold Berikutnya: Langkah-langkah 1-3 diulang sebanyak k kali dengan setiap bagian bertindak sebagai data uji satu kali. Ini berarti setiap bagian akan menjadi data uji sekali dan menjadi data latih k-1 kali.
5. Perhitungan Rata-rata: Hasil dari setiap pengujian diambil dan dihitung rata-rata untuk memberikan gambaran yang lebih baik tentang kinerja model secara keseluruhan.

3.3 Bagi Data Latih dan Data Uji

Setelah proses pra-pemrosesan teks, dataset akan dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih 80% dan data uji 20%. Data latih digunakan untuk melatih model Naive Bayes dengan fitur yang dipilih oleh Genetic Algorithm, sementara data uji digunakan untuk menguji kinerja model.

3.4 Algoritma Naïve Bayes

Penelitian ini menggunakan klasifikasi multinomial bayes karena karakteristik data yang digunakan dalam penelitian ini juga adalah teks dan umumnya cocok untuk klasifikasi dokumen teks dengan jumlah kata yang berbeda-beda. Multinomial Naive Bayes (MultinomialNB) cocok digunakan ketika fitur yang digunakan untuk klasifikasi adalah frekuensi dari setiap kata (term) dalam dokumen. Multinomial Naïve Bayes menggunakan persamaan likelihood dalam menghitung peluang suatu kata yang masuk ke suatu kelas. Penggunaan Laplace smoothing dilakukan agar terhindar dari angka nol pada persamaan likelihood [13]. Algoritma MultinomialNB bekerja dengan asumsi bahwa frekuensi setiap kata dalam dokumen adalah fitur independen dari kelas atau kategori dokumen tersebut. Meskipun asumsi ini sering kali tidak sepenuhnya benar pada data teks, Naive Bayes secara empiris telah memberikan hasil yang cukup baik dalam banyak kasus klasifikasi teks.

Berikut ini merupakan rumus naïve bayes :

$$P(X) = \frac{p(X|H) \cdot p(H)}{p(X)}$$

Keterangan :

$P(H|X)$ = Probabilitas hipotesis H berdasar kondisi X (posteriori probability)

$P(H)$ = Probabilitas hipotesis H (prior probability)

$P(X|H)$ = Probabilitas X berdasar kondisi pada hipotesis H

$P(X)$ = Probabilitas dari X

Contoh Perhitungan

Preprocessing: Tokenisasi, menghilangkan tanda baca, konversi ke huruf kecil, dan menghitung frekuensi kata dalam setiap kelas (positif dan negatif).

Perhitungan Probabilitas Kelas:

Jumlah total data positif = 6

Jumlah total data negatif = 6

Probabilitas positif ($P(\text{positif})$) = $6 / (6 + 6) = 0.5$

Probabilitas negatif ($P(\text{negatif})$) = $6 / (6 + 6) = 0.5$

Perhitungan Probabilitas Kata dalam Kelas:

Jumlah total kata dalam kelas positif = 27 (setelah preprocessing)

Jumlah total kata dalam kelas negatif = 27 (setelah preprocessing)

$P(\text{sangat} | \text{positif}) = 1 / 27$

$P(\text{baik} | \text{positif}) = 1 / 27$

$P(\text{hebat} | \text{positif}) = 1 / 27$

Perhitungan Probabilitas Review:

Misalkan kita akan mengklasifikasikan review "layanan sangat baik".

$P(\text{positif} | \text{"layanan sangat baik"}) = P(\text{layanan} | \text{positif}) * P(\text{sangat} | \text{positif}) * P(\text{baik} | \text{positif}) * P(\text{positif})$

$P(\text{negatif} | \text{"layanan sangat baik"}) = P(\text{layanan} | \text{negatif}) * P(\text{sangat} | \text{negatif}) * P(\text{baik} | \text{negatif}) * P(\text{negatif})$

Prediksi Sentimen:

Jika $P(\text{positif} \mid \text{"layanan sangat baik"}) > P(\text{negatif} \mid \text{"layanan sangat baik"})$, maka review "layanan sangat baik" diprediksi positif. Jika sebaliknya, diprediksi negatif.

