

Klasifikasi AI Prompt Generative Image Dengan Metode Multinomial Naive Bayes Dan Bernoulli Naive Bayes

Asepilhami^{1*}, Agung Riyadi^{2**}

* Teknik Informatika, Politeknik Negeri Batam

** Teknik Informatika, Politeknik Negeri Batam

asepilhami55@gmail.com¹, agung@polibatam.ac.id²

Article Info

Article history:

Received 09 juli 2025

Revised 21 juli 2025

Accepted 23 juli 2025

Keyword:

Multinomial Naive Bayes,
Bernoulli Naive Bayes,
Artificial Intelligence,
Klasifikasi, AI Prompt.

ABSTRACT

Dengan berkembangnya teknologi secara signifikan, kecerdasan buatan (Artificial Intelligence/AI) kini mampu menghasilkan gambar hanya melalui input berupa teks atau *prompt*. Meski demikian, masih terdapat kendala dalam proses pengelompokan prompt ke dalam kategori tertentu, seperti *food* dan *drink*. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan AI generatif prompt gambar ke dalam dua kategori tersebut dengan menerapkan dua algoritma klasifikasi teks, yaitu Multinomial Naive Bayes dan Bernoulli Naive Bayes. Total 13.520 prompt berhasil dikumpulkan dan dianalisis melalui tahapan pra-proses data, yang mencakup pembersihan teks, penghapusan *stopwords*, proses *stemming*, serta representasi dengan metode *Bag of Words*. Dataset kemudian dipisahkan menjadi dua bagian, yaitu data latih sebesar 80% dan data uji sebesar 20%. Evaluasi performa dilakukan dengan menggunakan metrik seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Berdasarkan hasil evaluasi, algoritma Bernoulli Naive Bayes menunjukkan performa terbaik dengan akurasi mencapai 94,67%, lebih unggul dibandingkan Multinomial Naive Bayes yang memperoleh akurasi 91,30%. Temuan ini menunjukkan bahwa Bernoulli Naive Bayes lebih cocok digunakan untuk klasifikasi teks pendek berbasis prompt, serta berpotensi meningkatkan relevansi hasil gambar yang dihasilkan oleh sistem AI generatif.

I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi yang begitu pesat telah mendorong lahirnya berbagai inovasi berbasis kecerdasan buatan (AI). Menurut Wang, Kecerdasan Buatan (AI) memberikan banyak manfaat, mulai dari mengurangi pekerjaan buruh, mendukung analisis data, pengambilan konten dan rekomendasi, hingga pembuatan konten dalam karya kreatif[1].

Salah satu contoh kecerdasan buatan (AI) adalah prompt generative image. Kecerdasan buatan (AI) ini merupakan kecerdasan buatan (AI) yang mampu menghasilkan sebuah gambar dari kata atau prompt yang di masukan oleh pengguna.

Teknologi ini telah digunakan secara luas di berbagai platform untuk menciptakan gambar secara instan dan sesuai dengan kata yang diinput oleh pengguna. Namun, masih terdapat tantangan dalam memastikan relevansi antara prompt dan gambar yang dihasilkan. Kesesuaian tersebut menjadi krusial, terutama dalam konteks klasifikasi data

berdasarkan kategori tertentu. Salah satu kasus yang menarik untuk dikaji adalah klasifikasi antara kategori *food and drink*, yang sering kali membingungkan sistem AI dalam proses generative nya.

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, dibutuhkan pendekatan klasifikasi berbasis algoritma yang mampu mengelompokkan data secara efektif. Penelitian ini menggunakan dua metode naive bayes, yaitu Multinomial NB dan Bernoulli NB yang dikenal luas dalam klasifikasi teks karena keunggulannya dalam menangani data berukuran besar serta memberikan hasil klasifikasi yang andal.

Tujuan penelitian ini adalah untuk mengevaluasi kinerja dari masing-masing metode dalam mengklasifikasikan AI prompt ke dalam kategori *food and drink*, serta menentukan metode yang paling optimal. Tentunya hasil dari penelitian ini diharapkan dapat menjadi dasar dalam pengembangan sistem klasifikasi otomatis pada AI Prompt Generative Image dan memperluas penerapan metode Naive Bayes dalam klasifikasi berbasis teks.

II. LANDASAN TEORI

A. Tinjauan Pustaka

Penelitian mengenai klasifikasi teks(prompt) menggunakan algoritma Naïve Bayes sudah banyak dilakukan dan menyajikan hasil yang cukup signifikan. Menurut Widyawati, dalam penelitiannya membandingkan performa algoritma Naive Bayes varian Multivariate Bernoulli dan Multinomial dalam pengklasifikasian dokumen teks, mereka menyoroti pentingnya otomatisasi dalam pengelompokan dokumen karena tingginya volume data di internet. Hasil penelitian mereka menunjukkan bahwa pendekatan otomatis berbasis Naïve Bayes mampu menghemat waktu dan tenaga dibandingkan proses manual dalam mengelompokkan dokumen ke dalam kelas-kelas tertentu [2].

