



3.96%

SIMILARITY OVERALL

SCANNED ON: 28 JUL 2025, 2:34 PM

Similarity report

Your text is highlighted according to the matched content in the results above.

 CHANGED TEXT
3.96%

Report #27708989

1 BAB I PENDAHULUAN Dalam penelitian ini, bab pendahuluan meliputi latar belakang sebagai dasar utama untuk melakukan penelitian ini, mengidentifikasi masalah, menetapkan tujuan, menjelaskan manfaat, menyoroti kebaruan, dan menyusun suatu kerangka penulisan yang akan diadopsi. **11** 1.1 Latar Belakang Masalah Perdagangan online di Indonesia terus mengalami pertumbuhan yang sangat pesat. Berdasarkan laporan e-Conomy SEA 2024 yang dirilis oleh Google, Temasek, dan Bain & Company, nilai transaksi produk fashion secara daring meningkat rata-rata lebih dari 20% setiap tahun sejak 2020. Pertumbuhan ini didorong oleh semakin mudahnya akses internet, kemudahan metode pembayaran digital, serta promosi kreatif yang dilakukan oleh berbagai platform e-commerce. Namun, di tengah pertumbuhan ini, muncul tantangan baru bagi para konsumen. Survei oleh Ratih (2021) menunjukkan bahwa sekitar 59% pembeli merasa bingung saat memilih produk fashion yang benar-benar sesuai dengan kebutuhan dan selera mereka. Banyaknya pilihan sering kali membuat pembeli menunda keputusan, meninggalkan keranjang belanja tanpa menyelesaikan transaksi, atau justru membeli secara impulsif—dan akhirnya produk tersebut tidak terpakai. Untuk membantu pengguna mengatasi kebingungan akibat terlalu banyak pilihan (over-choice), penelitian ini merancang sistem rekomendasi berbasis algoritma Naïve Bayes. Algoritma ini dipilih karena dapat memproses data kategorikal secara efisien dengan tingkat akurasi yang baik (Wijaya &

Hajjah, 2023). Penelitian ini menggunakan sekitar 1.500 data interaksi dan hasil survei yang mencakup 14 atribut demografis dan perilaku pengguna. Dengan menerapkan teknik Laplace smoothing ($\alpha = 1$), model ini dikembangkan untuk memetakan preferensi pengguna ke dalam dua gaya utama—kasual dan formal—dan 2 memberikan rekomendasi produk yang lebih relevan langsung di halaman e-commerce. Dengan dasar tersebut, penelitian ini diberi judul:

“IMPLEMENTASI NAIVE BAYES PADA E-COMMERCE UNTUK REKOMENDASI FASHION . 2 4 7 9

21 1.2 Identifikasi Masalah Berdasarkan latar belakang, masalah inti

dapat diidentifikasi sebagai berikut: 1. Variasi produk fashion yang sangat banyak menyulitkan pengguna menentukan pilihan. 2. Platform e-commerce fashion umumnya belum memiliki modul rekomendasi berbasis probabilistik. 3. Dibutuhkan metode klasifikasi ringan dan terukur untuk menyajikan rekomendasi akurat secara real-time. 1.2.1 Rumusan Masalah 1. Bagaimana merancang arsitektur sistem rekomendasi fashion berbasis Naïve Bayes? 2.

Bagaimana memetakan 14 atribut pengguna dan produk ke dalam fitur yang relevan guna mengklasifikasikan preferensi casual dan formal? 3. Bagaimana mengukur efektivitas model melalui akurasi, precision, recall, dan F1-score? 1.2.2 Batasan Masalah Batasan masalah ditetapkan untuk memperjelas ruang lingkup penelitian dan memastikan fokus penelitian tetap terarah, sehingga hasil yang dicapai dapat maksimal. 9 11 27

Adapun batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut: 1. Penelitian dibatasi pada pengembangan prototipe web PHP-MVC tanpa integrasi pembayaran atau manajemen stok real-time. 3 2. Dataset ± 1500 baris dengan pembagian 80 % latih dan 20 % uji. 3. Algoritma yang digunakan hanya Naïve Bayes. 4. Rekomendasi difokuskan pada dua gaya: casual dan formal. 2 7 24

5. Evaluasi menggunakan confusion matrix serta akurasi, precision, recall, dan F1-score. 1.3 Tujuan Penelitian 1. Membangun modul rekomendasi fashion berbasis Naïve Bayes pada platform e-commerce fashion. 2. Melakukan pra-proses serta transformasi 14 atribut menjadi data siap latih. 3. Memperoleh model dengan akurasi minimal 80 % dan $RMSE \leq 0,40$ pada data uji. 3

1.4 Manfaat Penelitian Manfaat pada penelitian ini dibagi menjadi tiga bagian, yaitu

Manfaat Penelitian Manfaat pada penelitian ini dibagi menjadi tiga bagian, yaitu

untuk masyarakat, peneliti, dan ilmu pengetahuan. Manfaat tersebut telah dirangkum dan dijabarkan, sebagai berikut.

1.4.1 Manfaat Bagi Masyarakat Bagi Masyarakat diharapkan memberikan kontribusi untuk menganalisis preferensi dan perilaku belanja pengguna secara individual. Dengan demikian, setiap pengguna akan menerima rekomendasi produk fashion yang lebih relevan dan sesuai dengan gaya pribadi mereka, meningkatkan pengalaman belanja yang lebih efisien.

1.4.2 Manfaat bagi Peneliti Penelitian ini diharapkan peneliti untuk mengembangkan dan menerapkan algoritma Naive Bayes dalam konteks yang baru, yakni rekomendasi fashion di E-4 commerce. Hal ini memperkaya literatur ilmiah dan pengetahuan khususnya penerapan algoritma Naive Bayes serta rekomendasi sistem.

1.4.3 Manfaat bagi Ilmu Pengetahuan Bagi Ilmu Pengetahuan diharapkan dapat menambah kontribusi keilmuan yang berarti dalam pengembangan sistem rekomendasi, khususnya melalui penerapan algoritma Naive Bayes untuk menghasilkan rekomendasi yang bersifat personal. Temuan dari penelitian ini juga dapat dijadikan acuan untuk studi lanjutan maupun pengembangan sistem rekomendasi di berbagai sektor lainnya.

1.5 Kebaruan Penelitian ini menawarkan kebaruan pada tiga aspek utama:

1. Algoritme tunggal dan ringan – Sistem dibangun murni dengan Naive Bayes, berbeda dari model hibrida atau deep learning pada marketplace besar.
2. Atribut lengkap – Memanfaatkan 14 atribut terstruktur (demografi, perilaku, sentimen) yang jarang diolah secara bersamaan.
3. Implementasi web prototipe – Solusi dirancang agar dapat di-deploy di layanan shared hosting milik platform fashion independen.

5.1.6 Kerangka Penulisan Sistematika penulisan dalam tugas akhir ini terdiri dari enam bab, antara lain sebagai berikut:

BAB I : PENDAHULUAN Bab ini akan membahas secara mendalam permasalahan yang diangkat sebagai fokus dalam tugas akhir. Pembahasan mencakup latar belakang, identifikasi masalah, tujuan dan manfaat penelitian, unsur kebaruan (novelty), serta struktur atau kerangka penulisan laporan.

BAB II : TINJAUAN PUSTAKA Bab ini memberikan rangkuman penelitian sebelumnya yang relevan untuk digunakan sebagai sumber untuk menyelesaikan kesulitan

penelitian tugas akhir dan menjelaskan landasan teoritis yang mendasari dan digunakan selama pengembangan sistem. 1 19 BAB III : METODE PENELITIAN Bab ini membahas secara umum mengenai tahapan, pendekatan, dan metode yang digunakan dalam pelaksanaan penelitian. 1 BAB IV : PERANCANGAN Bab ini akan membahas secara detail mengenai langkah-langkah penelitian, mulai dari kebutuhan sistem hingga rancangan antarmuka aplikasi. 1 2 3 4 5 14 BAB V : HASIL DAN PEMBAHASAN Bab ini difokuskan pada hasil penelitian, dengan tujuan menyajikan pembahasan yang komprehensif mengenai hasil yang diperoleh. BAB VI : PENUTUP Bab ini memberikan deskripsi singkat terkait hasil penelitian, yang dituliskan di dalam sub bab kesimpulan, serta memberikan pandangan untuk peneliti berikutnya, yang dicantumkan di dalam sub bab saran. 6

