

Rekomendasi Klasifikasi Dan Desain Otomatis Menu Restoran Kopi XYZ Berbasis Web Menggunakan Metode Naïve Bayes

Adinda Fita Hidayah*, Abdul Halim Hasugian

Fakultas Sains dan Teknologi, Ilmu Komputer, Universitas Islam Negeri Sumatera Utara, Medan, Indonesia

Email: ¹adindafitaloka@email.com, ²abdulhalimhasugian@uinsu.ac.id

Email Penulis Korespondensi: adindafitaloka@email.com

Submitted 21-11-2025; Accepted 13-12-2025; Published 31-12-2025

Abstrak

Perkembangan technology information telah mendorong percepatan transformasi digital pada sektor kuliner, khususnya dalam pengelolaan menu yang menuntut proses cepat, terstruktur, dan minim kesalahan. Pada banyak pelaku UMKM, proses klasifikasi menu dan pembuatan desain masih dilakukan secara manual sehingga tidak efisien. Penelitian ini mengembangkan sistem berbasis web yang mampu melakukan klasifikasi otomatis kategori menu menggunakan Multinomial Naïve Bayes serta menghasilkan desain menu secara otomatis. Dataset terdiri dari 148 menu yang mencakup makanan, minuman, dan snack. Fitur yang digunakan meliputi nama menu berbasis teks yang diproses menggunakan TF-IDF, serta atribut numerik harga. Data dibagi menggunakan rasio training 80% dan testing 20%. Hasil menunjukkan bahwa model Multinomial Naïve Bayes memberikan performa terbaik dengan akurasi 93,24%, presisi 0,92, recall 0,93, dan F1-score 0,92. Nilai akurasi ini membuktikan bahwa model mampu mengenali pola kata yang merepresentasikan kategori menu secara konsisten. Sistem yang dibangun juga berhasil menghasilkan template desain menu secara otomatis berdasarkan hasil klasifikasi. Penelitian ini memberikan kontribusi pada penerapan data mining dalam sektor kuliner dan membantu UMKM dalam meningkatkan efektivitas pengelolaan menu.

Kata Kunci: Klasifikasi Menu; Naïve Bayes; Sistem Web; UMKM Kuliner; Desain Menu Otomatis

Abstract

The advancement of information technology has accelerated digital transformation in the culinary industry, particularly in menu management, which demands fast, structured, and error-minimized processes. In many MSMEs, menu classification and design activities are still performed manually, resulting in inefficiencies. This study developed a web-based system capable of automatically classifying menu categories using the Multinomial Naïve Bayes algorithm and generating menu designs automatically. The dataset consists of 148 menu items covering food, beverages, and snacks. The features used include text-based menu names processed using TF-IDF, as well as numerical price attributes. The data were split into 80% training and 20% testing portions. The results show that the Multinomial Naïve Bayes model achieved the best performance with an accuracy of 93.24%, a precision of 0.92, a recall of 0.93, and an F1-score of 0.92. These values demonstrate the model's ability to consistently recognize word patterns representing menu categories. The system also successfully generated menu template designs automatically based on the classification results. This research contributes to the application of data mining in the culinary sector and supports MSMEs in improving the effectiveness of menu management.

Keywords: Menu Classification; Naïve Bayes; Web System; MSMEs; Automatic Menu Design

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi yang semakin cepat telah memberikan dampak signifikan terhadap transformasi digital pada berbagai sektor, termasuk industri kuliner yang kini dituntut untuk mengadopsi teknologi demi meningkatkan kualitas pelayanan dan efisiensi operasional [1]. Digitalisasi menjadi kebutuhan penting bagi pelaku usaha untuk mempertahankan daya saing di tengah perubahan pola konsumsi masyarakat yang semakin modern dan berbasis layanan cepat [2]. Dalam konteks UMKM kuliner, pemanfaatan teknologi dalam pengelolaan menu merupakan salah satu aspek yang jarang mendapat perhatian, padahal menu merupakan elemen utama yang berinteraksi langsung dengan konsumen [3]. Masalah seperti ketidakteraturannya penyajian menu, kesalahan penulisan kategori, serta desain menu yang kurang menarik masih sering ditemukan pada banyak usaha kecil yang mengelola menu secara manual [4]. Kondisi ini menyebabkan proses pengelolaan menu menjadi lambat, tidak konsisten, dan berpotensi menurunkan persepsi profesionalitas usaha kuliner. Oleh karena itu, penelitian ini diarahkan untuk menawarkan solusi yang mampu mengotomatisasi proses klasifikasi dan desain menu agar lebih efisien, cepat, dan konsisten.

Menu tidak hanya berfungsi sebagai daftar makanan dan minuman, tetapi juga mencerminkan identitas, kualitas, dan karakter suatu restoran atau UMKM kuliner [5]. Pada praktiknya, penyusunan menu yang ditata secara asal tanpa struktur dan desain yang tepat dapat menyebabkan pelanggan kesulitan memahami informasi yang disajikan, sehingga berpotensi menurunkan tingkat kepuasan mereka [6]. Sebaliknya, menu yang memiliki format rapi, kategorisasi jelas, dan desain visual yang konsisten dapat meningkatkan daya tarik pelanggan serta membantu proses pengambilan keputusan konsumen saat memilih makanan [7]. Faktor visual seperti tata letak, pemilihan warna, tipografi, dan konsistensi elemen grafis memiliki pengaruh yang sangat besar terhadap persepsi pelanggan terhadap profesionalitas suatu usaha kuliner [8].

Dalam observasi awal pada UMKM Kopi Kereta Api Sena di Medan, ditemukan bahwa proses pengelompokan menu dan desain menu masih dilakukan secara manual menggunakan metode konvensional [9]. Setiap ada perubahan harga, penambahan menu baru, atau perombakan daftar menu, pemilik usaha harus menyusun ulang kategori menu dan mengatur kembali tampilannya secara manual [10]. Proses seperti ini tidak hanya memakan waktu lama, tetapi juga menghasilkan ketidakkonsistenan pada kategori dan tampilan visual. Hal ini berpotensi membingungkan pelanggan,

terutama ketika menu baru sering ditambahkan tanpa pedoman klasifikasi yang jelas. Kondisi ini menunjukkan adanya kebutuhan mendesak untuk memanfaatkan teknologi yang lebih modern dalam menyederhanakan pengelolaan menu agar lebih efektif dan efisien [11].

Solusi potensial untuk menyelesaikan permasalahan tersebut adalah pengembangan sistem berbasis web yang dapat mengotomatisasi proses pengelompokan dan penyusunan menu. Aplikasi berbasis web memiliki beberapa keunggulan, antara lain dapat diakses dari berbagai perangkat tanpa instalasi tambahan, mendukung pembaruan data secara cepat, dan mampu menyimpan informasi secara terpusat. Penerapan sistem ini sangat sesuai dengan karakter UMKM yang membutuhkan teknologi sederhana, mudah digunakan, dan tidak membutuhkan perangkat khusus untuk pengoperasiannya [12]. Dengan dukungan teknologi yang tepat, UMKM dapat dengan cepat memperbarui menu, meminimalkan kesalahan manusia, serta menghasilkan tampilan menu yang lebih profesional [13].