Selanjutnya, penelitian menurut Rayhan, menggunakan algoritma Multinomial NB untuk menganalisis sentimen terhadap *Non-Fungible Token* (NFT) berdasarkan data dari media sosial Twitter. Dalam penelitian tersebut, sebanyak 7060 data diklasifikasikan dan diperoleh akurasi sebesar 84%, dengan distribusi hasil klasifikasi yang cukup baik berdasarkan confusion matrix. Temuan ini menunjukkan bahwa algoritma tersebut cukup efektif dalam menangani analisis sentimen terhadap isu-isu digital seperti NFT [3].

Penelitian lain oleh, Duhita, membandingkan performa algoritma Multinomial NB dan Bernoulli NB dalam mengklasifikasikan komentar yang mengandung unsur cyberbullying. Hasil penelitian mereka menunjukkan bahwa Multinomial Naïve Bayes memiliki akurasi lebih tinggi serta waktu pemrosesan yang lebih cepat dibandingkan varian Bernoulli. Berdasarkan berbagai penelitian tersebut, dapat disimpulkan bahwa algoritma Naïve Bayes, khususnya varian Multinomial dan Bernoulli, sangat potensial dalam klasifikasi teks dengan volume besar. Penelitian ini melanjutkan pendekatan tersebut dengan menerapkannya pada klasifikasi AI Prompt Generative Image, khususnya dalam kategori “food” dan “drink”, untuk mengukur efektivitas dan akurasi masing-masing metode [4].

Berikut adalah detail dari penelitian yang terkait, dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel I
Perbandingan klasifikasi

No.	Judul	Algoritma	Peneliti
1	Perbandingan Kinerja Variasi Naïve Bayes Multivariate Bernoulli dan Multinomial Dalam	Naïve Bayes Multivariat e Bernoulli dan Naïve	Widyawati dan Sutanto

	Pengklasifikasian Dokumen Teks.	Bayes Multinomial.	
2	Model Klasifikasi Multinomial NB Untuk Analisis Sentimen Terkait <i>Non-Fungible Token</i> .	Multinomial Naïve Bayes	Rayhan Yuda Lesmana dan Roni Andarsyah
3	Perbandingan Kinerja Algoritma Naïve Bayes Model Multinomial dan Bernoulli Pada Pengklasifikasian Komentar Cyberbullying	Multinomial Naïve Bayes dan Bernoulli Naïve Bayes	Windha Mega Pradya Duhita, dan Fritz Zone

B. Dasar Teori

1. Kecerdasan Buatan (Artificial Intelligence /AI)

Kecerdasan Buatan (Artificial Intelligence/AI) merupakan kapabilitas yang dimiliki oleh sistem buatan—umumnya berupa komputer—untuk menjalankan fungsi-fungsi yang biasanya membutuhkan kecerdasan manusia. Teknologi ini telah diterapkan secara luas di berbagai sektor, seperti pengembangan game, jaringan saraf tiruan, robotika, dan masih banyak lagi.

Menurut Siti Hanila, AI merujuk pada kemampuan sistem komputer dalam menyelesaikan tugas-tugas yang lazimnya dikerjakan oleh manusia, seperti pengolahan bahasa alami, pengambilan keputusan, pembelajaran dari pengalaman, serta aktivitas kognitif lainnya [5]. Kecerdasan buatan(AI) sendiri melibatkan akumulasi pengetahuan melalui pengalaman, kemampuan mengambil keputusan, serta moralitas. Manusia dapat menyelesaikan masalah dengan baik karena memiliki pengalaman dan pengetahuan yang diperoleh melalui proses belajar.

2. AI Prompt Generate Image

AI Prompt merupakan berbagai bentuk masukan berupa teks, pertanyaan, informasi, atau kode yang diberikan kepada sistem AI untuk menghasilkan respons tertentu. Cara penyampaian permintaan ini sangat berpengaruh terhadap jenis respons yang akan diterima pengguna.

Di antara berbagai jenis teknologi AI, model AI generatif seperti ChatGPT baru-baru ini menarik perhatian signifikan atas potensinya dalam membantu manusia mencari informasi dan menyelesaikan masalah. Adapun kecerdasan buatan (AI) lainnya seperti AI prompt generative image.

AI Prompt Generative Image adalah teknologi yang menggunakan algoritma canggih

untuk mengonversi instruksi tekstual menjadi gambar visual yang sesuai. Proses ini umumnya memanfaatkan Natural Language Processing (NLP) untuk memahami dan menginterpretasikan deskripsi teks sehingga dapat diterjemahkan menjadi gambar yang merepresentasikan isi dari instruksi tersebut. Pengguna cukup memberikan petunjuk dalam bentuk kata atau kalimat, lalu AI akan memproses dan menghasilkan gambar sesuai dengan perintah tersebut. Menurut Unggl Lee, AI generative image mampu menghasilkan gambar yang kreatif sehingga dapat memberikan wawasan berharga tentang gambar yang dihasilkan untuk keperluan penggunanya[6].