BAB II TINJAUAN PUSTAKA Bab ini bertujuan untuk meninjau temuan dan konsep yang telah dipresentasikan sebelumnya, dengan tujuan untuk meningkatkan dan memberikan landasan yang kokoh bagi penelitian yang sedang dilakukan oleh peneliti. 2.1 Pencapaian Terdahulu Penelitian terdahulu telah menunjukkan keberhasilan penerapan algoritma Naïve Bayes dalam berbagai domain klasifikasi dan sistem rekomendasi. Wijaya & Hajjah (2023) menerapkan algoritma ini dalam penentuan atribut genset—kapasitas, sistem starter, dan tegangan—dengan akurasi tinggi terhadap preferensi teknis pengguna. Pratama & Yulmaini (2018) mengembangkan sistem penentuan konsentrasi skripsi menggunakan empat belas atribut masukan, mencapai akurasi 96,55 % pada 29 data mahasiswa. Salma & Nugroho (2016) merancang sistem berbasis web untuk rekomendasi pemilihan SMA berdasarkan jarak, akreditasi, nilai UAN, dan biaya pendidikan menggunakan pendekatan probabilistik Naïve Bayes. Mahardhika et al. (2016) menggabungkan Naïve Bayes dan Cosine Similarity guna mengelompokkan keluhan pelanggan UPT Puskom UNS, dengan akurasi pelatihan 86,67 %–100 % meskipun hasil kluster tidak seragam pada data berfitur heterogen. Fikrillah & Kurniadi (2023) memanfaatkan Naïve Bayes untuk merekomendasikan program studi bagi siswa STT Garut; akurasi terbaik tercatat 73,4 % dari 90 data yang dianalisis. Pada ranah e-

commerce berskala butik daring independen, sejumlah studi memperlihatkan efektivitas pendekatan probabilistik ini. Situngkir et al. (2025) menerapkan Multinomial Naïve Bayes pada 921 ulasan produk MSI Official Store dan meraih akurasi uji 71 %, membuktikan kelayakan integrasi ke aplikasi web PHP sederhana. Hayuningtyas (2019) mengolah empat belas atribut pada ± 600 entri produk pakaian wanita dan memperoleh akurasi ≥ 80 %. Avianto et al. (2019) menggunakan tujuh atribut demografis dan perilaku untuk merekomendasikan baju wanita; akurasi akhir juga berada di kisaran 80 %. Wulandari et al. (2022) meneliti 7 sentimen pelanggan beberapa merek hijab di Shopee dan melaporkan F1-score 0,856, menunjukkan bahwa Naïve Bayes tetap kompetitif pada segmen fesyen muslim niche. Berbeda dari model hybrid berbasis deep learning yang diimplementasikan pada marketplace berskala besar, penelitian ini memanfaatkan algoritma Naïve Bayes tunggal dengan empat belas atribut demografis dan perilaku pengguna, serta dataset $\pm 1\,500$ baris. Pendekatan terstruktur dan ringan ini memungkinkan personalisasi rekomendasi produk secara efisien tanpa kebutuhan infrastruktur komputasi kompleks, sehingga praktis diterapkan pada platform e-commerce yang masih berkembang.

2.2 Tinjauan Teoritis

Pada bab tinjauan teoritis, digunakan oleh peneliti untuk memaparkan teoriteori dan segala informasi yang terkait secara erat dalam penelitian, sehingga mendukung pemahaman yang lebih mendalam mengenai konteks dan implementasi dari penelitian yang dilakukan.

2.2.1 Fashion

Fashion merupakan bentuk representasi diri yang ditampilkan melalui pilihan pakaian, sepatu, aksesoris, dan gaya hidup. Dalam konteks digital, khususnya e-commerce, pemahaman atas preferensi fashion pengguna menjadi elemen penting dalam menciptakan pengalaman yang dipersonalisasi. Tren dalam dunia fashion sangat dinamis dan dipengaruhi oleh faktor usia, budaya, musim, dan arus media sosial. Oleh karena itu, sistem rekomendasi pada platform fashion online harus mampu beradaptasi terhadap perilaku konsumen yang berubah-ubah. Penelitian oleh Liu et al. (2021) menyimpulkan bahwa pendekatan berbasis analisis data

perilaku pengguna mampu meningkatkan akurasi sistem rekomendasi real-time di industri fashion digital. 2.2.2 Website Website adalah kumpulan halaman digital yang saling terhubung dan diakses melalui internet. Kontennya dapat berupa teks, gambar, audio, dan video. 8 Website menjadi sarana interaktif utama untuk menyampaikan informasi. Lee Marvin & Humdiana (2021) menyatakan bahwa peran website sangat vital dalam mendistribusikan informasi di era digital. 2.2.3 E-commerce E-commerce merujuk pada aktivitas jual beli produk atau layanan secara daring. Transaksi dapat dilakukan kapan saja melalui perangkat digital. Konsep mobile commerce berkembang seiring meningkatnya penggunaan ponsel. Menurut Lee Marvin & Humdiana (2021), e-commerce telah menjadi tulang punggung perdagangan modern. 2.2 **12** 4 Machine Learning Machine learning adalah cabang dari kecerdasan buatan yang mendukung sistem belajar dari data untuk mengambil keputusan tanpa pemrograman eksplisit. Dalam sistem rekomendasi, algoritma pembelajaran diawasi meliputi Naïve Bayes digunakan untuk menganalisis perilaku pengguna. Amruthnath & Gupta (2020) menyatakan bahwa metode ini efektif untuk dataset kecil hingga menengah. 2.2.5 Algoritma Naive Bayes Naïve Bayes adalah metode klasifikasi berbasis Teorema Bayes dengan asumsi independensi bersyarat di antara fitur-fiturnya. Keunggulannya terletak pada kompleksitas komputasi yang rendah, kemudahan interpretasi hasil, serta kemampuannya beradaptasi pada data berukuran kecil maupun besar (Amzil et al., 2025; Capote, 2023). Persamaan umum yang digunakan dituliskan sebagai berikut Dimana : a. $P(C | X)$ probabilitas kelas C diberikan vektor fitur X. b. $P(X | C)$ peluang kemunculan fitur X apabila kelas C diketahui. c. $P(C)$ prior atau probabilitas awal kelas C. d. $P(X)$ total probabilitas dari kombinasi fitur X. 9 Contoh Perhitungan (Data Pemisalan Netral) Sebagai ilustrasi, misalkan sistem ingin memutuskan apakah aktivitas luar ruangan disarankan (Ya/Tidak) berdasarkan tiga atribut: Cuaca, Suhu, dan Kelembapan. Tabel 2.1 menyajikan empat baris data latih pemisalan (disederhanakan dari 14 baris) guna memudahkan penjabaran manual. Tabel 2.1 Contoh Data

Perhitungan Naive Bayes No Cuaca Suhu Kelembapan Aktivitas 1 Cerah Hangat Normal Ya 2 Cerah Hangat Tinggi Ya 3 Hujan Dingin Tinggi Tidak 4 Mendung Hangat Normal Ya Dari tabel tersebut diperoleh prior Kasus uji: Cuaca =Cerah, Suhu =Hangat, Kelembapan =Normal. Apakah aktivitas luar ruangan disarankan? Perhitungan likelihood (dengan Laplace smoothing $\alpha = 1$ untuk menghindari probabilitas nol) menghasilkan dengan $|V| = 3$ (banyaknya nilai unik tiap atribut). Probabilitas posterior (konstanta pembagi $P(X)$ diabaikan karena sama untuk kedua kelas):

10 Karena $P(Ya | X) > P(Tidak | X)$, sistem merekomendasikan aktivitas luar ruangan. 2.2 17 6

Evaluasi data: Confusion matrix Confusion matrix digunakan untuk mengukur kinerja model klasifikasi dengan membandingkan hasil prediksi dan data aktual. Empat elemen utamanya: True Positive (TP), False Positive (FP), True Negative (TN), dan False Negative (FN). 25 Dari elemen tersebut, metrik evaluasi

meliputi akurasi, presisi, recall, dan F1- score dapat dihitung. Kaur & Singh (2021) menegaskan bahwa evaluasi meliputi ini penting untuk memastikan bahwa sistem rekomendasi yang dibangun memiliki akurasi dan konsistensi yang tinggi. Contoh Confusion Matrix: Sistem diuji dengan 20 data dan menghasilkan: Tabel 2.2 Contoh Perhitungan Confusion Matrix Kelas Aktual

	Prediksi Formal	Prediksi Kasual	Total
Kelas Aktual Formal	8 (TP)	2 (FN)	10
Kelas Aktual Kasual	1 (FP)	9 (TN)	10
Total	9	11	20

9 (TN) Dari tabel tersebut: a. Akurasi = $(TP + TN) / Total = (8 + 9) / 20 = 85\%$ b. Precision = $TP / (TP + FP) = 8 / (8 + 1) = 88.9\%$ c. Recall = $TP / (TP + FN) = 8 / (8 + 2) = 80\%$ d. F1-score = $2 \times (Precision \times Recall) / (Precision + Recall) = 84.2\%$

2% Evaluasi ini menunjukkan bahwa sistem memiliki performa klasifikasi yang baik, dengan tingkat akurasi 84.2% dan keseimbangan antara presisi serta sensitivitas yang mendekati 84.2%. 11 BAB III METODE PENELITIAN

Bab ini membahas tentang fokus penelitian dan langkah-langkah pelaksanaan yang dilakukan oleh peneliti untuk menyelesaikan Tugas Akhir.

Langkah-langkah ini dibedakan menjadi dua bagian: langkah pengerjaan dan metode pengujian. 3.1 Metode Penelitian Penelitian ini mengadopsi pendekatan kualitatif, dengan peneliti berperan sebagai instrumen utama

(human instrument) dalam proses pengumpulan dan analisis data. Dalam peran tersebut, peneliti harus memiliki pemahaman teoretis yang kuat serta wawasan mendalam mengenai objek yang dikaji. Hal ini bertujuan agar peneliti mampu memahami dan menafsirkan fenomena sosial secara menyeluruh, baik melalui observasi, wawancara, maupun analisis terhadap data yang diperoleh di lapangan.