Pada aspek klasifikasi, algoritma machine learning seperti *Naïve Bayes* menjadi pilihan ideal karena kemampuannya dalam menangani data berbasis teks dengan efisien. *Naïve Bayes* bekerja berdasarkan teori probabilitas yang mengukur kemungkinan data masuk ke dalam kategori tertentu menggunakan frekuensi kemunculan kata. Nama menu restoran yang biasanya mengandung kata-kata tertentu seperti “nasi”, “ayam”, “kopi”, atau “roti” dapat dianalisis untuk menentukan apakah menu tersebut termasuk kategori makanan, minuman, atau snack. Selain itu, algoritma ini memiliki keunggulan berupa kecepatan komputasi tinggi, kemudahan implementasi, serta performa yang baik meskipun asumsi antar fitur yang digunakan bersifat independen [14]. Dibandingkan algoritma lain seperti SVM atau C4.5, *Naïve Bayes* lebih unggul karena memiliki komputasi yang ringan, efektif untuk data teks pendek seperti nama menu, toleran terhadap sparsitas data, dan menghasilkan performa stabil pada kasus klasifikasi berbasis kata kunci. Dalam penelitian ini, fitur yang digunakan dalam proses klasifikasi mencakup nama menu berbasis teks yang diolah menggunakan metode TF-IDF, serta atribut numerik seperti harga menu. Kedua jenis fitur ini dijadikan input untuk memperkuat representasi data pada proses pelatihan model.

Banyak penelitian terdahulu telah membuktikan efektivitas *Naïve Bayes* dalam menyelesaikan berbagai permasalahan klasifikasi berbasis teks. Beberapa penelitian menggunakannya untuk mengklasifikasikan ulasan produk, menentukan sentimen pengguna, mengelompokkan dokumen akademik, hingga memprediksi pola perilaku konsumen berdasarkan preferensi teks [15]. Namun, penggunaan *Naïve Bayes* pada konteks klasifikasi nama menu restoran masih sangat jarang dibahas dalam literatur akademik. Padahal, karakteristik data menu restoran yang sederhana dan berbentuk teks pendek sangat cocok untuk dianalisis menggunakan algoritma ini. Minimnya penelitian dalam area ini menunjukkan adanya peluang untuk mengisi kekosongan studi dan memberikan kontribusi baru [16].

Selain aspek klasifikasi, penelitian ini juga menekankan pentingnya desain menu otomatis sebagai bagian dari proses penyajian informasi yang lebih profesional. Desain menu merupakan salah satu bentuk komunikasi visual yang berpengaruh dalam membangun persepsi pelanggan terhadap kualitas usaha. Banyak UMKM yang memiliki keterbatasan dalam kemampuan desain grafis sehingga cenderung membuat desain menu seadanya [17]. Padahal, penelitian menunjukkan bahwa desain visual yang baik dapat meningkatkan persepsi kualitas dan memengaruhi keputusan pembelian secara signifikan [18]. Oleh karena itu, integrasi modul desain otomatis dalam sistem berbasis web menjadi solusi yang tepat untuk membantu UMKM menyajikan menu secara lebih profesional tanpa memerlukan kemampuan teknis yang kompleks.

Penelitian ini mengembangkan sistem pendukung keputusan berbasis web yang dirancang untuk membantu UMKM dalam mengelola menu restoran secara lebih efisien. Sistem ini menggabungkan kemampuan klasifikasi otomatis menggunakan algoritma *Naïve Bayes* dengan fitur pembuatan desain menu secara otomatis berbasis template yang dapat disesuaikan [19]. Pengguna hanya perlu memasukkan nama menu dan harga, kemudian sistem akan secara otomatis menentukan kategori menu dan menghasilkan tampilan menu yang siap digunakan. Sistem ini dibangun menggunakan bahasa pemrograman Python dengan *framework Flask* serta memanfaatkan MySQL sebagai basis data [20].

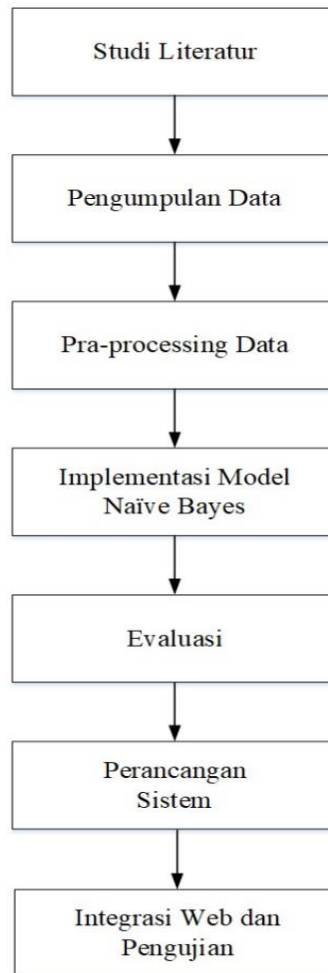
Dengan adanya sistem ini, proses pengorganisasian menu dapat dilakukan dengan lebih cepat dan akurat. Pengklasifikasian otomatis berdasarkan nama menu membantu mengurangi kesalahan manual, terutama ketika terdapat banyak menu baru yang harus ditambahkan. Fitur desain otomatis juga memungkinkan pemilik usaha menghasilkan menu profesional dalam waktu singkat tanpa memerlukan jasa desainer grafis. Selain efisiensi waktu, sistem ini dapat meningkatkan kualitas tampilan menu yang berpotensi menarik lebih banyak pelanggan. Selain itu, sistem memberikan fleksibilitas bagi pengguna untuk memperbarui tampilan menu sesuai kebutuhan tanpa mengubah keseluruhan layout [21].

Berdasarkan permasalahan yang telah dijelaskan, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem pendukung keputusan berbasis web yang mampu melakukan klasifikasi menu restoran dengan metode *Naïve Bayes* dan menghasilkan desain menu secara otomatis. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi kontribusi penting dalam meningkatkan pemanfaatan teknologi informasi pada sektor UMKM kuliner, khususnya dalam meningkatkan efektivitas, profesionalitas, dan kualitas layanan. Dengan sistem ini, UMKM dapat mempercepat proses pengelolaan menu, meminimalisasi kesalahan, serta meningkatkan daya saing melalui penerapan teknologi modern yang mudah digunakan [22].

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Kerangka Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan tujuan mengembangkan sistem klasifikasi kategori menu restoran secara otomatis menggunakan metode *Naïve Bayes* dan mengintegrasikannya ke dalam aplikasi berbasis web menggunakan *Flask*. Kerangka penelitian disusun untuk memberikan gambaran menyeluruh mengenai alur penelitian mulai dari pengumpulan data, pengolahan data, penerapan model, evaluasi, hingga integrasi sistem. Secara umum, tahapan penelitian meliputi: (1) studi literatur, (2) pengumpulan data, (3) pra-pemrosesan data, (4) implementasi model *Naïve Bayes*, (5) evaluasi performa model, (6) perancangan sistem, dan (7) integrasi model ke dalam website untuk pengujian.