3. Data Mining

Data mining merupakan suatu tahapan dalam pengumpulan serta pengolahan data yang ditujukan untuk menemukan pola atau informasi berharga dari sekumpulan data yang tersedia. Proses ini biasanya dilakukan dengan bantuan perangkat lunak khusus serta menggunakan teknik-teknik statistik, matematika, maupun teknologi kecerdasan buatan (Artificial Intelligence/AI) untuk mengolah data secara efektif [7].

Dalam data mining terdapat beberapa metode utama yang umum digunakan, seperti asosiasi, klasifikasi, regresi, dan clustering. Pemanfaatan data mining sangat luas dan mencakup berbagai sektor, termasuk bisnis, pendidikan, asuransi, perbankan, dan bidang-bidang lain yang sangat bergantung pada analisis data untuk pengambilan keputusan yang tepat.

4. Klasifikasi

Klasifikasi merupakan suatu metode dalam menemukan pola atau fungsi yang dapat menggambarkan serta membedakan setiap kategori atau konsep yang ada. Dalam penelitian ini, akan dilakukan perbandingan terhadap sejumlah algoritma guna memperoleh tingkat akurasi yang paling optimal.

Dalam konteks data mining, klasifikasi merupakan salah satu teknik yang digunakan untuk menyortir data ke dalam kelas atau kategori yang telah ditentukan sebelumnya. Umumnya, proses ini diawali dengan memisahkan dataset menjadi dua bagian, yaitu data latih (training data) yang mencakup sekitar 70% dari total data, serta data uji (testing data) sebesar 30%. Teknik pemisahan semacam ini dikenal dengan istilah *simple split* atau *single split*, dan digunakan untuk mengevaluasi seberapa akurat model klasifikasi dalam melakukan prediksi.

5. Naïve Bayes

Naïve Bayes merupakan salah satu metode klasifikasi yang populer dan banyak digunakan karena memiliki tingkat akurasi yang cukup baik. Menurut Rayhan, Klasifikasi Naïve Bayes paling sering digunakan untuk mengkategorikan teks karena cepat dan mudah diterapkan[3].

Berbeda dengan metode klasifikasi lain seperti regresi logistik ordinal maupun nominal, Naïve Bayes tidak memerlukan proses pemodelan yang kompleks ataupun uji statistik yang rumit. Algoritma ini bekerja berdasarkan prinsip probabilitas sederhana dengan asumsi bahwa variabel-variabel penjelas bersifat independen satu sama lain. Pembelajaran pada Naïve Bayes lebih fokus pada estimasi probabilitas dari data.

Keunggulan utama dari algoritma Naïve Bayes ini adalah kemampuannya untuk menghasilkan tingkat *error* yang rendah terutama ketika digunakan pada data berukuran besar. Selain itu, algoritma ini juga dikenal cepat dalam proses komputasi dan mampu memberikan performa yang baik ketika diaplikasikan pada kumpulan data yang besar.

6. Multinomial NB

Multinomial NB adalah salah satu varian dari algoritma Naïve Bayes yang didasarkan pada teorema Bayes dan banyak digunakan dalam bidang machine learning. Algoritma ini terkenal karena efisiensinya dalam menangani tugas klasifikasi teks, terutama ketika data berupa representasi jumlah kata dalam dokumen. Dalam praktiknya, algoritma ini digunakan untuk memecahkan masalah klasifikasi dengan cara menghitung probabilitas kemunculan fitur-fitur teks dalam masing-masing kelas.

Menurut Rayhan, Multinomial Naïve Bayes algoritma yang sederhana dan kovensial di bandingkan dengan algoritma yang lainnya yang lebih kompleks[3].

Proses klasifikasi dilakukan dengan mengestimasi kemungkinan suatu dokumen termasuk ke dalam kelas tertentu berdasarkan distribusi kata yang muncul dalam dokumen tersebut. Multinomial Naïve Bayes mengasumsikan bahwa setiap fitur (kata) muncul secara independen, dan setiap kategori dokumen dipisahkan berdasarkan probabilitas tertinggi yang dihitung dari data pelatihan.

Parameter diperkirakan oleh versi yang dihaluskan dari kemungkinan maksimum, yaitu penghitungan frekuensi relatif:

$$\hat{\theta}_{yi} = \frac{N_{yi} + \alpha}{N_y + \alpha n}$$

Di mana $N_{yi} = \sum_{x \in T} X_i$ merepresentasikan frekuensi kemunculan fitur ke- i pada seluruh data pelatihan yang termasuk dalam kelas y , dan $N_y = \sum_n N_{yi}$ menunjukkan total kumulatif dari semua fitur yang terdapat dalam kelas y . Parameter penghalusan $\alpha \geq 0$ digunakan untuk mengakomodasi fitur yang tidak muncul dalam data pelatihan, sekaligus menghindari hasil probabilitas bernilai nol pada proses perhitungan berikutnya. Saat nilai α diatur menjadi 1, teknik ini dikenal sebagai penghalusan Laplace, sedangkan jika $\alpha < 1$ maka disebut sebagai penghalusan Lidstone.