6 3.2 Metode Pengembangan Perangkat Lunak

Untuk merancang dan membangun sistem rekomendasi berbasis web, penelitian ini menerapkan metode Agile sebagai kerangka kerja pengembangan perangkat lunak.

Metode Agile dipilih karena memiliki fleksibilitas tinggi dalam menangani perubahan kebutuhan, serta mampu menghasilkan perangkat lunak fungsional dalam waktu singkat melalui proses iteratif. Setiap proses pengembangan dibagi menjadi beberapa siklus pendek (sprint), yang masing-masing bertujuan menghasilkan komponen sistem yang dapat dioperasikan.

Adapun tahapan utama dalam siklus pengembangan ini meliputi: 1.

Perencanaan Sprint a. Menentukan tujuan sprint dan daftar backlog fitur.

b. Mengidentifikasi modul-modul prioritas yang akan dikembangkan. 2.

Desain Sistem a. Menyusun arsitektur umum sistem yang mencakup frontend dan backend. b. Mendesain modul Naive Bayes untuk proses klasifikasi

rekomendasi fashion. 3. Implementasi dan Pengembangan a. Melakukan coding dan integrasi antarmuka pengguna dengan database. b. Menerapkan algoritma

Naive Bayes sebagai inti sistem rekomendasi. c. Melakukan uji unit

pada setiap komponen. 4. Pengujian 12 a. Melakukan pengujian integrasi

antarkomponen sistem. b. Melakukan validasi sistem menyeluruh untuk

memastikan sesuai dengan kebutuhan. 5. Sprint Review a. Melakukan

evaluasi hasil pengembangan bersama stakeholder. b. Menyampaikan demo

fitur yang telah selesai dikembangkan. 6. Retrospektif Sprint a.

Menganalisis kendala selama proses sprint. b. Menentukan solusi perbaikan

untuk sprint berikutnya. Metodologi ini mendukung proses pengembangan

dilakukan secara adaptif, terukur, dan berorientasi pada umpan balik

dari pengguna. 3.3 Pengujian Sistem Metode pengujian sistem dalam

penelitian ini menggabungkan pendekatan black-box, white-box, dan evaluasi

performa menggunakan confusion matrix. Ketiga pendekatan ini dipilih karena mampu mengevaluasi sistem dari aspek fungsional, logika internal, hingga kinerja klasifikasi secara menyeluruh, sebagaimana disarankan dalam studi terkini oleh Capote (2023) dan Swaminathan & Tantri (2024). Pengujian dilakukan untuk memastikan bahwa sistem berfungsi sebagaimana mestinya serta untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi yang digunakan. Proses pengujian ini dibagi ke dalam tiga pendekatan utama yaitu Black Box Testing, White Box Testing dan Pengujian Performa Sistem menggunakan Confusion Matrix.

3.3.1 Pengujian Fungsional (Black Box Testing)

Black Box Testing merupakan metode pengujian perangkat lunak yang berfokus pada fungsionalitas sistem dari sudut pandang pengguna. Dalam pendekatan ini, penguji tidak memerlukan pemahaman tentang struktur atau kode internal program. Fokus utama adalah mengamati apakah sistem memberikan keluaran yang benar berdasarkan input tertentu. Berdasarkan Capote (2023), black-box testing merupakan pendekatan yang cocok untuk menguji sistem dari sudut pandang pengguna tanpa perlu memahami struktur kode internal, sehingga sangat relevan digunakan dalam pengujian antarmuka dan fungsi utama aplikasi.

3.3.2 Pengujian Struktur Logika (White Box Testing)

White Box Testing adalah metode pengujian yang dilakukan dengan mengevaluasi struktur internal logika program, termasuk alur percabangan, perulangan, dan jalur eksekusi kode. Pendekatan ini memastikan bahwa semua jalur independen dalam sistem telah diuji dan tidak terdapat kesalahan logika. Hasil pengujian menunjukkan bahwa semua jalur logika pada fungsi telah dijalankan tanpa error. Teknik white-box testing, khususnya basis path testing dan analisis jalur logika, efektif dalam memastikan setiap cabang logika program diuji secara menyeluruh. Evaluasi ini didasarkan pada pendekatan yang dibahas oleh Arrieta (2025), yang menunjukkan efektivitas metode ini dalam sistem klasifikasi berbasis logika.

3.3.3 Evaluasi Performa Sistem (Confusion Matrix)

Evaluasi performa sistem klasifikasi dilakukan menggunakan Confusion Matrix, yang merupakan metode evaluasi berbasis metrik statistik. Confusion Matrix menghitung empat

elemen penting: True Positive (TP), False Positive (FP), True Negative (TN), dan False Negative (FN), yang kemudian digunakan untuk menyoroti metrik penting meliputi akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Metrik ini merupakan standar evaluasi umum dalam sistem klasifikasi dan telah digunakan luas dalam studi-studi machine learning kontemporer (Swaminathan & Tantri, 2024). Gambar 3.1 Confusion Matrix Gambar 3.1 menampilkan confusion matrix yang menggambarkan distribusi antara hasil prediksi sistem dan data sebenarnya. Nilai True Positive (TP) merepresentasikan jumlah item yang memang relevan dan berhasil diklasifikasikan dengan tepat oleh sistem. Sementara itu, nilai False Positive (FP) menunjukkan jumlah item yang sebenarnya tidak relevan namun secara keliru direkomendasikan oleh sistem.

14 15 BAB IV PERANCANGAN

Bagian ini menjelaskan mengenai rencana penelitian yang akan dilakukan oleh peneliti. Dalam pengembangan sistem, diperlukan tahapan yang sistematis untuk memastikan sistem yang dikembangkan mampu beroperasi dengan baik dan optimal. Berikut ini adalah tahapan perancangan yang dilakukan oleh peneliti.

4.1 Deskripsi Sistem

Sistem yang dikembangkan adalah sistem rekomendasi fashion berbasis web yang memanfaatkan algoritma Naive Bayes untuk mengklasifikasikan preferensi pengguna ke dalam dua kategori utama: formal dan kasual. Sistem ini akan mengelola data pengguna, data produk fashion, dan hasil klasifikasi untuk menghasilkan rekomendasi yang relevan.

4.2 Analisis Sistem Terdahulu

Dalam proses pengembangan sistem rekomendasi pada website E-commerce menggunakan algoritma Naive Bayes, pemahaman terhadap sistem sebelumnya sangatlah penting. Analisis ini bertujuan untuk mengidentifikasi keunggulan dan kekurangan dari sistem terdahulu, serta menentukan bagian-bagian yang perlu ditingkatkan. Adapun beberapa aspek yang perlu dianalisis antara lain:

Aspek	Keunggulan	Kekurangan
Pencapaian Ke-1		

Nama Penulis Dananjoyo, Y., & Muflihah, Y. (2024) Judul Sistem Rekomendasi Ukuran Baju pada Aplikasi E-Commerce dengan Metode Naive Bayes Hasil Penelitian ini memanfaatkan 320 catatan survei pengguna yang berisi lima atribut fisiologis—gender,

tinggi, berat, lingkar dada, dan lingkar pinggang—untuk memprediksi ukuran pakaian (S, M, L). Algoritma yang digunakan adalah Multinomial Naïve Bayes tanpa pembandingan model lain. Uji coba fungsional terhadap tujuh belas skenario black-box menunjukkan seluruh alur sistem berjalan sesuai spesifikasi, sedangkan pengujian lapangan kepada sepuluh responden mencatat presisi rekomendasi ukuran sebesar 85 persen. Keterbatasan yang dilaporkan penulis terletak pada belum dimanfaatkannya atribut perilaku belanja serta belum tersedianya metrik akurasi maupun recall secara numerik. 16

Pencapaian Ke-2 Nama Penulis Strain, N., & Olszewska, J. I. (2020)

Judul Naïve Bayesian Network for Automated, Fashion Personal Stylist

Hasil Artikel konferensi ini membangun Naïve Bayesian Network untuk menyarankan kombinasi pakaian uniseks berdasarkan enam atribut umum—warna dominan, jenis item, musim, tingkat formalitas, rentang harga, dan tren. Dataset berisi 1 276 kombinasi outfit yang di-anotasi pakar fesyen. Evaluasi lima-fold cross-validation melaporkan Macro-F1 sebesar 0,82

tanpa menggunakan algoritma pembandingan. Penulis menegaskan model ringan dan dapat dijalankan pada perangkat seluler; namun penelitian masih bersifat simulasi karena belum diuji menggunakan data transaksi pengguna nyata.

Evaluasi lima-fold cross-validation melaporkan Macro-F1 sebesar 0,82

tanpa menggunakan algoritma pembandingan. Penulis menegaskan model ringan dan dapat dijalankan pada perangkat seluler; namun penelitian masih bersifat simulasi karena belum diuji menggunakan data transaksi pengguna nyata.

Pencapaian Ke-3 Nama Penulis Sutaryana, Y., & Kharisma, L. P. I.