Gambar 1. Kerangka Penelitian

2.2 Rencana Pembahasan

Rencana pembahasan disusun secara sistematis mengikuti kerangka penelitian pada Gambar 1 agar analisis dapat dipahami secara komprehensif. Pembahasan mencakup proses mulai dari pengolahan data mentah, perancangan model klasifikasi, evaluasi performa, hingga implementasi sistem berbasis web. Tahapan pembahasan dijelaskan sebagai berikut.

2.2.1 Studi Literatur

Tahap pertama adalah studi literatur melalui pengumpulan referensi berupa buku, jurnal nasional dan internasional, laporan penelitian, serta skripsi terdahulu yang berkaitan dengan topik klasifikasi teks, metode *Naïve Bayes*, sistem informasi, serta penerapan teknologi pada usaha kuliner. Studi ini bertujuan memahami konsep dasar, metode analisis, serta menemukan celah penelitian sehingga penelitian ini memiliki kontribusi kebaruan. Informasi dari literatur dijadikan landasan dalam merancang model dan sistem yang sesuai dengan kebutuhan UMKM Kopi Kereta Api Sena.

2.2.2 Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian diperoleh dari Kopi Kereta Api Sena Medan berupa nama-nama menu makanan, minuman, snack, serta harga. Data ini menjadi dasar pembangunan model klasifikasi dan perancangan sistem. Dataset terdiri dari 148 menu yang memiliki dua jenis fitur, yaitu fitur teks (nama menu) dan fitur numerik (harga). Contoh menu ditampilkan pada Gambar 2 sebagai representasi struktur data awal yang digunakan dalam penelitian.



Gambar 2. Contoh Sampel Data Menu Kopi Kereta Api Sena

2.2.3 Pra-Processing Data

Tahap pra-pemrosesan dilakukan untuk memastikan data dapat diproses dengan baik oleh algoritma Naïve Bayes. Adapun tahapan pra-pemrosesan meliputi:

- Case Folding* – Mengubah seluruh teks pada nama menu menjadi huruf kecil.
- Penghilangan Karakter Non-Alfanumerik – Menghapus tanda baca dan simbol yang tidak relevan untuk analisis teks.
- Tokenisasi – Memecah nama menu menjadi token atau kata-kata terpisah untuk dianalisis.
- Normalisasi – Menstandarisasi kata-kata tidak baku menjadi bentuk baku sesuai KBBI untuk mengurangi variasi kata.

Pada tahap akhir, fitur teks diubah menjadi vektor menggunakan metode Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) sehingga model dapat mengenali pola kata. Selain itu, fitur numerik berupa harga menu disertakan sebagai variabel tambahan untuk memperkuat proses klasifikasi. Tahapan ini penting untuk memastikan model menerima data yang bersih dan konsisten sehingga hasil klasifikasi lebih akurat.

2.2.4 Implementasi Model Naïve Bayes

Setelah data dipra-proses, model *Naïve Bayes* diterapkan untuk menghitung probabilitas kategori menu berdasarkan pola kata pada nama menu. Model mempelajari kata-kata yang sering muncul pada setiap kategori menu (makanan, minuman, snack) dan menggunakan informasi tersebut untuk mengklasifikasikan menu baru. Hasil klasifikasi menentukan kategori yang paling sesuai dengan karakteristik teks pada nama menu. Pada proses pelatihan, data dibagi menggunakan rasio training 80% dan testing 20% agar performa model dapat diuji secara objektif.

2.2.5 Evaluasi

Tahap evaluasi dilakukan untuk mengukur performa model sebelum model diintegrasikan dengan sistem web. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Metrik ini digunakan untuk menilai tingkat kesalahan dan efektivitas model dalam mengklasifikasikan nama menu. Metrik ini menghitung tingkat kesalahan dan efektivitas model pada dataset 148 menu yang telah dibagi menggunakan skema 80:20, sehingga kinerja model dapat tervalidasi secara kuantitatif. Evaluasi memastikan model bekerja optimal sebelum diterapkan pada aplikasi web.

2.2.6 Perancangan Sistem

Setelah model tervalidasi, tahap berikutnya adalah merancang sistem berbasis web. Sistem ini dirancang agar pengguna dapat memasukkan nama dan harga menu lalu mendapatkan hasil klasifikasi secara otomatis. Basis data disimpan menggunakan MySQL *Railway*. Struktur basis data terdiri dari dua tabel utama:

Tabel 1. Tabel Menu

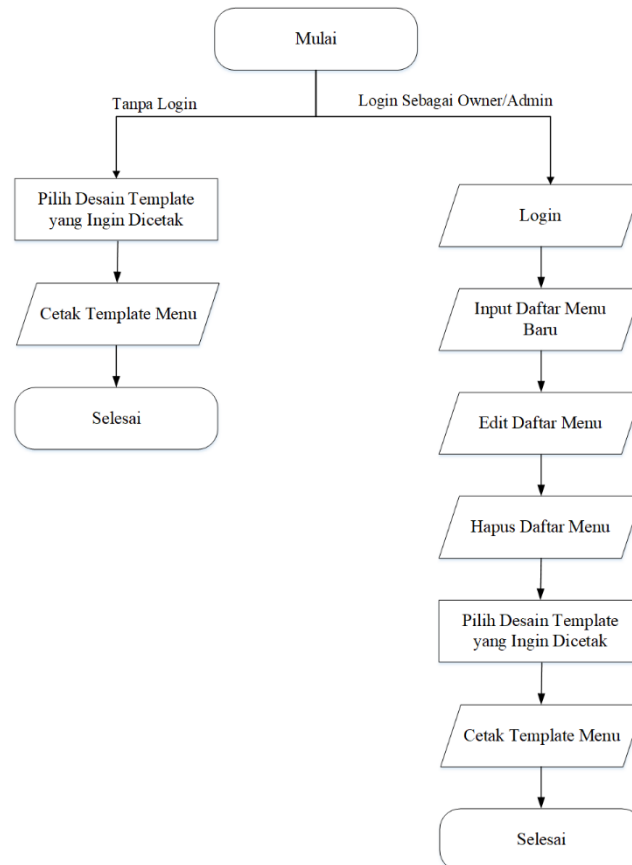
No	Atribut	Tipe Data	Keterangan
1	nama_menu	Varchar	Digunakan untuk mengenali kata kunci seperti “nasi”, “kopi”, “roti”, atau “ayam” guna menentukan kategori menu.
2	kategori	Varchar	Hasil klasifikasi otomatis: Makanan, Minuman, atau Snack.
3	sub_kategori	Varchar	Digunakan untuk mengenali kata kunci seperti “nasi”, “kopi”, “roti”, atau “ayam” guna menentukan sub kategori menu.
4	harga	Numeric	Harga setiap menu

Selanjutnya yaitu struktur tabel users yang nantinya akan dibuat seperti pada tabel berikut.