7. Bernoulli NB

Bernoulli NB adalah salah satu varian dari algoritma Naïve Bayes yang dirancang untuk menangani data dengan format biner atau boolean, di mana setiap fitur hanya memiliki dua kemungkinan nilai, yaitu benar (1) atau salah (0). Algoritma ini cocok digunakan ketika fitur dalam data mengikuti distribusi Bernoulli multivariat. Menurut penelitian Hanifatul, Algoritma Bernoulli NB adalah salah satu teknik analisis sentimen yang berbasis pada teknik *text mining*[8].

Keunggulan dari Bernoulli Naïve Bayes terletak pada efisiensi proses klasifikasinya serta kemampuan memberikan hasil yang cukup akurat, terutama pada data dengan representasi teks sederhana seperti keberadaan atau ketidakhadiran suatu kata dalam dokumen.

Aturan keputusan untuk Bernoulli naïve bayes didasarkan pada:

$$P(x_i | y) = P(x_i = 1 | y)^{x_i} + (1 - P(x_i = 1 | y))^{(1 - x_i)}$$

Perbedaan utama antara Bernoulli Naïve Bayes dan Multinomial Naïve Bayes terletak pada perlakuan terhadap fitur yang tidak muncul dalam data. Pada Bernoulli Naïve Bayes, ketidakhadiran suatu fitur yang seharusnya menjadi penentu kelas akan memberikan penalti dalam perhitungan probabilitas. Sebaliknya, Multinomial Naïve Bayes cenderung mengabaikan fitur yang tidak ada. Dalam klasifikasi teks, Bernoulli Naïve Bayes memanfaatkan representasi biner dari kata-kata, yaitu keberadaan atau ketidakhadiran kata dalam dokumen, bukan jumlah kemunculannya. Metode ini seringkali lebih efektif digunakan pada kumpulan data dengan dokumen berukuran pendek.

III. METODE PENELITIAN

Pendekatan penelitian yang digunakan bersifat kuantitatif, dengan teknik klasifikasi yang dibangun melalui penerapan algoritma Naïve Bayes, khususnya varian Multinomial dan Bernoulli untuk mengklasifikasikan prompt pada AI generative image ke dalam dua kategori utama: *food and drink*. Tahapan penelitian mencakup pengumpulan data, preprocessing, implementasi algoritma klasifikasi, serta evaluasi performa model.

A. Alur Penelitian

Secara umum, alur penelitian yang dilakukan meliputi tahapan berikut :

1. Pengumpulan data dari platform generatif AI berbasis prompt teks
2. Preprocessing data yang meliputi pembersihan teks, konversi format file, penghapusan *stopwords*, *stemming*, dan transformasi data menggunakan metode *Bag of Words* (BoW).
3. Implementasi dua algoritma klasifikasi, Multinomial NB dan Bernoulli NB.
4. Penilaian kinerja model dilakukan dengan menggunakan sejumlah metrik evaluasi, antara lain akurasi, presisi, recall, F1-score, serta matriks kebingungan (confusion matrix).

B. Pengumpulan Data

Data dikumpulkan dari salah satu platform AI generatif berbasis teks yaitu Civitai.com, data yang diambil terdapat dua kategori yaitu *food and drink* .

1. Food (Makanan): mencakup berbagai jenis makanan seperti hidangan utama, makanan ringan, makanan penutup, dan sebagainya.
2. Drink (Minuman): mencakup berbagai jenis minuman, baik non-alkohol seperti jus dan teh, maupun minuman beralkohol seperti koktail..

Jumlah keseluruhan data yang diperoleh dalam studi ini mencapai 13.520 prompt, yang dikelompokkan ke dalam dua kategori utama, yakni *food* dan *drink*. Seluruh data dianalisis dengan memanfaatkan perangkat lunak Visual Studio Code, yang berfungsi sebagai *Integrated Development Environment* (IDE) dalam proses penulisan skrip program, pengolahan dataset, hingga tahap evaluasi model klasifikasi.

C. Preprocessing Data

Tahapan preprocessing dilakukan untuk memastikan bahwa data yang digunakan bersih, konsisten,

dan sesuai dengan format yang dibutuhkan oleh model klasifikasi. Salah satu langkah awal dalam proses ini adalah pembersihan data (*Data cleaning*), yang mencakup beberapa kegiatan sebagai berikut:

1. Pembersihan Data (*Data Cleaning*)

Pada tahapan ini dilakukan pembersihan data dari karakter non-alfabet seperti tanda baca (", ' , -), angka, dan simbol yang tidak relevan. Proses ini juga mencakup penghapusan data duplikat serta teks yang tidak memberikan kontribusi dalam proses klasifikasi, seperti URL atau perintah sistem (command syntax).