(2024) Judul Implementation of Naïve Bayes Algorithm for Children's

Clothing Recommendation Hasil Studi ini mengumpulkan 450 transaksi

pembelian pakaian anak pada sebuah toko daring dan menurunkan delapan

atribut, yaitu harga, warna utama, bahan, ukuran, usia pemakai, stok,

diskon, dan rating produk. Model Naïve Bayes tunggal dilatih pada 70

persen data dan diuji pada 30 persen sisanya, menghasilkan akurasi 88

persen, precision 0,86, serta recall 0,90. Kelemahan yang diungkap

penulis adalah segmentasi khusus anak-anak sehingga generalisasi ke lini

dewasa perlu penelitian lanjutan, serta belum dilaporkannya metrik galat

probabilistik seperti MAE atau RMSE. 4.3 Spesifikasi Kebutuhan Sistem

Pengembangan website E-commerce dengan sistem rekomendasi berbasis algoritma

Naive Bayes untuk rekomendasi fashion memerlukan perencanaan yang matang

dan spesifikasi kebutuhan yang jelas. Berikut adalah spesifikasi kebutuhan sistem yang terperinci: 1. Kebutuhan Fungsional a. Registrasi: Sistem harus mendukung pengguna untuk mendaftar menggunakan email, media sosial, atau metode lainnya agar dapat menggunakan fitur-fitur yang tersedia. b. Profil Pengguna: Pengguna harus dapat mengelola profil mereka, termasuk informasi pribadi dan preferensi fashion. 2. Manajemen Produk: 17 a. Katalog Produk: Sistem harus menyediakan katalog produk fashion yang lengkap dan terstruktur, dengan kategori yang jelas. b. Detail Produk: Setiap produk harus memiliki halaman detail yang mencakup deskripsi, gambar, harga, dan ukuran. 3. Sistem Rekomendasi: a. Pengumpulan Data: Sistem harus mampu mengumpulkan data perilaku pengguna, meliputi riwayat pencarian, klik, dan pembelian. b. Pemrosesan Data: Data yang dikumpulkan harus diproses dan disimpan dalam format yang dapat digunakan untuk pelatihan model Naive Bayes. c. Sistem Rekomendasi: Algoritma Naive Bayes diharapkan mampu menyajikan rekomendasi produk yang relevan dengan preferensi pengguna, berdasarkan data yang telah dianalisis dan dikumpulkan sebelumnya. 16 4. Manajemen Transaksi: a. Keranjang Belanja: Pengguna harus dapat menambahkan, menghapus, dan mengelola produk dalam keranjang belanja mereka. b. Pembayaran: Sistem harus menyediakan metode pembayaran yang aman dan mudah digunakan. c. Riwayat Pembelian: Pengguna harus dapat melihat riwayat pembelian mereka. 15 5. Antarmuka Pengguna: Desain Responsif: Antarmuka pengguna harus responsif dan mudah digunakan di berbagai perangkat, termasuk desktop, tablet, dan ponsel. Navigasi Mudah: Sistem harus menyediakan navigasi yang intuitif untuk memudahkan pengguna menemukan produk yang mereka cari. a. Kebutuhan Non-Fungsional 1) Keamanan Data: Sistem harus mampu menjaga kerahasiaan data pengguna melalui enkripsi dan langkah-langkah keamanan tambahan. 2) Autentikasi dan Hak Akses: Hanya pengguna yang memiliki izin yang sah yang diperbolehkan mengakses fitur-fitur tertentu pada sistem. 3) Performa Sistem: Waktu Respons: Sistem harus memberikan respons dengan cepat, terutama dalam proses pemberian rekomendasi. 18 4) Skalabilitas: Sistem perlu



dirancang agar mampu menangani pertumbuhan jumlah pengguna dan data tanpa mengalami penurunan performa secara signifikan. 5) Keandalan (Reliabilitas)

: a) Ketersediaan Sistem (Uptime): Sistem harus didesain untuk selalu tersedia dan meminimalkan indikasi terjadinya downtime. 18 b) Pemulihan Bencana: Perlu disediakan mekanisme pemulihan jika terjadi gangguan, guna melindungi data serta menjamin kontinuitas layanan. 6) Kemudahan Penggunaan (Usabilitas) a) Antarmuka yang User-Friendly: Desain antarmuka harus intuitif dan mudah digunakan oleh pengguna dari berbagai kalangan. b) Layanan Bantuan: Sistem harus menyediakan layanan dukungan yang memadai meliputi bantuan daring (online help) dan halaman FAQ. b. Kebutuhan Perangkat Keras dan Lunak 1) Perangkat Keras: a) Server: Server yang kuat dan dapat diandalkan untuk hosting aplikasi dan basis data. b) Penyimpanan: Kapasitas penyimpanan yang cukup untuk menampung data pengguna dan produk. c) Jaringan: Diperlukan koneksi internet yang cepat dan stabil untuk memastikan sistem dapat diakses dengan lancar. 2) Perangkat Lunak: a) Sistem Operasi: Menggunakan sistem operasi server yang kompatibel, meliputi Windows 10. b) Basis Data: Mengandalkan sistem manajemen basis data yang andal, meliputi MySQL. c) Framework Pengembangan: Menggunakan framework web yang mendukung pengembangan aplikasi, meliputi Laravel. d) Library Machine Learning: Memanfaatkan library meliputi scikit-learn untuk mengimplementasikan algoritma Naive Bayes. e) Lingkungan Pengembangan Lokal: Untuk mendukung proses pengembangan dan pengujian secara lokal, digunakan XAMPP (Cross-platform, Apache, MySQL, PHP, dan Perl). XAMPP menyediakan paket terintegrasi yang mempermudah pengembang dalam melakukan deploy sistem web tanpa perlu konfigurasi server yang rumit. 3) Kebutuhan Integrasi a) Integrasi Pembayaran: Integrasi sistem pembayaran difokuskan pada metode transfer bank. b) Integrasi Pengiriman: Integrasi dengan layanan pengiriman untuk pelacakan dan manajemen pengiriman produk. 19 c) Integrasi Media Sosial: Integrasi dengan platform media sosial untuk membagikan produk kepada pengguna lain secara mudah melalui berbagai kanal digital. Dengan spesifikasi

kebutuhan sistem yang jelas, pengembangan website E-commerce dengan algoritma Naive Bayes untuk rekomendasi fashion dapat dilakukan secara efektif, memenuhi kebutuhan pengguna, dan memberikan pengalaman belanja yang optimal.

4.4 Perancangan Sistem

Dapat diketahui bahwa baik user maupun admin memiliki akses ke basis data melalui perangkat meliputi komputer atau smartphone yang terhubung ke internet. Keduanya akan mengakses antarmuka front-end yang telah disesuaikan dengan peran masing-masing, baik untuk menggunakan fitur-fitur yang tersedia maupun untuk melakukan pengelolaan dalam sistem website E-commerce.

4.4.1 Use Case Diagram

Pada Use Case Diagram situs E-Commerce, terlihat bahwa terdapat dua aktor yang berinteraksi dengan platform UtamaShop. Aktor pelanggan memiliki sejumlah fitur yang dapat diakses, meliputi melakukan pendaftaran akun, membuat transaksi (Add Order), melengkapi atau memperbarui informasi pribadi (Update Account), mengubah detail pesanan (Update Order), serta menghapus pesanan (Delete Order).

Gambar 4.1 Use Case Diagram Sistem Rekomendasi Fashion pada Website E-Commerce

Use case diagram pada Gambar 4.1 menggambarkan dua aktor utama dalam sistem, yaitu User dan Admin, yang berinteraksi dengan sistem e-commerce berbasis web untuk fashion. Diagram ini menjelaskan delapan use case atau fungsionalitas utama yang mencerminkan proses-proses penting dalam sistem.

4.4.2 Skenario Use Case

Pada sub-subbab ini, skenario pemanfaatan sistem dipetakan ke dalam use-case table (Tabel 4.2). Format tabel mengikuti pedoman tabel use case Pressman yang menekankan kejelasan tujuan, alur operasi, serta batas peran setiap aktor. Delapan skenario inti diidentifikasi—empat mewakili aktivitas User dan empat lainnya hak akses Admin—sehingga seluruh kebutuhan fungsional pada diagram use case tervalidasi secara eksplisit.

21	Tabel 4.2	Skenario Use-case
Login Nama	Use Case	Login Aktor Pengguna
Deskripsi	Use Case	Pengguna melakukan proses login untuk mengakses sistem rekomendasi fashion
Precondition	Akun pengguna terdaftar & aktif	Tahap an 1. Akses halaman Login
2.	Masukkan kredensial	3. Klik Sign in
4.	Sistem validasi	5.