3.5 Evaluasi model

Confusion Matrix dan Kurva ROC merupakan alat yang cukup penting dalam mengukur kinerja model machine learning yang akan dibangun. Confusion Matrix digunakan karena memberikan wawasan yang mendalam tentang bagaimana model melakukan prediksi. Dengan Confusion Matrix, kita dapat mengidentifikasi empat metrik utama, yaitu True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN), yang dapat membantu memahami apakah model kita cenderung menghasilkan prediksi yang benar atau salah. Selain itu, dari Confusion Matrix, dapat menghitung metrik evaluasi lainnya seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score, yang memberikan pandangan yang lebih lengkap tentang kualitas kinerja model. Dengan demikian, penggunaan Confusion Matrix sangat penting dalam menilai sejauh mana model efektif dalam menangani tugas klasifikasi dan membantu untuk melakukan perbaikan dan penyesuaian yang diperlukan guna meningkatkan kualitas model tersebut.

Metode evaluasi kurva ROC digunakan karena kurva ROC merupakan alat evaluasi yang penting dalam konteks klasifikasi, terutama untuk masalah klasifikasi biner (dua kelas). ROC Curve memiliki sensitivitas dan spesifisitas yang Seimbang, dimana ROC Curve dapat membantu memahami keseimbangan antara sensitivitas (*True Positive Rate*) dan spesifisitas (*True Negative Rate*) dari model klasifikasi. Sensitivitas mengukur seberapa baik model dalam mendeteksi kelas positif, sementara spesifisitas mengukur seberapa baik model dalam mengidentifikasi kelas negatif. ROC Curve memberikan visualisasi yang lebih jelas mengenai bagaimana model berkinerja di berbagai tingkat kepercayaan (*threshold*) untuk klasifikasi kelas positif dan negative. Selain itu, dapat mengevaluasi pada berbagai threshold: dalam klasifikasi biner, penggunaan threshold untuk mengubah hasil klasifikasi model dapat mempengaruhi trade-off antara sensitivitas dan spesifisitas.

a. Confusion Matrix

Berikut ini menunjukkan rumus pada *confusion matrix*.

Hitung nilai akurasi (*Accuracy*) dengan menggunakan rumus (1)

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

Hitung nilai presisi (*Precision*) dengan menggunakan rumus (2)

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

Hitung nilai *recall* (*Recall*) dengan menggunakan rumus (3)

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

Hitung nilai *F-1 score* dengan menggunakan rumus (4)

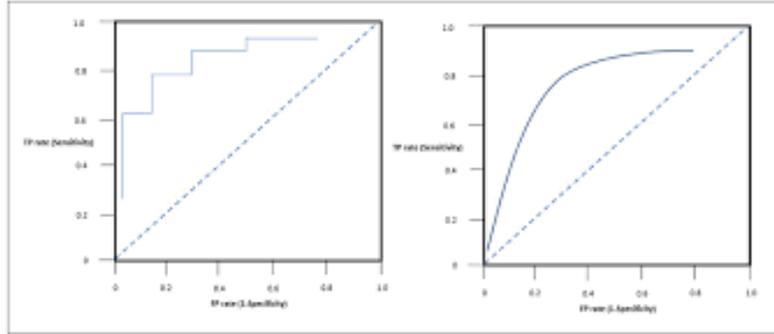
$$F1\text{-score} = \frac{2x(Precision \times Recall)}{(Precision+Recall)}$$

Keterangan:

- o *True Positives* (TP) adalah jumlah hasil prediksi positif yang benar ketika diklasifikasikan.
- o *False Negatives* (FN) adalah jumlah hasil prediksi negatif yang salah ketika diklasifikasikan.
- o *False Positives* (FP) adalah jumlah hasil prediksi positif yang salah ketika diklasifikasikan.
- o *True Negatives* (TN) adalah jumlah hasil prediksi negatif yang benar ketika diklasifikasikan

b. Kurva ROC (AUC)

ROC Curve membantu mengamati performa model pada berbagai nilai threshold. Dengan mengevaluasi performa pada berbagai titik *cut off*, dapat dipilih threshold yang optimal sesuai dengan kebutuhan aplikasi atau skenario klasifikasi tertentu. Maka dari itu, kurva ROC ini kerap kali digunakan dalam berbagai penelitian sebagai metode evaluasi, seperti dalam penelitian yang berjudul Penerapan Algoritma Genetika Untuk Seleksi Fitur Pada Analisis Sentimen Review Jasa Maskapai Penerbangan Menggunakan Naive Bayes didapatkan hasil AUC sebesar 0.919 termasuk kedalam excellent classification [11].