Contoh data sebelum dan sesudah di lakukan pembersihan:

- Data Sebelum di bersihkan:
 - a) "GIZ" text made out of sausages. Food photography.Stylish. --v 6.0
 - b) different angles of energy drink can, realistic green splashes, lightning bolts, smoke, 8k-- s 50-- v 6.0
- Data Sesudah di bersihkan:
 - a) GIZ text made out of sausages food photography stylish
 - b) different angles of energy drink can realistic green splashes lightning bolts smoke

2. Konversi Data

Setelah proses pembersihan, jumlah data mengalami pengurangan signifikan dari 13.520 entri menjadi 3.806 entri. Pengurangan ini terjadi karena penghapusan data duplikat dan elemen yang tidak relevan. Selanjutnya, format data dikonversi dari .xlsx ke .tsv (Tab-Separated Values) karena format .tsv lebih mudah diproses dalam pipeline machine learning dan kompatibel dengan berbagai pustaka Python untuk klasifikasi teks.

3. Stopwords

Tahapan berikutnya dalam proses prapengolahan data adalah eliminasi stopwords, yakni kata-kata yang sering muncul namun tidak memberikan makna penting terhadap isi teks, seperti 'the', 'is', dan 'at'. Prosedur ini memanfaatkan pustaka *Natural Language Toolkit* (nltk) yang menyediakan kumpulan stopwords untuk bahasa Inggris. Akan tetapi, dalam studi ini, kata 'is' dan 'are' secara sengaja dipertahankan karena dinilai memiliki peran kontekstual yang krusial, terutama dalam kalimat yang bersifat deskriptif atau mengandung unsur negasi.

4. Representasi Data: Bag Of Word

Data teks yang telah dibersihkan diubah menjadi bentuk numerik menggunakan metode Bag of Words (BoW).

Representasi teks dalam penelitian ini menggunakan metode Bag of Words (BoW) karena dianggap lebih sesuai untuk karakter prompt yang pendek dan deskriptif. BoW memberikan hasil berupa frekuensi kata, yang sangat kompatibel dengan algoritma Multinomial dan Bernoulli Naïve Bayes. Menurut Rani et al , BoW cenderung lebih efektif dibandingkan TF-IDF pada dokumen pendek karena nilai IDF menjadi kurang diskriminatif[15]. Selain itu, Tharwat . Menyatakan bahwa Multinomial Naïve Bayes bekerja optimal dengan frekuensi kata mentah daripada bobot term seperti pada TF-IDF[16].

Representasi ini bertujuan untuk mengonversi kumpulan teks menjadi vektor angka agar dapat diproses oleh algoritma klasifikasi.

Berikut langkah-langkah pada proses ini :

- Menggunakan CountVectorizer untuk mengekstraksi fitur dari teks dengan menghitung frekuensi kemunculan kata pada seluruh korpus.
- Dibatasi maksimal 5.000 fitur (kata unik) yang paling sering muncul untuk menjaga efisiensi dan mengurangi kompleksitas komputasi.
- Fungsi fit_transform() digunakan untuk membangun kosakata dari seluruh dokumen dan mengubah setiap dokumen menjadi representasi vektor berdasarkan frekuensi kata.
- Hasil dari fit_transform() berupa sparse matrix kemudian dikonversi ke dalam bentuk array NumPy 2D menggunakan .toarray() agar lebih mudah digunakan pada proses pelatihan model.

Dengan pendekatan BoW ini, setiap prompt direpresentasikan sebagai barisan angka yang mencerminkan jumlah kemunculan kata-kata penting dalam dokumen. Representasi ini menjadi dasar utama bagi model klasifikasi dalam mengenali pola dan membedakan antara kategori *food and drink*.

D. Teknik Klasifikasi

Penelitian ini menggunakan dua pendekatan algoritma Naïve Bayes, yaitu Multinomial NB dan Bernoulli NB, untuk mengklasifikasikan teks prompt ke dalam dua kategori, yaitu *food and drink*. Menurut Mechetin , Bernoulli Naïve Bayes cocok untuk data teks pendek karena menggunakan representasi biner, sementara Multinomial lebih cocok untuk teks panjang dengan distribusi kata yang kaya[14].

Pemilihan kedua metode ini didasarkan pada beberapa pertimbangan sebagai berikut :

1. Kesesuaian dengan Karakteristik Data Teks
 - Multinomial NB sangat sesuai untuk data teks yang dihitung berdasarkan frekuensi kata. Model ini bekerja optimal ketika distribusi kata bervariasi dan panjang teks bervariasi, seperti pada data prompt dalam penelitian ini.