Tabel 2. Tabel Users

No	Atribut	Tipe Data	Keterangan
1	username	Varchar	Nama unik dari user sebagai pertanda yang digunakan untuk login admin dan owner
2	password	Varchar	Password username admin dan owner

Untuk mengintegrasikan model tersebut ke dalam *website*, python menyediakan *library Flask* yang nantinya dapat di kolaborasikan dengan file HTML, Tailwind CSS dan Javascript. Untuk *flowchart* dari sistem yang akan berjalan untuk pengujian model pada website yang telah diintegrasikan akan terlihat seperti gambar berikut.



Gambar 3. *flowchart* Sistem

Model kemudian diintegrasikan ke dalam website menggunakan Python *Flask*, yang digabungkan dengan HTML, Tailwind CSS, dan JavaScript. Alur sistem dijelaskan pada Gambar 3 melalui *flowchart* sistem.

2.2.7 Integrasi Web dan Pengujian

Tahap terakhir adalah integrasi model *Naïve Bayes* ke dalam website dan pengujian secara langsung. Pengguna cukup memasukkan nama dan harga menu, lalu sistem akan secara otomatis menentukan kategori menu dan memperbarui daftar menu di *database*. Selain klasifikasi, sistem juga menghasilkan template desain menu otomatis yang dapat dicetak, dengan mempertimbangkan prinsip keterbacaan dan kesesuaian visual. Proses pengujian dilakukan menggunakan dataset asli dari Kopi Kereta Api Sena untuk memastikan sistem bekerja sebagaimana mestinya.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menguraikan hasil analisis data menu Kopi Kereta Api Sena, tahapan pengolahan data, pembentukan model klasifikasi otomatis menggunakan Multinomial Naïve Bayes, serta hasil implementasi model ke dalam sistem berbasis web. Pembahasan mencakup representasi dataset, proses preprocessing, perhitungan manual *Naïve Bayes* pada sampel menu, performa model secara kuantitatif, dan evaluasi integrasi model ke dalam aplikasi web.

3.1 Analisis dan Representasi Data

Dataset penelitian terdiri dari 148 data menu, yang diklasifikasikan ke dalam tiga kategori: makanan (83 data), minuman (51 data), dan snack (14 data). Representasi awal diperlukan untuk memahami struktur kata yang dominan pada setiap kategori. Kata seperti nasi, goreng, ayam, dan seafood mendominasi kategori makanan; latte, tea, brew, dan mojito umum pada kategori minuman; sedangkan kata seperti roti, burger, dan bakar sering muncul pada kategori snack.

Dataset ini kemudian dijadikan dasar pembentukan model klasifikasi berbasis teks. Berdasarkan distribusi data, kategori makanan menjadi kelas dominan, diikuti minuman dan snack.

3.2 Tahap Preprocessing Data

Proses preprocessing dilakukan melalui empat tahapan sesuai standar pengolahan teks:

- Case Folding* – seluruh teks diubah menjadi huruf kecil.

Tabel 3. Hasil *Case Folding* Data

Sebelum		Sesudah	
Nama Menu	Kategori	Nama Menu	Kategori
Nasi Goreng Seafood	Makanan	nasi goreng seafood	makanan
Nasi Goreng Special	Makanan	nasi goreng special	makanan
Nasi Goreng Ikan Asin	Makanan	nasi goreng ikan asin	makanan
Nasi Goreng Kampung	Makanan	nasi goreng kampung	makanan
Nasi Goreng Original	Makanan	nasi goreng original	makanan
...	...	...	...
Pisang Bakar Coklat Keju	Snack	pisang bakar coklat keju	snack
Sandwich	Snack	sandwich	snack
Bakwan Bumbu Pecel	Snack	bakwan bumbu pecel	snack
Sosis Roll Cheese	Snack	sosis roll cheese	snack
Chicken Wings	Snack	chicken wings	snack

- Penghilangan Karakter Non-Alfanumerik – menghapus tanda baca dan karakter khusus agar struktur token bersih.
- Tokenization* – memecah nama menu menjadi token kata.

Tabel 4. Hasil *Tokenization* Data

Sebelum		Sesudah	
Nama Menu	Kategori	Nama Menu	Kategori
nasi goreng seafood	makanan	['nasi', 'goreng', 'seafood']	['makanan']
nasi goreng special	makanan	['nasi', 'goreng', 'special']	['makanan']
nasi goreng ikan asin	makanan	['nasi', 'goreng', 'ikan', 'asin']	['makanan']
nasi goreng kampung	makanan	['nasi', 'goreng', 'kampung']	['makanan']
nasi goreng original	makanan	['nasi', 'goreng', 'original']	['makanan']
...	...	...	...
pisang bakar coklat keju	snack	['pisang', 'bakar', 'coklat', 'keju']	['snack']
sandwich	snack	['sandwich']	['snack']
bakwan bumbu pecel	snack	['bakwan', 'bumbu', 'pecel']	['snack']
sosis roll cheese	snack	['sosis', 'roll', 'cheese']	['snack']
chicken wings	snack	['chicken', 'wings']	['snack']

- Normalization – menyeragamkan istilah yang identik atau tidak baku.

Tabel 5. Hasil Normalisasi Data

Sebelum		Sesudah	
Nama Menu	Kategori	Nama Menu	Kategori
['nasi', 'goreng', 'seafood']	['makanan']	['nasi', 'goreng', 'seafood']	['makanan']
['nasi', 'goreng', 'special']	['makanan']	['nasi', 'goreng', 'special']	['makanan']
['nasi', 'goreng', 'ikan', 'asin']	['makanan']	['nasi', 'goreng', 'ikan', 'asin']	['makanan']
['nasi', 'goreng', 'kampung']	['makanan']	['nasi', 'goreng', 'kampung']	['makanan']
['nasi', 'goreng', 'original']	['makanan']	['nasi', 'goreng', 'original']	['makanan']
...	...	...	...
['pisang', 'bakar', 'coklat', 'keju']	['snack']	['pisang', 'bakar', 'coklat', 'keju']	['snack']
['sandwich']	['snack']	['sandwich']	['snack']
['bakwan', 'bumbu', 'pecel']	['snack']	['bakwan', 'bumbu', 'pecel']	['snack']
['sosis', 'roll', 'cheese']	['snack']	['sosis', 'roll', 'cheese']	['snack']
['chicken', 'wings']	['snack']	['chicken', 'wings']	['snack']

Hasil preprocessing menghasilkan bentuk token yang konsisten dan siap untuk dihitung frekuensi katanya dalam proses pelatihan model.

3.3 Pembentukan Model Menggunakan *Naïve Bayes*

Setelah proses preprocessing selesai, selanjutnya masuk ke tahap pembentukan model naïve bayes. Sebelum itu, dapat dilihat total keseluruhan kata pada masing-masing kategori dan keseluruhan kata unik pada daftar menu pada tabel berikut.