Gambar 3.1 Kurva ROC

Berikut panduan untuk mengklasifikasikan keakuratan diagnosa menggunakan AUC [23]:

1. 0.90-1.00 = *excellent classification*;
2. 0.80-0.90 = *good classification*;
3. 0.70-0.80 = *fair classification*;
4. 0.60-0.70 = *poor classification*;
5. 0.50-0.60 = *failure*.

4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Hasil Analisis Confusion Matrix

Model klasifikasi teks pada review, pembaca dapat dengan mudah mengidentifikasi mana review yang positif maupun yang negatif. Dari data review yang sudah ada, dipisahkan menjadi kata-kata, lalu diberikan bobot pada masing-masing kata tersebut. Dapat dilihat kata mana saja yang berhubungan dengan sentiment yang sering muncul dan mempunyai bobot paling tinggi. Dengan demikian dapat diketahui review tersebut positif atau negatif.

Dalam penelitian ini, hasil pengujian model akan dibahas melalui *confusion matrix* untuk menunjukkan seberapa baik model yang terbentuk. Tanpa menggunakan metode pemilihan fitur, algoritma *Naïve Bayes* sendiri sudah menghasilkan akurasi sebesar 93.43%. Akurasi tersebut masih perlu ditingkatkan lagi menggunakan metode pemilihan fitur. Setelah menggunakan metode pemilihan fitur dari wrapper yang digabungkan, akurasi algoritma *Naïve Bayes* meningkat menjadi 97.47% seperti yang bisa dilihat pada tabel 3.

Tabel 4. 1 Model algoritma Naïve Bayes sebelum dan sesudah menggunakan metode pemilihan fitur

	Algoritma Naïve Bayes	Algoritma Naïve Bayes + Genetic Algorithm
Recall Positive	98.99%	97.98%
Recall Negative	87.88%	96.97%
Precision Positive	89.09%	97.00%
Precision Negative	98.86%	97.96%

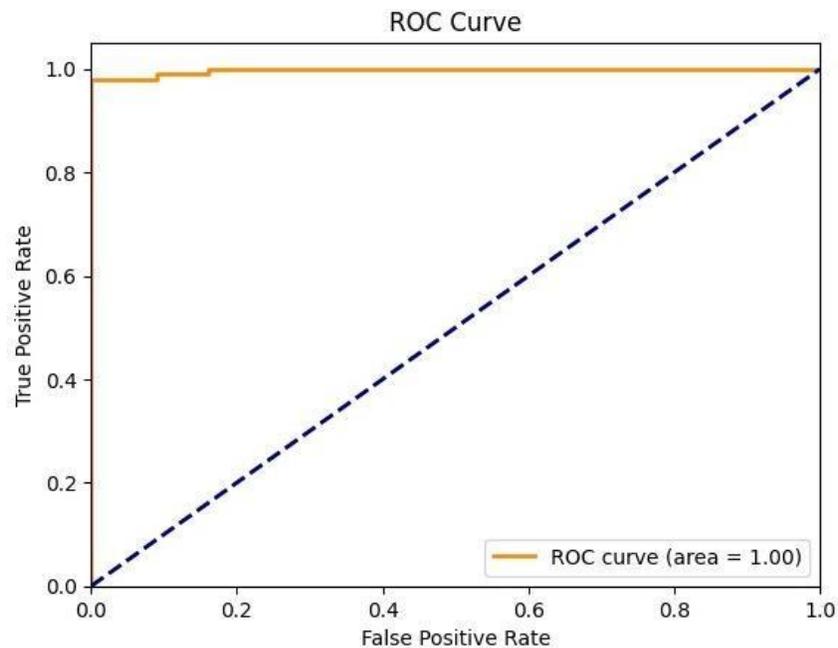
F1- Score Positive	93.78%	97.49%
F1- Score Negative	93.05%	97.46%
Akurasi Model	93.43%	97.47%