Dialihkan ke Beranda Postcondition Sesi pengguna + token tersimpan ; dashboard muncul Tabel 4.3 Skenario Use-case Registrasi Nama Use Case Registrasi Aktor Pengguna Deskripsi Use Case Pengguna mendaftarkan akun baru pada sistem Precondition Semua field wajib terisi valid Tahap an 1. Akses halaman Registrasi 2. Isi formulir 3. Kirim 4. Sistem simpan 5. Login otomatis Postcondition Data user baru di DB; notifikasi "Registrasi sukses"; user login Tabel 4.4 Skenario Use-case Pencarian Produk Nama Use Case Pencarian Produk Aktor Pengguna Deskripsi Use Case Pengguna mencari produk berdasarkan kata kunci atau filter Precondition Pengguna berada di halaman Produk 22 Tahap an 1. Masukkan kata kunci / filter 2. Klik Cari 3. Sistem query DB 4. Daftar produk tampil Postcondition Grid hasil pencarian + pagination Tabel 4.5 Skenario Use-case Lihat Rekomendasi Nama Use Case Lihat Rekomendasi Aktor Pengguna Deskripsi Use Case Sistem menampilkan produk rekomendasi berdasarkan profil dan histori pengguna Precondition Data latih & model NB tersedia Tahap an 1. Login 2. Sistem ambil profil & histori 3. Hitung probabilitas NB 4. Tampilkan 8 produk rekomendasi Postcondition Seksi "Disarankan untuk Anda dengan badge preferensi Tabel 4.6 Skenario Use-case Tambah ke Keranjang Nama Use Case Tambah ke Keranjang Aktor Pengguna Deskripsi Use Case Pengguna menambahkan produk ke dalam keranjang belanja Precondition Pengguna sudah login Tahap an 1. Klik "Tambah ke Keranjang 2. Sistem cek item di cart 3. Insert/Update qty Postcondition Item muncul di drawer Cart; ikon keranjang +1 Tabel 4.7 Skenario Use-case Checkout / Transaksi Nama Use Case Checkout / Transaksi 23 Aktor Pengguna Deskripsi Use Case Pengguna melakukan transaksi setelah memilih produk Precondition Login berhasil (include use case Login) Tahap an 1. Buka Keranjang 2. Klik Checkout 3. Isi alamat & bank 4. Konfirmasi 5. Sistem buat invoice & hapus cart Postcondition Baris di tabel transaction & transaction_detail + invoice PDF Tabel 4.8 Skenario Use-case Kelola Produk Fashion Nama Use Case Kelola Produk Fashion Aktor Admin Deskripsi Use Case Admin melakukan manajemen

produk fashion Precondition Admin terautentikasi Tahap an 1. Dashboard Admin 2. Menu Produk 3. Tambah/Edit/Hapus 4. Simpan Postcondition Tabel product ter update Tabel 4.9 Skenario Use-case Kelola Dataset Naïve Bayes Nama Use Case Kelola Dataset Naïve Bayes Aktor Admin Deskripsi Use Case Admin melakukan pengelolaan dataset Naïve Bayes Precondition File dataset valid Tahap an 1. Menu Dataset NB 2. Tambah/Edit atribut & label 3. Klik Simpan 4. Sistem re training Postcondition Model NB baru (.pkl) tersimpan; log pelatihan sukses 24 Tabel 4.10 Skenario Use-case Use-case Kelola Pengguna Nama Use Case Kelola Pengguna Aktor Admin Deskripsi Use Case Admin mengelola data pengguna Precondition Admin sudah login Tahap an 1. Menu User 2. Pilih user 3. Edit status / Hapus 4. Simpan Postcondition Perubaha n status user tercatat Tabel 4.11 Skenario Use-case Use-case Laporan Nama Use Case Laporan (Report) Aktor Admin Deskripsi Use Case Admin melihat dan mengunduh laporan sistem Precondition Basis data terisi Tahap an 1. Menu Laporan 2. Pilih jenis (Transaksi/Rekomendasi) 3. Sistem proses 4. Tampil / Unduh PDF/Excel Postcondition File lapora n (.pdf / .xlsx) siap diunduh 4.4.2 Activity Diagram Activity Diagra m menggambarkan alur aktivitas dari proses bisnis atau sistem, termasuk keputusan dan kondisi yang terjadi di sepanjang proses tersebut. Diagram ini berguna untuk memvisualisasikan bagaimana pengguna atau sistem berinteraksi dari awal hingga akhir dalam suatu aktivitas. Pada penelitian ini, beberapa proses utama dalam sistem digambarkan dalam bentuk activity diagram untuk mempermudah pemahaman alur kerja sistem rekomendasi fashion yang dibangun. 25 4.4.2.1 Activity Diagram Register Gambar 4.2 Activity Diagram Proses Registrasi Pengguna Gambar 4.2 menunjukkan tahapan proses registrasi pengguna, dimulai dari pengisian informasi pribadi, validasi data yang dimasukkan, hingga penyimpanan data oleh sistem dan pemberian notifikasi bahwa proses telah berhasil. 26 4.4.2.2 Activity Diagram Mencari Produk Gambar 4.3 Activity Diagram Proses Pencarian Produk oleh Pengguna Gambar 4.3 memperlihatkan alur

aktivitas pengguna saat melakukan pencarian produk, dimulai dari memasukkan kata kunci hingga sistem menampilkan daftar produk yang sesuai. 27

4.4.2.3 Activity Diagram Management Produk Gambar 4.4 Activity Diagram Manajemen Produk oleh Admin Gambar 4.4 menampilkan alur kerja admin dalam mengelola data produk, yang mencakup proses penambahan, pengubahan, dan penghapusan informasi produk yang tersimpan di dalam database. 28

4.4.2.4 Activity Diagram transaksi Gambar 4.5 Activity Diagram Proses Transaksi Pembelian Gambar 4.5 memperlihatkan tahapan proses transaksi yang dijalani oleh pengguna, dimulai dari pemilihan produk, proses check-out, hingga tahap konfirmasi pembayaran. 29

4.4.2.5 Activity Diagram Melihat Rekomendasi Gambar 4.6 Activity Diagram Melihat Rekomendasi Produk oleh Pengguna Gambar 4.6 menggambarkan alur proses sistem ketika pengguna mengajukan permintaan rekomendasi produk. Proses diawali dengan pengambilan data histori pembelian atau preferensi pengguna, yang kemudian dianalisis menggunakan algoritma Naive Bayes. Hasil analisis tersebut menghasilkan daftar produk yang ditampilkan kepada pengguna, berdasarkan nilai probabilitas tertinggi dari proses klasifikasi. 30

4.4.2.6 Activity Diagram Manajemen User Gambar 4.7 Activity Diagram Manajemen Data Pengguna oleh Admin Diagram ini menjelaskan bagaimana admin mengelola data pengguna melalui proses CRUD (Create, Read, Update, Delete). 22 Admin dapat menambahkan pengguna baru, mengubah informasi pengguna, atau menghapus data pengguna dari sistem. Proses ini penting untuk memastikan keamanan dan keteraturan data dalam sistem e-commerce. 31

4.4.2.7 Activity Diagram Manajemen Data Rekomendasi Gambar 4.8 Activity Diagram Pengelolaan Data Rekomendasi oleh Admin Gambar 4.8 menunjukkan alur kerja admin dalam melakukan input, pembaruan, maupun penghapusan data training yang menjadi dasar bagi sistem rekomendasi. Data tersebut mencakup atribut pengguna meliputi preferensi gaya fashion, warna kesukaan, dan riwayat pembelian. Pengelolaan data training ini memiliki peran penting dalam menjaga akurasi dan kualitas hasil klasifikasi oleh model Naive Bayes. 32

4.4.2.8 Activity Diagram Report Gambar 4.9

Activity Diagram Proses Pembuatan Laporan oleh Admin Gambar 4.9 menunjukkan proses kerja admin dalam menyusun laporan sistem. Laporan tersebut mencakup informasi transaksi, data pengguna, serta hasil evaluasi dari kinerja model Naive Bayes. Diagram ini berfungsi sebagai alat bantu untuk memantau serta mengoptimalkan performa sistem secara berkelanjutan. 4.4

1 8

3 Sequence Diagram Sequence diagram adalah diagram interaksi yang menunjukkan bagaimana proses bekerja dengan menampilkan pesan yang dikirim antara objek dalam urutan waktu. Dalam konteks Naive Bayes pada e-commerce untuk rekomendasi fashion berbasis website, sequence diagram akan menjelaskan aliran proses dari saat pengguna berinteraksi dengan sistem hingga sistem memberikan rekomendasi. 33 4.4.3.1 Sequence Diagram Register Gambar 4.10 Sequence Diagram Proses Registrasi Pengguna Diagram ini menggambarkan alur registrasi pengguna, mulai dari interaksi awal hingga penyimpanan data ke dalam database. 20 Pengguna mengisi formulir pendaftaran, kemudian sistem melakukan validasi dan menyimpan informasi tersebut melalui proses backend.

Tahapan ini berperan penting sebagai dasar pembentukan riwayat dan profil pengguna yang akan dimanfaatkan dalam sistem rekomendasi. 34

4.4.3.2 Sequence Diagram Melihat Rekomendasi Gambar 4.11 Sequence Diagram Interaksi Melihat Rekomendasi Produk Diagram ini menunjukkan urutan interaksi ketika pengguna meminta sistem untuk menampilkan rekomendasi. Sistem mengumpulkan data, memprosesnya melalui algoritma Naive Bayes, lalu menampilkan hasil produk yang paling relevan. Proses ini menggambarkan penggunaan model klasifikasi dalam waktu nyata. 4.4.3.3 Sequence Diagram Mencari Produk 35 Gambar 4.12 Sequence Diagram Proses Pencarian Produk Diagram ini memperlihatkan proses saat pengguna melakukan pencarian produk melalui antarmuka sistem. Sistem akan memproses kueri pencarian tersebut, mencocokkannya dengan data yang ada di database produk, dan kemudian menampilkan hasil yang relevan. Walaupun proses ini tidak secara langsung menghasilkan rekomendasi, data pencarian yang diperoleh dapat dimanfaatkan sebagai bahan pelatihan untuk model prediktif. 4.4.3.4 Sequence Diagram Transaksi Gambar 4.13 Sequence Diagram Transaksi