- Bernoulli NB menggunakan representasi biner (keberadaan kata: ada atau tidak ada), sehingga lebih cocok untuk teks pendek yang tidak terlalu bergantung pada frekuensi kata.
2. Efisiensi Komputasi
Kedua model memiliki kompleksitas perhitungan yang rendah, sehingga ideal untuk pengolahan data dalam jumlah besar. Dalam konteks penelitian ini, dengan 3.806 entri data setelah preprocessing, kedua algoritma mampu melakukan pelatihan dan prediksi secara cepat dan efisien.
 3. Akurasi dan Kinerja Klasifikasi
Berdasarkan berbagai studi sebelumnya, algoritma Naïve Bayes telah terbukti memberikan performa klasifikasi teks yang kompetitif.
 - Multinomial Naïve Bayes umumnya menunjukkan performa lebih baik pada dokumen dengan variasi kata yang tinggi.
 - Bernoulli Naïve Bayes unggul dalam mengurangi noise, terutama pada dokumen yang lebih pendek dan memiliki kemunculan kata yang repetitif.
 4. Tujuan Perbandingan Kinerja
Penelitian ini juga bertujuan membandingkan performa kedua model terhadap representasi fitur yang berbeda: frekuensi kata (Multinomial NB) dan keberadaan kata (Bernoulli NB). Perbandingan antar metode dilakukan dengan mengacu pada metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score, guna mengidentifikasi algoritma yang paling efektif dalam mengklasifikasikan prompt ke dalam kategori *food* dan *drink*.

E. Training and Testing

Tahapan training dan testing dilakukan untuk mengukur performa model dalam mengklasifikasikan teks prompt ke dalam dua kategori, *food and drink*. Penelitian ini menggunakan metode hold-out dengan pembagian data 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Menurut Tharwat (2021), metode ini tetap relevan digunakan jika dataset tidak terlalu kecil dan kelas seimbang[17]. Meskipun demikian, menurut Wong dan Lin (2020), k-fold cross-validation dapat digunakan dalam penelitian lanjutan untuk menghasilkan estimasi performa yang lebih stabil dengan risiko overfitting yang lebih rendah[18].

Pada tahap pelatihan, algoritma mempelajari pola-pola linguistik yang khas dalam setiap kategori. Misalnya, kata-kata seperti “burger”, “pizza”, dan “noodle” lebih sering ditemukan pada kategori food, sedangkan kata-kata seperti “latte”, “soda”, dan “juice” lebih dominan dalam kategori drink. Model kemudian menyusun distribusi

probabilitas berdasarkan kata-kata tersebut, sesuai dengan karakteristik masing-masing algoritma :

- Multinomial NB memanfaatkan frekuensi kemunculan kata dalam setiap kelas untuk membentuk model prediksi.

- Bernoulli NB hanya memperhatikan keberadaan atau ketidakhadiran kata dalam dokumen, bukan jumlah kemunculannya.

Setelah proses pelatihan selesai, model diuji menggunakan data testing untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Hasil prediksi model kemudian dibandingkan dengan label aktual untuk dihitung metrik-metrik evaluasi seperti akurasi, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix.

F. Evaluasi

Evaluasi model dilakukan menggunakan lima metrik utama: akurasi, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix. Metrik ini digunakan untuk menilai efektivitas klasifikasi prompt ke dalam kategori *food and drink*.

- Akurasi: proporsi prediksi yang benar dari seluruh data.

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

- Precision: tingkat ketepatan prediksi kelas positif.

$$\text{Rumus : Precision} = \frac{TP}{TP+FP}$$

- Recall: sejauh mana model menangkap seluruh data positif.

$$\text{Rumus : Recall} = \frac{TP}{TP+FN}$$

- F1-score: rata-rata harmonis antara precision dan recall.

$$\text{Rumus : F1 - Score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

- Confusion matrix: distribusi klasifikasi benar dan salah secara detail.

		Confusion Matrix	
Actual		True Positive (TP)	False Positive (FP)
	Predicted	False Negative (FN)	True Negative (TN)

Gambar 1. Contoh Gambar Hasil Confusion Matrix

Penjelasan Komponen :

TP (True Positive): Data aktual positif yang diprediksi positif.

FP (False Positive): Data aktual negatif yang diprediksi positif (salah prediksi).

FN (False Negative): Data aktual positif yang diprediksi negatif.

TN (True Negative): Data aktual negatif yang diprediksi negatif.