Analisis :

- Akurasi Model: Program Naive Bayes dengan fitur algoritma genetik menghasilkan akurasi yang lebih tinggi (97.47%) dibandingkan dengan program Naive Bayes tanpa fitur tambahan (93.43%). Ini menunjukkan bahwa penambahan fitur dari algoritma genetik membantu meningkatkan kemampuan model untuk melakukan klasifikasi dengan lebih akurat.
- Recall dan Precision: Pada program Naive Bayes tanpa fitur tambahan, nilai Recall untuk sentimen positif (98.99%) cukup tinggi, namun untuk sentimen negatif (87.88%) lebih rendah. Di sisi lain, program Naive Bayes dengan fitur algoritma genetik memiliki nilai Recall yang lebih seimbang untuk kedua sentimen (positif dan negatif). Demikian pula, Precision di kedua sentimen juga lebih seimbang pada program dengan fitur algoritma genetik.
- F1-Score: F1-Score adalah harmonic mean dari Recall dan Precision. Program Naive Bayes dengan fitur algoritma genetik memiliki F1-Score yang lebih tinggi, menunjukkan bahwa model ini mampu menjaga keseimbangan antara Recall dan Precision dengan lebih baik

4.2 Hasil Analisis Kurva ROC

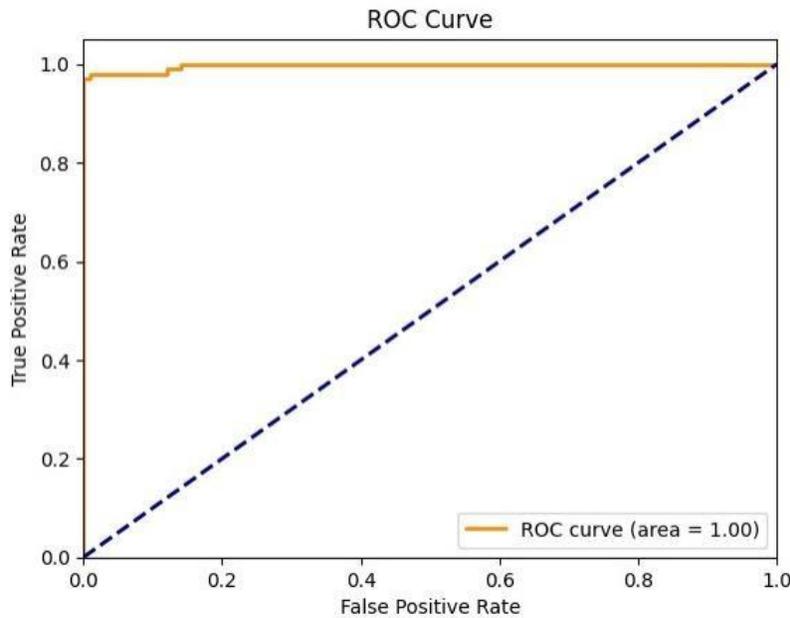
Berikut adalah tampilan kurva ROC dari hasil uji data. Gambar 4.1 adalah kurva ROC untuk model *Naïve Bayes* sebelum menggunakan metode pemilihan fitur dan gambar 4.2 adalah kurva ROC untuk model *Naïve Bayes* setelah menggunakan metode pemilihan fitur.



Gambar 4. 1 Kurva ROC model Naïve Bayes sebelum menggunakan metode pemilihan fitur

AUC : 1.00

AUC ROC mengukur seberapa baik model membedakan antara kelas positif dan negatif. Nilai AUC 1.00 menunjukkan bahwa model memiliki tingkat pemisahan yang sempurna antara review positif dan negatif. Nilai AUC sebesar 1.00 diklasifikasikan sebagai *excellent classification*.