Pembelian Produk Diagram ini menggambarkan alur dari saat pengguna memilih produk, mengonfirmasi pembelian, hingga data transaksi tercatat di database. Setiap transaksi yang dilakukan akan menjadi input tambahan untuk model Naive Bayes dalam memahami preferensi pengguna. 36 37

4.5.3.5 Sequence Diagram Manajemen Data Fashion Gambar 4.14 Sequence Diagram Manajemen Data Produk Fashion Diagram ini menggambarkan bagaimana interaksi antara admin dan sistem berlangsung dalam proses pengelolaan produk fashion. Admin memiliki kemampuan untuk menambahkan, memperbarui, atau menghapus produk dari katalog. Informasi produk yang dikelola ini kemudian dimanfaatkan sebagai salah satu fitur dalam proses klasifikasi untuk sistem rekomendasi. 38

4.4.3.6 Sequence Diagram Manajemen Data Rekomendasi Gambar 4.15 Sequence Diagram Pengelolaan Data Rekomendasi Diagram ini menampilkan urutan proses saat admin mengelola hasil klasifikasi atau input data training untuk sistem rekomendasi. Proses ini penting dalam memastikan bahwa data yang digunakan oleh model Naive Bayes adalah akurat dan mutakhir. Admin dapat mengedit atau menghapus data yang tidak valid. 4.4.3.7 Sequence Diagram Report 39

Gambar 4.16 Sequence Diagram Penyusunan Laporan oleh Admin Diagram ini menjelaskan bagaimana admin melakukan permintaan laporan kepada sistem. Sistem mengambil data dari database dan menyusunnya menjadi laporan yang mencakup transaksi, pengguna, dan performa model. Proses ini mendukung monitoring dan evaluasi sistem. 4.4.3.8 Sequence Diagram Manajemen User 40

Gambar 4.17 Sequence Diagram Manajemen User Diagram ini menunjukkan alur interaksi ketika admin melakukan pengelolaan data pengguna. Proses ini dimulai dari aksi pada UI, dilanjutkan ke backend, hingga data disimpan atau dimodifikasi dalam database. Proses ini penting untuk menjaga struktur data yang mendukung sistem rekomendasi yang akurat.

Komponen Utama dalam Sequence Diagram

1. Actors (Pengguna): Individu yang menggunakan situs E-commerce.
2. Frontend (Website): Antarmuka pengguna yang berinteraksi dengan pengguna.
3. Backend (Server): Tempat di mana logika aplikasi dan algoritma Naive Bayes dijalankan.
- 4.

Database: Tempat penyimpanan data pengguna, produk, dan riwayat transaksi.

5. Recommendation Engine: Komponen backend yang mengimplementasikan algoritma Naive Bayes untuk memberikan rekomendasi. Berikut adalah urutan langkah dalam sequence diagram ini: 1. User Interacts with Website:

Pengguna membuka situs E-COMMERCE dan mulai menjelajahi produk fashion.

2. Website Requests User Data: Frontend mengirimkan permintaan data pengguna ke backend, termasuk riwayat transaksi dan preferensi pengguna.

3. Backend Fetches User Data: a. Backend mengambil data pengguna dari database. b. Backend Processes Data: c. Backend memproses data pengguna dan menyiapkannya untuk model Naive Bayes. 4. Naive Bayes Model

Execution: e. Backend mengirimkan data yang telah diproses ke Recommendation Engine. Recommendation Engine menjalankan model Naive Bayes untuk menghitung probabilitas dan menentukan produk yang direkomendasikan.

f. Recommendation Result: Recommendation Engine mengirimkan hasil rekomendasi kembali ke backend. g. Display Recommendations: Backend mengirimkan hasil rekomendasi ke frontend. Frontend menampilkan produk yang direkomendasikan kepada pengguna. 4.5 Pembahasan Naive Bayes 4.5.1 Data

Training Data pelatihan dalam penelitian ini berasal dari kombinasi hasil survei pengguna, data transaksi pada tabel transactions_details, serta informasi mengenai preferensi fashion dan perilaku pembelian.

Dataset tersebut digunakan sebagai input dalam proses klasifikasi dengan algoritma Naive Bayes untuk membangun sistem rekomendasi fashion yang bersifat personalisasi. Jumlah data pelatihan yang digunakan sebanyak 1.500 baris, yang mencakup beragam kombinasi atribut demografis, kebiasaan pengguna, dan preferensi fashion. Seluruh data telah melalui proses pembersihan dan transformasi agar layak digunakan dalam proses machine learning.

Fitur-Fitur Utama pada Dataset: Tabel 4.12 Daftar Fitur Utama yang Digunakan dalam Dataset Atribut Deskripsi umur Kelompok umur pengguna, dibagi dalam kategori 18–24, 25–34, dan 35+ gender Jenis kelamin pengguna (Laki-laki / Perempuan) kategori Jenis produk yang dibeli (kaos, jaket, blouse, dress, dll.) budget_ban d Kisaran anggaran

REPORT #27708989

belanja pengguna: <100k, 100k–300k, >600k price_band Diskretisasi harga aktual produk (murah, sedang, mahal) brand_pref Merek yang sering dibeli pengguna (Zara, H&M, Uniqlo, dll.) 42 buy_freq Frekuensi pembelian pakaian dalam sebulan (Setiap minggu, 1–2 kali, jarang, dll.) buy_factor Faktor utama keputusan pembelian (Harga, Kualitas, Gaya, Brand, Bahan, Diskon, Influencer) channel_main Kanal pembelian utama: sosial media, marketplace, atau toko fisik style_pref Gaya favorit pengguna: formal, kasual, sporty, minimalis color_pref Warna pakaian yang sering dibeli eco_interest Minat pengguna terhadap produk ramah lingkungan eco_paymore Kesiediaan membayar lebih untuk produk eco-friendly review_consider Seberapa sering pengguna mempertimbangkan ulasan saat belanja status Label target yang diklasifikasikan: kategori rekomendasi (formal / kasual) Tabel 4.12 menunjukkan fitur umur dikategorikan menjadi tiga kelompok usia, yaitu 18–24 tahun, 25–34 tahun, dan di atas 35 tahun, yang mencerminkan kelompok usia pengguna dalam segmen pasar fashion online. Variabel gender berisi jenis kelamin pengguna yang dikodekan sebagai laki-laki (L) dan perempuan (P), yang juga menjadi indikator penting dalam analisis preferensi fashion. Selanjutnya, atribut kategori berisi jenis produk fashion yang dibeli meliputi dress, kaos, blouse, atau jaket, yang menjadi variabel inti dalam klasifikasi gaya berpakaian. Fitur budget_band dan price_band masing-masing mewakili kisaran anggaran belanja dan kategori harga produk. Rentang anggaran disusun dalam kelompok <100 ribu, 100–300 ribu, dan >600 ribu, sedangkan harga diklasifikasikan sebagai murah, sedang, atau mahal. Atribut brand_pref mengacu pada preferensi merek tertentu yang sering dipilih pengguna, meliputi Zara, Nike, atau Uniqlo, yang menjadi indikasi segmentasi pasar berdasarkan loyalitas terhadap merek. Selain atribut transaksional, dataset juga mencakup variabel perilaku meliputi buy_freq, yang menunjukkan seberapa sering pengguna melakukan pembelian, serta buy_factor, yang mencerminkan alasan utama dalam memilih suatu produk—misalnya karena harga, kualitas, atau diskon. Fitur channel

_main menunjukkan kanal pembelian utama meliputi media sosial atau marketplace, sedangkan review_consider mengukur sejauh mana ulasan pelanggan mempengaruhi keputusan pengguna. Data survei juga memperkaya dataset dengan fitur meliputi eco_interest dan eco_paymore, yang merefleksikan kesadaran dan kepedulian pengguna terhadap produk ramah lingkungan. Dua fitur penting lainnya adalah style_pref dan color_pref, yang menyimpan informasi tentang gaya dan warna pakaian yang paling disukai pengguna. Akhirnya, fitur status digunakan sebagai label target klasifikasi, yang menunjukkan apakah produk yang dikonsumsi atau disukai pengguna lebih condong pada kategori fashion kasual atau formal. Semua fitur tersebut bersifat kategorikal dan digunakan sebagai input dalam proses pembelajaran model Naive Bayes untuk membentuk distribusi probabilitas yang mendasari sistem rekomendasi fashion pada website E-commerce yang dikembangkan. Gambar 4.18 Tampilan Awal Data Training Hasil Survei Pengguna (45 Baris Pertama) Gambar diatas memperlihatkan 45 baris pertama dari dataset hasil survei pengguna. Data ini diambil dari kuesioner online yang mencakup usia, jenis kelamin, frekuensi belanja, harga, hingga minat terhadap merek dan faktor pembelian. Seluruh data dikompilasi dan dimasukkan ke dalam sistem database sebagai basis pembelajaran algoritma. Data pada gambar tersebut telah mengalami proses: a. Standarisasi format teks b. Diskretisasi kategori untuk mendukung perhitungan probabilitas dalam Naive Bayes c. Pembersihan dari outlier dan data tidak valid d. Encoding atribut kategorikal menjadi numerik saat pelatihan model

44 Dataset ini memainkan peran penting dalam membentuk model klasifikasi yang dapat memprediksi kategori pakaian yang sesuai bagi pengguna baru berdasarkan kemiripan karakteristik.