Target minimal keberhasilan ditetapkan pada akurasi $\geq 90\%$, sebagai indikator kesesuaian antara prompt dan hasil gambar dari AI generatif.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Klasifikasi

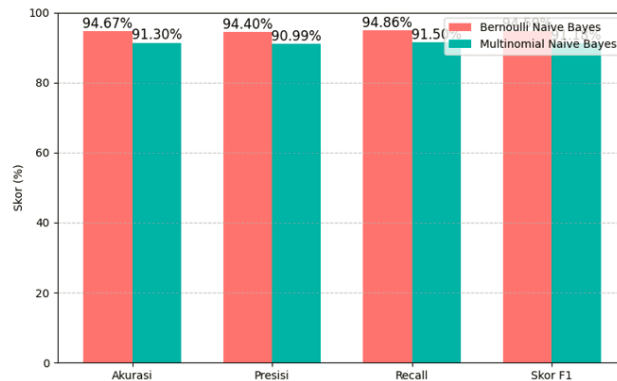
Penelitian ini mengklasifikasikan 3.806 data prompt ke dalam dua kategori, yaitu food and drink, menggunakan algoritma Multinomial Naïve Bayes dan Bernoulli Naïve Bayes. Data yang telah melalui tahap preprocessing dikonversi menjadi representasi fitur menggunakan metode CountVectorizer dengan jumlah maksimal 5.000 fitur (kata). Data kemudian dibagi menjadi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa Multinomial Naïve Bayes memberikan performa yang lebih baik dibandingkan Bernoulli Naïve Bayes, terutama dalam mengenali variasi kata yang umum muncul pada kategori *food and drink*. Kinerja masing-masing model diukur menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score, dengan hasil yang ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel II
Hasil Klasifikasi

Model Klasifikasi	Akurasi (%)	Presisi (%)	Recall (%)	F1 Score (%)
Multinomial Naïve Bayes	91.30	90.99	91.50	91.18
Bernoulli Naïve Bayes	94.67	94.40	94.86	94.50

Gambar 2 berikut menyajikan visualisasi grafik perbandingan hasil evaluasi dari kedua metode klasifikasi.

Ilustrasi ini memberikan representasi yang komprehensif mengenai perbedaan kinerja antara algoritma Multinomial Naïve Bayes dan Bernoulli Naïve Bayes dalam mengelompokkan prompt ke dalam kategori *food and drink*.

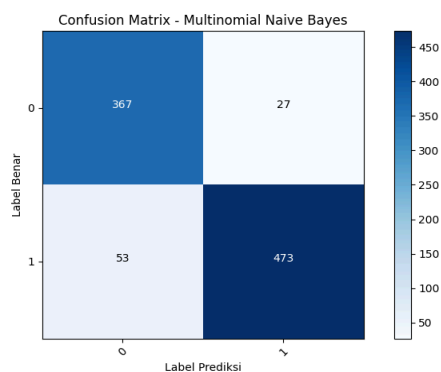


Gambar 2. Grafik Hasil Klasifikasi

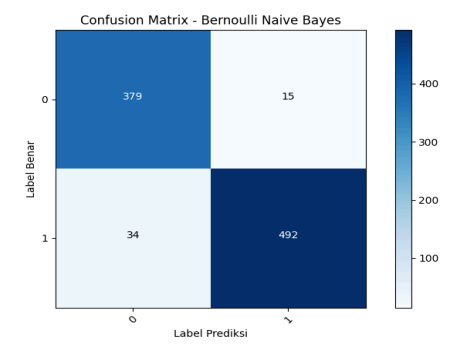
B. Confusion Matrix

Confusion matrix digunakan untuk menunjukkan sebaran hasil klasifikasi antara kategori food and drink secara lebih terperinci. Metrik ini menampilkan jumlah prediksi benar dan salah dari setiap model, sehingga membantu mengevaluasi kinerja klasifikasi secara menyeluruh, tidak hanya berdasarkan akurasi. Melalui analisis ini, dapat dilihat apakah model memiliki kecenderungan keliru terhadap salah satu kelas. Hasil confusion matrix mendukung perbandingan antara Multinomial Naïve Bayes dan Bernoulli Naïve Bayes dalam hal konsistensi dan ketepatan prediksi untuk masing-masing kategori.

Berikut tampilan matrix pada penelitian:



Gambar 3. Matrix Multinomial Naïve Bayes



Gambar 4. Matrix Bernoulli Naïve Bayes

C. Pembahasan

Berdasarkan hasil pengujian, Bernoulli Naïve Bayes unggul dalam seluruh metrik pengukuran, yaitu akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Hal ini menandakan bahwa model ini lebih efektif dalam mengklasifikasikan prompt ke dalam kategori *food* dan *drink* dibandingkan Multinomial Naïve Bayes.

Keunggulan Bernoulli Naïve Bayes ini dapat dijelaskan dari cara kerja algoritma yang berbasis pada keberadaan atau ketidakhadiran kata (bukan frekuensi kata). Dengan menggunakan representasi biner, Bernoulli Naïve Bayes lebih efektif untuk data teks pendek, seperti prompt AI generatif yang biasanya hanya terdiri dari beberapa kata kunci deskriptif. Representasi ini membuat model lebih tahan terhadap *noise* atau keragaman panjang teks, dan lebih fokus pada kata-kata penting yang bersifat menentukan kategori.

Sebaliknya, Multinomial Naïve Bayes lebih mengandalkan frekuensi kata, yang bekerja baik pada dokumen yang panjang dan kaya variasi kata. Namun pada penelitian ini, karakteristik data berupa teks pendek membuat pendekatan frekuensi menjadi kurang optimal, karena informasi penting bisa saja tidak terwakili secara kuat dalam jumlah kata.