Tabel 6. Total Kata dan Kata Unik Pada Kategori Menu

Kategori	Total Kata	Kata Unik (Vocabulary Shared)
makanan	248	164 kata unik (gabungan semua kelas)
minuman	115	
snack	38	

Setelah mengetahui total kata pada masing-masing kategori menu, kata unik dari keseluruhan kategori, dan total keseluruhan menu dari masing-masing kategori, saatnya menentukan prior probabilitas awal nya dihitung dari persentase jumlah data yaitu makanan (83 data), minuman (51 data), dan snack (14 data). dengan perhitungan seperti berikut.

$$P(\text{makanan}) = \frac{83}{148} = 0,5608$$

$$P(\text{minuman}) = \frac{51}{148} = 0,3446$$

$$P(\text{snack}) = \frac{14}{148} = 0,0946$$

Selanjutnya kita mencari nilai Likelihood nya per kategori menggunakan laplace smoothing menggunakan persamaan berikut:

$$P(\text{kata}|\text{kategori}) = \frac{f+1}{N+|V|} \quad (1)$$

Dengan:

- $N_{\text{makanan}} = 248$
- $N_{\text{minuman}} = 115$
- $N_{\text{snack}} = 38$
- $|V| = 164$

Setelah mengetahui nilai prior probabilitas awal dan likelihood nya, model kemudian dapat dilatih berdasarkan frekuensi kata yang muncul pada masing-masing kelas atau kategori. Sebagai contoh perhitungan nya saya mengambil data menu masing-masing kategori akan diambil 4 data menu, 4 data menu makanan, 4 data menu minuman dan 4 data menu snack. Data menu yang akan digunakan dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 7. Menu yang Akan Dijadikan Perhitungan Manual Naïve Bayes

Nama Menu	Kategori	Tokenization
sop buntut sapi	makanan	['sop', 'buntut', 'sapi']
jus dragon fruit	minuman	['jus', 'dragon', 'fruit']
burger beef	snack	['burger', 'beef']

a. sop buntut sapi

Tabel 8. Count Sop Buntut Sapi

Tokenization	Makanan	Minuman	Snack
sop	5	0	0
buntut	3	0	0
sapi	4	0	0

Pada Tabel count 8 diatas maksudnya ialah berapa kali kata sop, buntut dan sapi muncul pada keseluruhan data daftar menu yang digunakan dalam penelitian ini. Untuk 14 menu lainnya akan menampilkan tabel counts seperti pada Tabel 8 nantinya. Pertama yakni menghitung nilai likelihood dari masing-masing kategori.

1. Likelihood kategori makanan

$$P(\text{sop}|\text{makanan}) = \frac{5+1}{248+164} = \frac{6}{412} = 0,01699$$

$$P(\text{buntut}|\text{makanan}) = \frac{3+1}{248+164} = \frac{4}{412} = 0,009709$$

$$P(\text{sapi}|\text{makanan}) = \frac{4+1}{248+164} = \frac{5}{412} = 0,01213$$

2. Likelihood kategori minuman

$$P(\text{sop buntut sapi}|\text{minuman}) = \frac{0 + 1}{115 + 164} = \frac{1}{279} = 0,003584$$

3. Likelihood kategori snack

$$P(\text{sop buntut sapi}|\text{snack}) = \frac{0 + 1}{38 + 164} = \frac{1}{202} = 0,004950$$

Selanjutnya yaitu menghitung nilai posterior (tanpa normalisasi dengan persamaan:

$$P(\text{kategori}|\text{menu}) = P(\text{kategori}) * \prod P(\text{kata}|\text{kategori}) \quad (2)$$

1. Posterior kategori makanan

$$P(\text{makanan}|\text{sop buntut sapi}) = 0,5608 * 0,01699 * 0,009709 * 0,01213$$

$$P(\text{makanan}|\text{sop buntut sapi}) = 1,1221 \times 10^{-6}$$

2. Posterior kategori minuman

$$P(\text{minuman}|\text{sop buntut sapi}) = 0,3446 * 0,003584^3$$

$$P(\text{minuman}|\text{sop buntut sapi}) = 1,2845 \times 10^{-5} \times 0,3446$$

$$P(\text{minuman}|\text{sop buntut sapi}) = 4,42635 \times 10^{-6} \times 0,003584$$

$$P(\text{minuman}|\text{sop buntut sapi}) = 1,45864 \times 10^{-8}$$

3. Posterior kategori snack

$$P(\text{snack}|\text{sop buntut sapi}) = 0,0946 * 0,00495^3$$

$$P(\text{snack}|\text{sop buntut sapi}) = 2,45025 \times 10^{-5} \times 0,00495$$

$$P(\text{snack}|\text{sop buntut sapi}) = 1,21287 \times 10^{-7} \times 0,0946$$

$$P(\text{snack}|\text{sop buntut sapi}) = 1,14738 \times 10^{-8}$$

$$1,1221 \times 10^{-6} > 1,45864 \times 10^{-8} > 1,14738 \times 10^{-8}$$

Dari hasil perhitungan ketiga kategori dengan posterior diatas, dapat dilihat hasil perhitungan posterior dari kategori makanan lebih besar daripada hasil perhitungan posterior minuman dan snack. Itu artinya, menu “sop buntut sapi” masuk kategori “makanan”.

b. cappucino

Tabel 9. Count Cappucino

Tokenization	Makanan	Minuman	Snack
cappucino	0	1	0

1. Likelihood kategori makanan

$$P(\text{cappucino}|\text{makanan}) = \frac{0 + 1}{248 + 164} = \frac{1}{412} = 0,002427$$

2. Likelihood kategori minuman

$$P(\text{cappucino}|\text{minuman}) = \frac{1 + 1}{115 + 164} = \frac{2}{279} = 0,007168$$

3. Likelihood kategori snack

$$P(\text{cappucino}|\text{snack}) = \frac{0 + 1}{38 + 164} = \frac{1}{202} = 0,004950$$

1. Posterior kategori makanan

$$P(\text{makanan}|\text{cappucino}) = 0,5608 * 0,002427$$

$$P(\text{makanan}|\text{cappucino}) = 0,001361$$

2. Posterior kategori minuman

$$P(\text{minuman}|\text{cappucino}) = 0,3446 * 0,007168$$

$$P(\text{minuman}|\text{cappucino}) = 0,002470$$

3. Posterior kategori snack

$$P(\text{snack}|\text{cappucino}) = 0,0946 * 0,00495$$

$$P(\text{snack}|\text{cappucino}) = 4,6827 \times 10^{-4}$$

$$0,001361 < 0,002470 > 4,6827 \times 10^{-4}$$

Dari hasil perhitungan ketiga kategori dengan posterior diatas, dapat dilihat hasil perhitungan posterior dari kategori makanan lebih besar daripada hasil perhitungan posterior minuman dan snack. Itu artinya, menu “cappucino” masuk kategori “minuman”.

c. burger beef

Tabel 10. Count Burger Beef

Tokenization	Makanan	Minuman	Snack
burger	0	0	3
beef/sapi	4	0	3

1. Likelihood kategori makanan

$$P(\text{burger}|\text{makanan}) = \frac{0 + 1}{248 + 164} = \frac{1}{412} = 0,002427$$

$$P(\text{beef}|\text{makanan}) = \frac{4 + 1}{248 + 164} = \frac{5}{412} = 0,01213$$