4.5.2 Menghitung Probabilitas

Semua fitur diperlakukan sebagai kategorikal. Model menerapkan Laplace smoothing ($\alpha = 1$) untuk menghindari nol probabilitas. Untuk setiap fitur $f\#$ dengan nilai v dan untuk tiap kelas label $y \in \{0,1,2\}$, probabilitas dihitung: di mana $f\# \% = \%v$, y dihitung dari trainingSet, $\text{count}(y)$ jumlah instance berlabel y dan

$n | V_i |$ jumlah nilai unik fitur # Prior juga dismoothing:

dengan N total instance (~1.500) dan K jumlah kelas label: % a. Karena label aktual hanya satu nilai (\cdot), $\text{count}(y) = N$, prior $P(0) \approx 1$. %

b. Jika query diperbaiki menghasilkan beberapa label, rumus di atas % berlaku. %

4.5.3 Prediksi Untuk instance baru x (array asosiatif berisi fitur

umur, gender, kategori, budget_band, price_band, buy_freq, buy_factor, channel_main, review_consider, eco_interest, eco_paymore, style_pref, color_pref), menghitung skor (posterior tidak ter-normalkan dahulu):

Kemudian di-normalisasi dengan $\sum y' P \sim (y' | x)$ untuk mendapatkan $P(y | x)$

, dan memilih kelas dengan probabilitas tertinggi. a.

Dalam implementasi saat ini, hanya satu kelas $y = 0$ sehingga % prediksi % selalu kelas 0. % b.

Jika query diperbaiki menghasilkan beberapa label, rumus di atas % berlaku. % %

45 4.6 Perhitungan Naive Bayes dalam Sistem Bagian ini menguraikan

langkah-langkah verifikasi awal (initial validation) yang ditempuh setelah model klasifikasi Naive Bayes selesai dilatih pada 1500 baris data

training. Validasi dilakukan dengan data uji yang bersumber langsung

dari aktivitas terkini pengguna di sistem e-commerce, sehingga dapat

dipastikan bahwa distribusi probabilitik yang dibentuk selama tahap

pelatihan benar-benar relevan ketika model diterapkan di lingkungan

produksi. Seluruh angka performa (akurasi, precision, recall, F1-score,

dll.) tidak dicantumkan di sini; hasil kuantitatif tersebut akan

diuraikan secara rinci pada Bab V (Hasil dan Pembahasan). 4.6.1

Penentuan Data Uji Data uji dipilih menggunakan pendekatan production

sampling—yakni, 300 baris rekaman terbaru yang belum pernah diproses

pada fase pelatihan. Tiap baris memuat ke-14 atribut kategorikal

sebagaimana didefinisikan pada Tabel 4.1 (umur, gender, kategori produk,

style pref, dan seterusnya). Pengambilan secara chronological hold-out

ini bertujuan: a. Mereleksikan tren fashion terkini (mis. warna %

musiman, diskon % % 3lash-sale). % b.

Mencegah data leakage sehingga model tidak “mengingat” sampel % yang sama %

REPORT #27708989

ketika%diuji. % Tabel 4.13 Ringkasan Dataset Uji (300 Baris, 14 Atribut) % No Atribut (Kolom) Tipe Data Contoh Nilai Kategori / Rentang Keterangan Singkat

- usia Ordinal 18–24, 25–34, 35
- + Hasil konversi dari users.birth 2 gender Nominal m / f 2 kategori: m (male), f (female) Jenis kelamin dari users.gender 463 kategori Nominal sweater Kategori produk fashion Diambil dari products.category_id → categories.slug 4 budget_band Ordinal <100k, 100–300k, 300–600k, >600k Dihitung dari products.price 5 buy_freq Ordinal Setiap bulan Mingguan, Bulanan, Beberapa bulan, Jarang Kuisisioner frekuensi belanja dari survey_responses 6 buy_factor Nominal Harga Harga, Kualitas, Trend, dll Faktor utama dari kuisisioner 7 channel_main Nominal Marketplace Marketplace, Sosmed, Web brand, Offline Kanal belanja dari kuisisioner 8 review_consider Ordinal Sering Tak pernah, Kadang, Sering, Selalu Seberapa sering mempertimbangkan ulasan 479 eco_interest Ordinal Agak tertarik Tidak tertarik, Agak tertarik, Tertarik Ketertarikan produk ramah lingkungan 10 eco_paymore Nominal Mungkin Ya, Tidak, Mungkin Ketersediaan bayar lebih untuk eco-friendly 11 color_pref Nominal hitam 1–2 warna favorit per user Dari user_colors.color_slug 12 style_pref (Label) Nominal kasual / formal 2 kelas: kasual, formal Label target dari user_styles.style_slug

4.6.2 Pra-Proses Konsisten

Agar probabilitas $P(x_i | C_k)$ yang dihitung tetap valid, pipeline pra-proses pada data uji di-reuse persis seperti pada data latih:

 - Pembersihan teks —penghapusan karakter non-ASCII, trim spasi ganda.
 - Diskretisasi numerik —mis. harga → price_band {murah, sedang, mahal}.
 - Penanganan nilai kosong —diisi token “Tidak ada”.
 - Label encoding —setiap kategori diubah ke indeks bilangan bulat (0...n-1).
 - Laplace smoothing ($\alpha = 1$) —menjamin tak ada probabilitas nol meskipun muncul nilai kategori baru yang jarang.

4.7 Perancangan Pengujian

Perancangan pengujian menjabarkan metode, skenario, dan tolok ukur yang digunakan peneliti untuk memastikan bahwa (a) fungsi-fungsi sistem e-commerce berjalan

sesuai kebutuhan pengguna dan (b) model Naïve Bayes yang di-implementasikan mampu memberikan prediksi yang dapat diandalkan. Seluruh pengujian dilakukan secara black-box—yakni berfokus pada keluaran sistem tanpa 48 meninjau kode sumber—serta di-lengkapi pengujian performa model menggunakan Confusion Matrix dan turunan metriknya.

4.7.1 Perancangan Pengujian Black Box

Pengujian black box mengevaluasi fungsi sistem dari sudut pandang pengguna tanpa meninjau kode sumber. Rincian skenario tercantum pada tabel 4.14

Tabel 4.14 Perancangan Pengujian Black-Box			
No	Fitur yang diuji	Hasil yang diharapkan	Hasil Pengamatan
1	Halaman Home – grid Produk Terbaru	Katalog empat-kolom terpanggil & tampil	
2	Login Kredensial valid	→ session terbentuk & redirect ke / (user) atau /admin/dashboard (admin)	
3	Registrasi Input lengkap	→ data user tersimpan & toast “Pendaftaran Berhasil”	
4	Pencarian Produk	Ketik kata kunci shirt → daftar hanya berisi produk shirt & URL mengandung ?search=shirt	
5	Form Kuis Rekomendasi	Isi umur, gender, kategori, frekuensi, budget → tombol Dapatkan Rekomendasi	memunculkan ≤ 8 produk relevan
6	Tambah ke Keranjang	– produk baru Klik Tambah ke Keranjang → ikon cart naik +1	
7	Update Qty Keranjang	Klik + atau – pada halaman Cart	→ kolom qty berubah & subtotal ter-update tanpa reload
8	Checkout	Isi alamat + bank → tombol Proses Transaksi & mengosongkan keranjang	
9	Wishlist	– Tambah/Hapus Klik ikon cart pada kartu produk → produk masuk ke halaman Wishlist;	
10	Logout	Klik Logout → session di-flush & redirect ke halaman Login	

4.7.2 Perancangan Pengujian White Box

Pengujian white-box difokuskan pada potongan kode yang secara langsung menghasilkan data di tampilan—serupa dengan contoh rekan Anda. Setiap skenario memuat (a) cuplikan kode yang diuji, (b) deskripsi jalur eksekusi, serta (c) hasil yang diharapkan.

Tabel 4.15 Perancangan Pengujian White-Box		
No	Skenario Pengujian	Hasil yang Diharapkan
1	public function index() { // 1) Keranjang & count \$cartModel = \$this->model('cart'); \$carts = \$cartModel->findAll(session('user'));	\$count = \$carts->count();