Gambar 4. 2 Kurva ROC model Naïve Bayes setelah menggunakan metode pemilihan fitur

AUC: 1.00

AUC (Area Under the Curve) pada ROC curve mengukur kinerja keseluruhan model dalam membedakan antara kelas positif dan negatif. Nilai AUC sebesar 1.00 menunjukkan bahwa model memiliki performa sempurna dalam membedakan antara kelas positif dan negatif. Nilai AUC sebesar 1.00 diklasifikasikan sebagai *excellent classification*.

4.3 Data yang tidak berhasil diklasifikasi

Tabel 4.2 Program Naïve Bayes Tidak Berhasil Diklasifikasi

No	Review	Actual Sentiment	Predicted Sentiment
1	layan ramah security front officr staff lpa nama siapa waitress dejavu maaf lupa nama	Positive	Negative
2	letak hotel favorit fo kuliner tuju lembang pusat kota parkir pikir manajemen tugas bantu sulit parkir bagus nyaman	Negative	Positive

Analisis :

1. Sampel Pertama: Dalam sampel ini, teks ulasan positif ("layan ramah security front officr staff") seharusnya diklasifikasikan sebagai positif, tetapi model memprediksi negatif. Salah satu alasan mungkin adalah penggunaan kata-kata atau frasa yang kurang umum atau ambigu dalam konteks sentimen. Model Naive Bayes kesulitan memahami makna teks yang tidak sesuai dengan kata-kata umum dalam dataset pelatihan. Juga, ada kemungkinan terdapat kata-kata atau frasa yang sering muncul dalam ulasan negatif di dataset pelatihan yang mirip dengan teks ini.
2. Sampel Kedua: Dalam sampel ini, teks ulasan negatif ("letak hotel favorit fo kuliner tuju lembang pusat kota parkir pikir manajemen tugas bantu sulit parkir bagus nyaman") seharusnya diklasifikasikan sebagai negatif, tetapi model memprediksi positif. Sampel ini mungkin mengandung beberapa kata atau frasa yang secara tradisional digunakan dalam ulasan positif (seperti "favorit," "bagus," dan "nyaman"), yang dapat

mbingungkan model Naive Bayes. Selain itu, panjang teks ini mungkin membuatnya sulit untuk dianalisis dengan benar oleh model.

Tabel 4.3 Program Naive Bayes + *Genetic Algorithm* yang Tidak Berhasil Diklasifikasi

No	Review	Actual Sentiment	Predicted Sentiment
1	kali ke dua inap di belviu terima kasih pa ilham f yg sudah rekomendasikan kembali dan sudah siap saya serta keluarga lama saya stay sana	Positive	Negative
2	layan dan makan utk kolam renang jg bersih sekali apalagi utk bersih utama dari mba wulan dan mas ridwan trimakasih utk layan nya next pasti kesini lg gambar telah d dudukin anak saya	Negative	Positive

Analisis :

1. Sampel Pertama: Teks ulasan pertama mencakup ucapan terima kasih, yang biasanya dikaitkan dengan sentimen positif. Namun, model mungkin kesulitan dalam menginterpretasikan kata "lama" dalam konteks ini, yang bisa menjadi penyebabnya diprediksi sebagai negatif. Selain itu, nama "Ilham F" mungkin tidak dikenali sebagai entitas positif dalam dataset pelatihan.
2. Sampel Kedua: Ulasan kedua mencakup kata-kata seperti "bersih" dan "terima kasih," yang sering kali diasosiasikan dengan sentimen positif. Model mungkin terlalu fokus pada kata-kata ini dan tidak dapat memahami konotasi negatif yang mungkin muncul dari kata-kata lain dalam teks seperti "sulit" dan "dudukin anak saya".

5. Kesimpulan dan Saran

5.1 Kesimpulan

Dari pengolahan data yang sudah dilakukan, *Genetic Algorithm* terbukti dapat meningkatkan akurasi pengklasifikasi *Naive Bayes*. Data review hotel dapat diklasifikasikan dengan baik ke dalam bentuk positif dan negatif. Akurasi *Naive Bayes* sebelum menggunakan penggabungan metode pemilihan fitur mencapai 93.43%. Sedangkan setelah menggunakan penggabungan metode pemilihan fitur, yaitu *Genetic Algorithm*, akurasinya meningkat hingga mencapai 97.47%. Peningkatan akurasi mencapai 4.04%.