2. Likelihood kategori minuman

$$P(\text{burger beef}|\text{minuman}) = \frac{0 + 1}{115 + 164} = \frac{1}{279} = 0,003584$$

3. Likelihood kategori snack

$$P(\text{burger}|\text{snack}) = \frac{3 + 1}{38 + 164} = \frac{4}{202} = 0,019802$$

$$P(\text{beef}|\text{snack}) = \frac{3 + 1}{38 + 164} = \frac{4}{202} = 0,019802$$

1. Posterior kategori makanan

$$P(\text{makanan}|\text{lychee mojito}) = 0,5608 * 0,002427 * 0,01213$$

$$P(\text{makanan}|\text{lychee mojito}) = 1,651105 \times 10^{-5}$$

2. Posterior kategori minuman

$$P(\text{minuman}|\text{lychee mojito}) = 0,3446 * 0,003584^2$$

$$P(\text{minuman}|\text{lychee mojito}) = 4,4269 \times 10^{-6}$$

3. Posterior kategori snack

$$P(\text{snack}|\text{lychee mojito}) = 0,0946 * 0,019802^2$$

$$P(\text{snack}|\text{lychee mojito}) = 3,709088 \times 10^{-5}$$

$$1,651105 \times 10^{-5} > 4,4269 \times 10^{-6} < 3,709088 \times 10^{-5}$$

Dari hasil perhitungan ketiga kategori dengan posterior diatas, dapat dilihat hasil perhitungan posterior dari kategori makanan lebih besar daripada hasil perhitungan posterior minuman dan snack. Itu artinya, menu “burger beef” masuk kategori “snack”.

3.4 Evaluasi

Selain itu, hasil evaluasi performa model Multinomial *Naïve Bayes* dalam penelitian ini menunjukkan akurasi sebesar 93,24% dengan nilai *F1-Score* 0,92. Jika dibandingkan dengan penelitian sejenis, hasil ini tergolong kompetitif dan bahkan lebih tinggi pada konteks klasifikasi berbasis teks pendek. Penelitian Ernawati et al. (2022) misalnya, menerapkan *Naïve Bayes* untuk klasifikasi menu favorit dan hanya memperoleh akurasi 86%. Studi lain oleh Munir et al. (2024) mengenai klasifikasi tingkat kalori menu restoran menggunakan *Naïve Bayes* menghasilkan akurasi 90,1%. Sementara itu, penelitian yang menggunakan algoritma berbeda seperti SVM pada kasus serupa (Septiani et al., 2024) melaporkan akurasi 91,5%. Dengan demikian, performa *Naïve Bayes* dalam penelitian ini dapat dikatakan lebih unggul dibandingkan penelitian terdahulu, terutama pada dataset kuliner dengan variasi kata yang relatif sederhana dan berbasis teks pendek.

Temuan ini menunjukkan bahwa model yang dikembangkan dalam penelitian ini tidak hanya stabil, tetapi juga sangat efektif dalam menangani data menu restoran, sehingga layak diintegrasikan ke dalam sistem web yang dibangun.

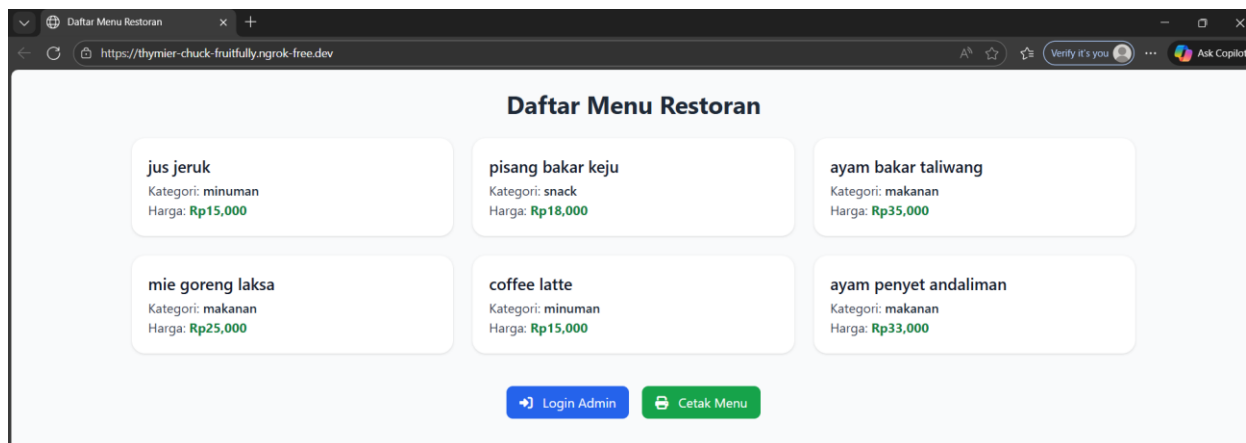
3.5 Hasil

Hasil dari penerapan baris-baris kode pada subbab perancangan akan dibahas di subbab hasil ini, dengan langsung mengintegrasikan model yang telah dibangun ke website menggunakan library *flask* dalam penerapan penginputan nama-nama menu baru yang langsung tersimpan ke *database*. Nantinya user hanya perlu menginputkan Nama Menu, Sub Kategori Menu dan Harga dari menu yang ingin ditambahkan. Nantinya model akan mengklasifikasikan menu berdasarkan nama menu tersebut secara otomatis ke dalam kategori makanan, minuman ataupun snack. Dengan perintah baris kode pada gambar berikut, model secara otomatis sudah terintegrasikan ke dalam website yang link nya dapat kita buka.

```
if __name__ == "__main__":
    app.run()
```

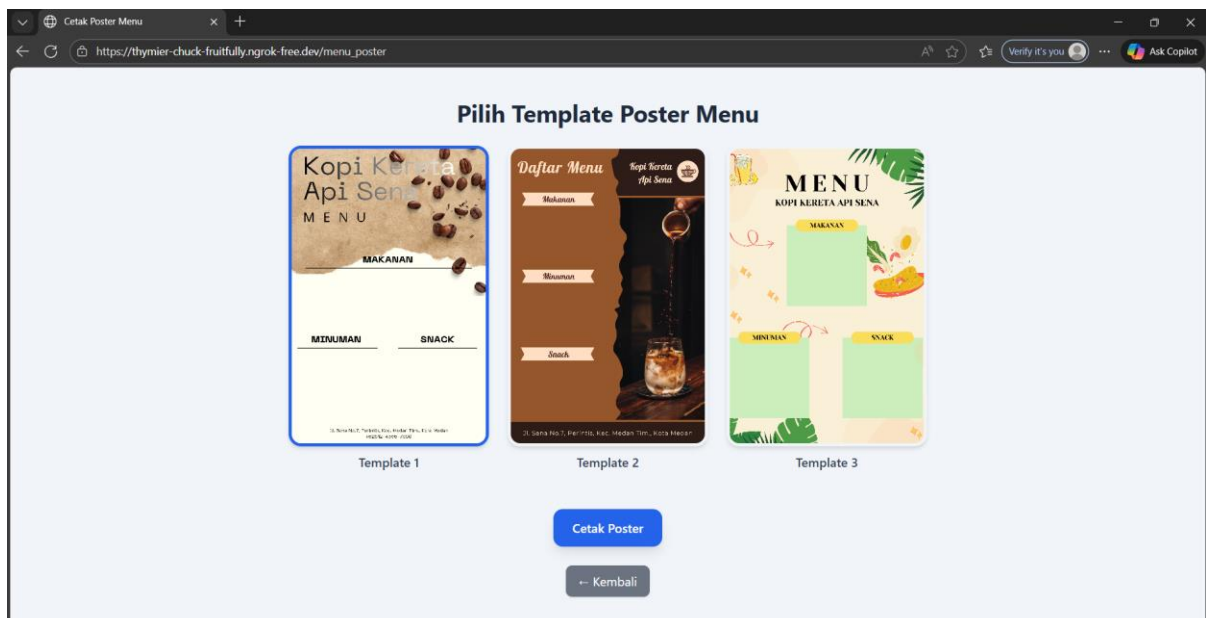
Gambar 7. Baris Kode Integrasi Model Ke Web