Evaluasi juga menunjukkan bahwa model Bernoulli Naïve Bayes dan Multinomial Naïve Bayes berhasil mencapai akurasi di atas 90%, yang telah memenuhi target penelitian ini yaitu 90%. Walaupun keduanya memiliki hasil yang di atas target akan tetapi model Bernoulli Naïve Bayes adalah algoritma yang paling cocok di bandingkan dengan Multinomial Naïve Bayes, karena memiliki hasil yang lebih tinggi dari seluruh pengukuran metrik yang ada.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Wang, Yunlong, Shuyuan Shen, and Brian Y. Lim. "Reprompt: Automatic prompt editing to refine AI-generative art towards precise expressions." *Proceedings of the 2023 CHI conference on human factors in computing systems*. 2023.
- [2] Widyawati, Widyawati, and Sutanto Sutanto. "Perbandingan Kinerja Variasi Naïve Bayes Multivariate Bernoulli Dan Naïve Bayes Multinomial Dalam Pengklasifikasian Dokumen Teks." *Journal of Innovation And Future Technology (IFTECH)* 2.1 (2020): 108-125.
- [3] Lesmana, Rayhan Yuda Lesmana, and Roni Andarsyah. "Model Klasifikasi Multinomial Naïve Bayes Untuk Analisis Sentiment Terkait Non-Fungible Token." *Jurnal Teknik Informatika* 14.3 (2022): 135-139.
- [4] Dhuhita, Windha Mega P., and Fritz Zone. "Perbandingan Kinerja Algoritma Multinomial dan Bernoulli Naïve Bayes dalam Mengklasifikasikan Komentar Cyberbullying." *Komputika: Jurnal Sistem Komputer* 12.2 (2023): 109-117.
- [5] Hanila, Siti, and Muhammad Afif Alghaffaru. "Pelatihan penggunaan artificial intelligence (AI) terhadap perkembangan teknologi pada pembelajaran siswa SMA 10 Sukarami Kota Bengkulu." *Jurnal Dehasen Mengabdi* 2.2 (2023): 221-226.
- [6] Lee, Unggi, et al. "Prompt Aloud!: Incorporating image-generative AI into STEAM class with learning analytics using prompt data." *Education and Information Technologies* 29.8 (2024): 9575-9605.
- [7] Arofah, Faizatin. "Penerapan Regresi Logistik Multinomial untuk Analisis Model Tingkat Depresi pada Lansia." *MATHunesa: Jurnal Ilmiah Matematika* 10.1 (2022): 84-93.
- [8] Azizah, Hanifatul, Bagus Setya Rintyarna, and Triawan Adi Cahyanto. "Sentimen Analisis Untuk Mengukur Kepercayaan Masyarakat Terhadap Pengadaan Vaksin Covid-19 Berbasis Bernoulli Naïve Bayes." *B IOS: Jurnal Teknologi Informasi dan Rekayasa Komputer* 3.1 (2022): 23-29.
- [9] Coenen, Frans. "Data mining: past, present and future." *The Knowledge Engineering Review* 26.1 (2011): 25-29.
- [10] Galassi, A., Lippi, M., & Torroni, P. (2020). Attention in natural language processing. *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, 32(10), 4291-4308.
- [11] Darwis, Dedi, Nery Siskawati, and Zaenal Abidin. "Penerapan Algoritma Naïve Bayes Untuk Analisis Sentimen Review Data Twitter Bmkg Nasional." *Jurnal Tekno Kompak* 15.1 (2021): 131-145.
- [12] Artur, Mechetin. "Review the performance of the Bernoulli Naïve Bayes Classifier in Intrusion Detection Systems using Recursive Feature Elimination with Cross-validated selection of the best number of features." *Procedia computer science* 190 (2021): 564-570.

- [13] Ahmad, Tanveer, et al. "Data-driven probabilistic machine learning in sustainable smart energy/smart energy systems: Key developments, challenges, and future research opportunities in the context of smart grid paradigm." *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 160 (2022): 112128.
- [14] Artur, M. (2021). Review the performance of the Bernoulli Naïve Bayes Classifier in Intrusion Detection Systems using Recursive Feature Elimination with Cross-validated selection of the best number of features. *Procedia computer science*, 190, 564-570.
- [15] Rani, M., Singh, S., & Choudhury, T. (2022). Comparative analysis of text feature extraction techniques: TF-IDF vs CountVectorizer for classification of fake news. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 43(2), 1905–1915.
- [16] Tharwat, A. (2021). Classification assessment methods. *Applied Computing and Informatics*, 17(1), 168–192.
- [17] Tharwat, A. (2021). *Classification assessment methods*. Applied Computing and Informatics, 17(1), 168–192.
- [18] Wong, J., & Lin, X. (2020). *A systematic review of cross-validation techniques in NLP tasks*. Applied Sciences, 10(14), 4851.