Model yang terbentuk dapat diterapkan pada seluruh data review hotel, sehingga dapat dilihat secara langsung hasilnya dalam bentuk positif dan negatif. Hal ini dapat membantu seseorang untuk menghemat waktu saat mencari review suatu hotel tanpa harus mengkhawatirkan pemberian rating yang tidak sesuai dengan reviewnya.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian di atas, Untuk kedepannya diharapkan untuk dapat melakukan pengklasifikasian menggunakan pemilihan fitur seleksi algoritma lainnya seperti *Recursive Feature Elimination (RFE)*, *Chi-Square* dan *Information Gain*. Adapun dapat digunakan juga algoritma lainnya sebagai metode klasifikasi seperti *Random Forest* dan *Decision Tree* untuk memperoleh hasil prediksi yang terbaik.

Daftar Pustaka

- [1] A. Sabrani, I. G. W. Wedashwara W., and F. Bimantoro, "Multinomial Naïve Bayes untuk Klasifikasi Artikel Online tentang Gempa di Indonesia," *J. Teknol. Informasi, Komputer, dan Apl. (JTika)*, vol. 2, no. 1, pp. 89–100, 2020, doi: 10.29303/jtika.v2i1.87.
- [2] S. M. Habib, E. Haerani, S. K. Gusti, and S. Ramadhani, "Klasifikasi Berita Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier," *J. Nas. Komputasi dan Teknol. Inf.*, vol. 5, no. 2, pp. 248–258, 2022, doi: 10.32672/jnkti.v5i2.4191.
- [3] R. Rachman and R. N. Handayani, "Klasifikasi Algoritma Naive Bayes Dalam Memprediksi Tingkat Kelancaran Pembayaran Sewa Teras UMKM," *J. Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 111–122, 2021, [Online]. Available: <http://ejournal.bsi.ac.id/ejurnal/index.php/ji>
- [4] A. Abdilah, E. Mardiyani, and M. Safudin, "Integrasi Algoritma Genetika Dan Information Gain Untuk Seleksi Fitur Pada Analisis Sentimen Review Film Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *J. Tek. Komput.*, vol. 4, no. 1, pp. 186–193, 2018.
- [5] E.- Mutiara, "Algoritma Klasifikasi Naive Bayes Berbasis Particle Swarm Optimization Untuk Prediksi Penyakit Tuberculosis (TB)," *Swabumi*, vol. 8, no. 1, pp. 46–58, 2020, doi: 10.31294/swabumi.v8i1.7668.
- [6] R. Sari, "Analisis Sentimen Review Restoran menggunakan Algoritma Naive Bayes berbasis Particle Swarm Optimization," *J. Inform.*, vol. 6, no. 1, pp. 23–28, 2019, doi: 10.31311/ji.v6i1.4695.
- [7] S. Suparyati and A. Fathurrahman, "Analisis Sentimen Dengan Klasifikasi Naïve Bayes pada Review Hotel Tripadvisor," *J. Ilm. Inform.*, vol. 10, no. 01, pp. 20–24, 2022, doi: 10.33884/jif.v10i01.4524.
- [8] A. Hendra and F. Fitriyani, "Analisis Sentimen Review Halodoc Menggunakan Naïve Bayes Classifier," *J. Inform. Sunan Kalijaga*, vol. 6, no. 2, pp. 78–89, 2021, doi: 10.14421/jiska.2021.6.2.78-89.
- [9] D. P. Artanti, A. Syukur, A. Prihandono, and D. R. I. M. Setiadi, "Analisa Sentimen Untuk Penilaian Pelayanan Situs Belanja Online Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," pp. 8–9, 2018, [Online]. Available: <http://jurnal.atmaluhur.ac.id/index.php/knsi2018>
- [10] D. Ayu Muthia, "Penerapan Algoritma Naïve Bayes Pada Analisis Sentimen Review Hotel," *Konf. Nas. Ilmu Sos. dan Teknol.*, vol. 1, no. 2, pp. 11–23, 2017.
- [11] D. A. Muthia, D. A. Putri, R. Sari, and R. Y. Hayuningtyas, "Sentiment analysis on Indonesian stock investment application (IPOT) reviews using naive bayes algorithm and genetic algorithm as feature selection method," *AIP Conf. Proc.*, vol. 2714, no. 1, p. 20009, May 2023, doi: 10.1063/5.0128542.
- [12] N. Azhar, P. P. Adikara, and S. Adinugroho, "Analisis Sentimen Ulasan Kedai Kopi Menggunakan Metode Naive Bayes dengan Seleksi Fitur Algoritme Genetika," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 8, no. 3, p. 609, 2021, doi: 10.25126/jtiik.2021834436.
- [13] A. Riska, A. Saepudin, E. Fitriani, R. Permana, and D. S. Firmansyah, "Komparasi Algoritma Naive Bayes Dengan Algoritma Genetika Pada Analisis Sentimen Pengguna Busway," *J. Tek. Komput. AMIK BSI*, vol. 8, no. 2, pp. 174–180, 2022, doi: 10.31294/jtk.v4i2.
- [14] F. V. Sari and A. Wibowo, "Analisis Sentimen Pelanggan Toko Online Jd.Id Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Berbasis Konversi Ikon Emosi," *J. SIMETRIS*, vol. 10, no. 2, pp. 681–686, 2019, [Online]. Available: <https://jurnal.umk.ac.id/index.php/simet/article/view/3487/1883>
- [15] B. Gunawan, H. S. Pratiwi, and E. E. Pratama, "Sistem Analisis Sentimen pada Ulasan Produk Menggunakan Metode Naive Bayes," *J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 4, no. 2, p. 113, 2018, doi: 10.26418/jp.v4i2.27526.
- [16] Yahya and Mahpuz, "Penggunaan Algoritma K-Means Untuk Menganalisis Pelanggan Potensial Pada Dealer SPS Motor Honda Lombok Timur Nusa Tenggara Barat," *J. Inform. dan Teknol.*, vol. 2, no. 2, pp. 109–118, 2019.