Ketika dijalankan baris kode pada gambar di atas, dan ketika kita buka link yang mengarah menuju website yang telah diintegrasikan, maka tampilannya akan seperti pada gambar berikut.



Gambar 8. Output Halaman Utama Web

Ketika *user* menekan tombol cetak menu, maka halaman akan berpindah ke halaman cetak menu berdasarkan *template* yang ada seperti pada gambar berikut.



Gambar 9. Output Halaman Cetak Menu



Gambar 10. Hasil Ketika Desain *Template* Menu Dicetak

Menampilkan hasil dari sistem Desain Menu Otomatis yang bekerja dengan dua tahapan utama: menerima input berupa data mentah menu dan menghasilkan output berupa klasifikasi serta template visual. Pada bagian input, sistem menerima daftar item makanan, minuman, dan snack lengkap dengan nama hidangan, harga, serta pengelompokan awal seperti ayam, mie, kopi, dan jus. Selain itu, sistem juga menerima informasi identitas kedai seperti nama “Kopi Kereta Api Sena”, alamat lengkap, dan nomor kontak. Setelah data dimasukkan, sistem melakukan klasifikasi otomatis dengan menyusun item ke dalam kategori yang lebih rapi, yaitu Makanan, Minuman, dan Snack, lalu menempatkan subkategori seperti Ayam, Mie, Coffee, dan Jus sesuai jenisnya. *Website* ini di desain untuk dapat mencetak *template* menu tanpa harus *login*, tetapi jika ingin menambahkan menu baru, harus *login* terlebih dahulu dan yang memiliki akses *login* hanyalah *admin* dan *owner*. Untuk *login*, tekan tombol kembali untuk menuju kembali ke halaman utama, lalu tekan tombol *login*. Maka tampilan halaman *login* akan seperti berikut.

Gambar 11. Tampilan *Form Login*

Setelah berhasil *login*, maka tampilan *dashboard* akan terlihat seperti pada gambar berikut.

Halo, admin

Nama Menu

Sub Kategori Menu

Harga

Tambah Menu

Daftar Menu

Nama Menu	Kategori	Harga	Aksi
jus jeruk	minuman	Rp15,000	Edit Hapus
pisang bakar keju	snack	Rp18,000	Edit Hapus
ayam bakar taliwang	makanan	Rp35,000	Edit Hapus
mie goreng laksa	makanan	Rp25,000	Edit Hapus
coffee latte	minuman	Rp15,000	Edit Hapus
ayam penyet andaliman	makanan	Rp33,000	Edit Hapus

[Logout](#)

Cetak Menu

Gambar 12. Tampilan Halaman Dashboard

Dapat dilihat pada gambar di atas daftar menu yang tampil di dashboard admin ialah daftar menu yang ada pada tabel menu pada *database* yang ada di *Railway*. Untuk *database* yang ada di *Railway* dapat dilihat pada gambar berikut pula.

MySQL

Deployments Database Backups Variables Metrics Settings

Data Credentials Connect

Tables / menu

id	nama_menu	kategori	sub_kategori	harga
1	Jus Jeruk	minuman	Jus	15000.00
2	pisang bakar keju	snack	pisang bakar	18000.00
3	ayam bakar taliwang	makanan	ayam	35000.00
4	mie goreng laksa	makanan	mie	25000.00
5	coffee latte	minuman	coffee	15000.00
6	ayam penyet andaliman	makanan	ayam	33000.00

+ Row

Gambar 13. Database Tabel Menu di Railway

Terakhir yakni fitur edit atau ubah data pada daftar menu, jika tombol edit ditekan maka tampilan form untuk mengedit data dari menu yang ada ialah pada gambar berikut.

Edit Menu

ayam penyet andaliman

33000.00

ayam

Simpan Perubahan

Batal

Gambar 14. Tampilan Halaman Edit Data Menu

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil akhir penelitian, dapat disimpulkan bahwa algoritma Multinomial *Naïve Bayes* mampu diimplementasikan secara efektif untuk melakukan klasifikasi otomatis terhadap menu makanan berdasarkan nama menu, dengan akurasi tertinggi yang dicapai sebesar 93,24%. Tahapan *preprocessing* sederhana seperti *lowercasing*,

pembersihan karakter, dan tokenisasi terbukti menghasilkan representasi kata yang cukup baik sehingga model dapat mengenali pola kata yang berhubungan dengan kategori tertentu. Model menunjukkan sensitivitas kuat terhadap kata kunci spesifik seperti bakar, goreng, coffee, latte, atau jus, yang menjadi indikator utama dalam menentukan kategori menu. Namun, ketidakseimbangan data antar kategori, khususnya kategori snack yang jumlahnya paling sedikit, memengaruhi prior probability dan dapat menimbulkan dominasi kategori tertentu pada menu yang bersifat ambigu. Secara umum, model dinilai layak digunakan sebagai sistem pendukung pengelolaan menu dalam jumlah besar karena mampu mempercepat proses pengelompokan secara otomatis dan konsisten. Untuk pengembangan selanjutnya, disarankan menambah jumlah dataset agar distribusi kelas lebih seimbang, menerapkan metode n-gram dan TF-IDF untuk meningkatkan kualitas fitur, melakukan perbandingan dengan model lain seperti Logistic Regression atau SVM, menggunakan validasi silang untuk evaluasi yang lebih akurat, serta mengembangkan antarmuka aplikasi agar lebih mudah digunakan dan terintegrasi dengan sistem manajemen restoran.