- [17] M. Z. Siambaton and A. M. Husein, “Menganalisis Data Kesehatan Global : Pendekatan Analisis Data Eksplorasi Visual,” *Data Sci. Indones.*, vol. 1, no. 2, pp. 41–49, 2022, doi: 10.47709/dsi.v1i2.1315.
- [18] I. M. B. S. Darma, R. S. Perdana, and Indriati, “Penerapan Sentimen Analisis Acara Televisi Pada Twitter Menggunakan Support Vector Machine dan Algoritma Genetika sebagai Metode Seleksi Fitur,” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 3, pp. 998–1007, 2018, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [19] H. Mulyo, “Penerapan Algoritma Genetika Dalam Efisiensi Persediaan Bahan Baku Mebel di UD. Mebel Jati,” *J. Rekognisi Akutansi*, vol. 2, no. 2, pp. 155–165, 2018, [Online]. Available: <http://ejournal.unisnu.ac.id/jra/>
- [20] S. Busono, “Optimasi Naive Bayes Menggunakan Algoritma Genetika Sebagai Seleksi Fitur Untuk Memprediksi Performa Siswa,” *J. Ilm. Teknol. Inf. Asia*, vol. 14, no. 1, p. 31, 2020, doi: 10.32815/jitika.v14i1.400.
- [21] S. Iskandar, N. R. Refisis, and B. A. Ginting, “Metode Naive Bayes Classifier Dalam Penentuan Penerima Beasiswa Bidikmisi Di Universitas Negeri Medan,” *Karismatika*, vol. 7, no. 1, pp. 10–23, 2021.
- [22] K. Solecha and O. Irnawati, “Komparasi Algoritma Support Vector Machine Dan Naive Bayes Berbasis Particle Swarm Optimization Pada Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Flip,” *J. Inf. Eng. Educ. Technol.*, vol. 07, no. 01, pp. 10–15, 2023.
- [23] F. Li and H. He, “Assessing the Accuracy of Diagnostic Tests,” *Shanghai Arch. Psychiatry*, vol. 30, no. 3, pp. 207–212, 2018, doi: 10.11919/j.issn.1002-0829.218052.