REFERENCES

- [1] Sonia Wanda Mafriza and Armansyah, "Klasifikasi karir mahasiswa bidang web developer menggunakan algoritma naïve bayes," *INFOTECH J. Inform. Teknol.*, vol. 4, no. 2, pp. 270–280, 2023, doi: 10.37373/infotech.v4i2.907.
- [2] Martiti and C. Juliane, "Implementation of Naive Bayes Algorithm on Sentiment Analysis Application," *Proc. 2nd Int. Semin. Sci. Appl. Technol. (ISSAT 2021)*, vol. 207, no. Issat, pp. 193–200, 2021, doi: 10.2991/aer.k.211106.030.
- [3] S. Siswanto, Z. Mar'ah, A. S. D. Sabir, T. Hidayat, F. A. Adhel, and W. S. Amni, "The Sentiment Analysis Using Naïve Bayes with Lexicon-Based Feature on TikTok Application," *J. Varian*, vol. 6, no. 1, pp. 89–96, 2022, doi: 10.30812/varian.v6i1.2205.
- [4] B. Olana and D. Tolasa, "Adoption of Web Application Framework to Enhance Web Project Result," *Am. J. Comput. Sci. Technol.*, vol. 8, no. 2, pp. 102–120, 2025, doi: 10.11648/j.ajcst.20250802.15.
- [5] T. Herlambang, V. Asy'ari, R. P. Rahayu, A. A. Firdaus, and N. Juniarta, "Comparison of Naïve Bayes and K-Nearest Neighbor Models for Identifying the Highest Prevalence of Stunting Cases in East Java," *Barekeng*, vol. 18, no. 4, pp. 2153–2164, 2024, doi: 10.30598/barekengvol18iss4pp2153-2164.
- [6] E. Septiani, T. M. Akhriza, and M. Husni, "Comparison of the Accuracy Between Naive Bayes Classifier and Support Vector Machine Algorithms for Sentiment Analysis in Mobile JKN Application Reviews," *Trans. Informatics Data Sci.*, vol. 1, no. 1, pp. 21–32, 2024, doi: 10.24090/tids.v1i1.12232.
- [7] M. Qamal, I. Sahputra, N. Nurdin, M. Maryana, and M. Mukarramah, "Sistem Pendukung Keputusan Penentuan Penerimaan Bantuan PKH Menggunakan Metode Naïve Bayes," *TECHSI - J. Tek. Inform.*, vol. 14, no. 1, p. 21, 2023, doi: 10.29103/techsi.v14i1.6960.
- [8] A. P. Permana, T. Chamidy, and C. Crysdiyan, "Klasifikasi Ulasan Fasilitas Publik Menggunakan Metode Naïve Bayes dengan Seleksi Fitur Chi-Square," *JISKA (Jurnal Inform. Sunan Kalijaga)*, vol. 8, no. 2, pp. 112–124, 2023, doi: 10.14421/jiska.2023.8.2.112-124.
- [9] F. R. Imadudin, D. T. Murdiansyah, and Adiwijaya, "Implementation of Naïve Bayes and Gini Index for Spam Email Classification," *Indones. J. Comput.*, vol. 6, no. 1, pp. 85–94, 2021, doi: 10.34818/indoic.2021.6.1.452.
- [10] A. Palanivinaiyagam, C. Z. El-Bayeh, and R. Damaševičius, "Twenty Years of Machine-Learning-Based Text Classification: A Systematic Review," *Algorithms*, vol. 16, no. 5, pp. 1–28, 2023, doi: 10.3390/a16050236.
- [11] N. Puspitasari, R. Rosmasari, F. W. Pratama, and H. Sulastri, "Quality Classification of Palm Oil Varieties Using Naive Bayes Classifier," *Digit. Zo. J. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 13, no. 1, pp. 11–23, 2022, doi: 10.31849/digitalzone.v13i1.9773.
- [12] N. Ernawati, M. N. Alif, and K. Pramuda, "Menentukan Menu Makanan Favorit di Outlet Barbar Sampil Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *EJECTS E-Journal Comput. Technol. Informations Syst.*, vol. 2, no. 1, pp. 14–19, 2022, [Online]. Available: <http://jurnal.unda.ac.id/index.php/ejects/article/view/316%0Ahttps://jurnal.unda.ac.id/index.php/ejects/article/download/316/289>
- [13] N. Sakib, G. M. Shahariar, M. M. Kabir, M. K. Hasan, and H. Mahmud, "Towards automated recipe genre classification using semi-supervised learning," *PLoS One*, vol. 20, no. 1 January, pp. 1–26, 2025, doi: 10.1371/journal.pone.0317697.
- [14] N. A. Pasaribu and Sriani, "The Shopee Application User Reviews Sentiment Analysis Employing Naive Bayes Algorithm," *Int. J. Softw. Eng. Comput. Sci.*, vol. 3, no. 3, pp. 194–204, 2023, doi: 10.35870/ijsecs.v3i3.1699.
- [15] R. K. Selvi, V. Pallavi, V. Sangeetha, Y. R. C. Kumar, and S. Jagadeesh, "Customer Relationship Management (CRM) Using Python Full Stack (Django and MySQL)," no. October, 2025.
- [16] M. S. Munir, Danang Aditya Nugroho, and Moh Ahsan, "Klasifikasi Tingkatan Kalori Menu Restoran Fast Food Di Indonesia Menggunakan Metode Naive Bayes," vol. 6, no. 1, pp. 151–161, 2024, [Online]. Available: <https://ejournal.unikama.ac.id/index.php/JFTI>
- [17] T. Frederick, D. Trisnawarman, and N. J. Perdana, "Perancangan Aplikasi Point of Sales Restoran Berbasis Web untuk Perusahaan Summerrice," *Jutisi J. Ilm. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 12, no. 3, p. 1417, 2023, doi: 10.35889/jutisi.v12i3.1640.
- [18] Indah Cahyani Lupinda, Rito Goejantoro, Memi Nor Hayati, and Aji Syarif Hidayatullah, "Klasifikasi Naïve Bayes Pada Data Status Kesejahteraan Rumah Tangga Penerima Manfaat di Kecamatan Samarinda Ilir Tahun 2023," *J. Ekspansional*, vol. 16, no. 1, pp. 1–5, 2025, doi: 10.30872/ekspansional.v16i1.1489.
- [19] C. Bergman, Y. Tian, A. Moreo, and C. Raab, "Menu engineering and dietary behavior impact on young adults' kilocalorie choice," *Nutrients*, vol. 13, no. 7, pp. 1–21, 2021, doi: 10.3390/nu13072329.
- [20] W. I. Kurniawan and J. Triloka, "Application of Naïve Bayes Classifiers for Family Risk Identification and Stunting Intervention Planning," vol. 9, no. 5, pp. 2746–2752, 2025.
- [21] A. Nursikuwagus and S. Suherman, "Metode Classifier Gaussian Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Konsumsi Makanan Cepat Saji Pada Tingkat Resiko Obesitas," *JSiI (Jurnal Sist. Informasi)*, vol. 12, no. 2, pp. 25–31, 2025, doi: 10.30656/jsii.v12i2.10650.
- [22] R. A. Prasetyo et al., "Pemanfaatan Gemini API Untuk Otomatisasi Rekomendasi Resep Berbasis Android," *Semnas Ristek (Seminar Nas. Ris. dan Inov. Teknol.)*, vol. 9, no. 1, pp. 317–324, 2025, doi: 10.30998/semnasristek.v9i1.7829.