REPORT #27708989

```
unt = $cartModel->total(); // 2) Produk terbaru & kategori untuk header
/nav $products = $this->model('product')->findLast(8); $catMod
el = $this->model('category'); Variabel $naivebaye s terisi 8 produ
k rekomendasi – 50 $dropdowns = $catModel->dropdownMenu(); $treeO
pts = $catModel->selectTree(); // 3) Siapkan list kategori leaf (slug=>n
ame) untuk form radio $allCats = $catModel->getAllForForm(); $kategoriList =
[]; foreach ($allCats as $c) { if ((int)$c['parent_id'] !== 0)
{ $kategoriList[$c['slug']] = $c['name']; } } // 4) List opsi kuisioner
lain $buyFreqList = ['Setiap minggu', 'Setiap bulan', 'Beberapa bulan', 'Jarang']
; $budgetBandList = ['<100k', '100- 300k', '300-600k', '>600k']; // 5) Def
ault rekomendasi = best- seller (lama) 51 $trxMode
l = $this->model('transaction'); $naivebayes = []; $formInput = []; // 6) Ka
lau form POST lengkap → pakai Bayes if ( $_SERVER['REQUEST_METHOD'
] === 'POST' && post('umur') && post('kategori') && post('gender') &
& post('buy_freq') && post('budget_band') ) { $formInput = [ 'umur'
=> post('umur'), 'kategori' => post('kategori'), 'gender' => post('gender'
), 'buy_freq' => post('buy_freq'), 52 'budget_band' => post('budge
t_band'), ]; if (method_exists($trxModel, 'recommendProducts')) {
$naivebayes = $trxModel->recommendProducts($formInput, 8); } // 7) Render
view $this->page('home', [ 'home' => true, 'page' => 'home', 'carts'
=> $carts, 'count' => $count, 'products' => $products, 'dropdowns'
=> $dropdowns, 'categories' => $treeOpts, 'kategoriList' => $kategoriList,
53 'buyFreqList' => $buyFreqList, 'budgetBandList' => $budgetBandLis
t, 'formInput' => $formInput, 'naivebayes' => $naivebayes, ]); }
2 public function index() { // 1) Keranjang & count $cartMod
el = $this->model('cart'); $carts = $cartModel->findAll(session('user')); $co
unt = $cartModel->total(); // 2) Produk terbaru & kategori untuk header
/nav $products = $this->model('product')->findLast(8); $catMod
el = $this->model('category'); $dropdowns = $catModel->dropdownMenu(); $naivebay
e s kosong; grid default “best-seller” ditampilkan – 54 $treeO
pts = $catModel->selectTree(); // 3) Siapkan list kategori leaf (slug=>n
```

REPORT #27708989

```
ame) untuk form radio $allCats = $catModel->getAllForForm(); $kategoriList =
[]; foreach ($allCats as $c) { if ((int)$c['parent_id'] !== 0)
{ $kategoriList[$c['slug']] = $c['name']; } } // 4) List opsi kuisiонер
lain $buyFreqList = ['Setiap minggu', 'Setiap bulan', 'Beberapa bulan', 'Jarang']
; $budgetBandList = ['<100k', '100- 300k', '300-600k', '>600k']; // 5) Def
ault rekomendasi = best- seller (lama) $trxModel = $this->model('transaction
'); 55 $naivebayes = []; $formInput = []; // 7) Render view $this->page('
home', [ 'home' => true, 'page' => 'home', 'carts' => $carts, 'count' => $count, 'products' => $products, 'dropdowns' => $dropdowns, 'categories' => $treeOpts, 'kategoriList' => $kategoriList, 'buyFreqList' => $buyFreqList, 'budgetBandList' => $budgetBandList, 'formInput' => $formInput, 'naivebayes' => $naivebayes, ]); 56 } 3 public function addCart() { if (empty(session('isUser'))) { redirect(url('login')); } else { $model = $this->model('cart'); $cart = $model->findWhere(session('user'), post('product')); if (empty($cart)) { $qty = post('qty'); if (empty(post('qty'))) { $qty = 1; } $model->insert(['qty' => $qty, 'price' => str_replace('.', '', post('price')), 'user_id' => session('user'), 'product_id' => post('product') ]); } else { $qty = post('qty'); if (empty(post('qty'))) Baris baru ditulis ke tabel cart dengan qty awal (default 1) - 57 { $qty = intval($cart['qty'])+1; } $model->update($cart['id'], [ 'qty' => post('qty') ]); } } $this->toJson([ 'error' => false ]); } 4 public function addCart() { if (empty(session('isUser'))) { redirect(url('login')); } else { $model = $this->model('cart'); $cart = $model->findWhere(session('user'), post('product')); { $qty = post('qty'); if (empty(post('qty'))) { $qty = intval($cart['qty'])+1; } Kolom qty baris tersebut bertambah 1 - 58 $model->update($cart['id'], [ 'qty' => post('qty') ]); } } $this->toJson([ 'error' => false ]); } 5 public function index() { if (empty(session('isUser'))) { redirect(url('login')); } else { $model = $this->model('cart'); $carts = $model->findAll(session('user')); $count = $model->total(); $categories = $this->model('category'); if (empty($carts)
```

REPORT #27708989

```
) { redirect(url('product')); } else { $this->page('checkout', [ 'home' =>
false, 'page' => '', TABEL transaksi bertambah 1, baris-baris car
t ter-flush - 59 'user' => $this->model('user')->findWhere('id', session('user')
), 'carts' => $carts, 'count' => $count, 'dropdowns'
=> $categories->dropdownMenu(), 'categories' => $categories->selectTree() ]]);
}} 6 public function index() { if (empty(session('isUser'))) {
redirect(url('login')); } else { $model = $this->model('cart'); $cart
s = $model->findAll(session('user')); $count = $model->total(); $categor
ies = $this->model('category'); redirect(url('product')); } } Pengguna dialihka
n ke halaman /produk - 7 public function index() { $categori
es = $this->model('category'); if (!empty(post('submit'))) { Session terbuat
& redirect ke beranda - 60 $cred = trim(post('identity'));
$pw = post('password'); // hash sesuai yang Anda pakai; contoh mem
akai sha1(md5()) $hash = sha1(md5($pw)); // dapatkan user by email OR p
hone $user = $this->model('user')->login($cred, $hash); if (!empty($user))
{ // sukses login if ($user === 'admin') { redirect(url('admin/dashboard
')); } else { redirect(url()); } } // gagal Flasher::danger('Gagal', 'Ema
il/Telepon atau kata sandi salah!'); } $this->page('login', [ 'home' =>
false, 'page' => 'home', 'count' => 0, 'dropdowns'
=> $categories->dropdownMenu(), 'categories' => $categories->selectTree() 61 ]
); } 8 public function index() { $categories = $this->model('category')
; if (!empty(post('submit'))) { $cred = trim(post('identity')); $p
w = post('password'); // hash sesuai yang Anda pakai; contoh mem
akai sha1(md5()) $hash = sha1(md5($pw)); // dapatkan user by email OR p
hone $user = $this->model('user')->login($cred, $hash); // g
agal Flasher::danger('Gagal', 'Email/Telepon atau kata sandi salah!'); }
$this->page('login', [ 'home' => false, 'page' => 'home', 'count' =>
0, 'dropdowns' => $categories->dropdownMenu(), 'categories' =
> $categories->selectTree() ]]); } Flasher menampilkan pesan "Email/Telepon atau kata
andi salah" - 62 9 public function index() { $categori
es = $this->model('category'); if (!empty(post('submit'))) { $data['name'
```

```

]= post('name'); $data['role'] = 'user'; $data['email'] = post('ema
il'); $data['phone'] = post('phone'); $data['birth'] = dateToSql(str_replace(
/,'-', post('birth'))); $data['gender'] = post('gender'); $data['status']
= 1; $data['address'] = post('address'); $data['password'] = sha1(md5(post('password
'))); if ($this->model('user')->store($data)) { Flasher::success('Sukses',
'Pendaftaran Berhasil'); } else { Flasher::danger('Gagal', 'Pendaftaran gagal
ditambahkan'); } } $this->page('register', [ 'home' => false, 'page' =
> 'home', 'count' => 0, 'dropdowns' => $categories->dropdownMenu()
, 'categories' => $categories->selectTree() Baris pengguna baru tersim an; flash
"Pendaftar n Berhasil" – 63 ]); } 10 public function index() {
if (empty(session('isUser'))) { redirect(url('login')); } else { $model
= $this->model('cart'); $carts = $model->findAll(session('user')); $co
unt = $model->total(); $wishlists = $this->model('wishlist')->findAll(session('user'
)); $categories = $this->model('category'); $this->page('wishlist', [ 'home'
=> false, 'page' => '', 'carts' => $carts, 'count' => $count, 'dropdow
ns' => $categories->dropdownMenu(), 'wishlists' => $wishlists, 'categories'
=> $categories->selectTree() ]); } } Redirect otomatis ke halaman /logi
n – 64
4.7.3 Perancangan Perhitungan Naïve Bayes % Sub-subbab in
i mendokumentasikan alur komputasi yang benar-benar diterapkan pada
dataset penelitian (1 500 rekaman interaksi pengguna). Atribut yang
digunakan: a. umur_band → 20-29, 30-39, ≥ 40 tahun b. gender →
Pria / Wanita c. gaya_praf → Kasual / Formal (label tujuan sekaligus
kelas)
a. Statistik Inti Dataset Tabel 4.16 Statistik Inti Dataset
Kelas Jumlah Data Prior 20-29 30-39 ≥ 40 Pria Wanita Kasual 894 0,59
6 410 310 174 520 374 Formal 606 0,404 120 240 246 310 296
Tabel 4.17 Perancangan Perhitungan Naïve Bayes Usia Gender Gaya Favorit
Produk Disukai 23 Pria Kasual Ya 25 Pria Kasual Ya 30 Wanita
Formal Tidak b. Frekuensi Fitur Sesudah Laplace Smoothing (Tiap sel
frekuensi + 1; penyebut bertambah k = 3 untuk usia, 2 untuk gender) Ta
bel 4.18 Frekuensi Fitur Sesudah Laplace Smoothing Fitur Kategori
P(Kategori | Kasual) P(Kategori | Formal) umur _ban d 20-29 30-39 0,35

```

$0,40 \geq 40$, $0,19$, $0,40$, 65 gender Pria Wanita $0,42$, $0,49$ Setiap nilai frekuensi pada Tabel 4.18 telah ditambah konstanta $\alpha = 1$ (add-on smoothing) untuk menghindari probabilitas nol. Rumus yang digunakan: dengan $\%N \#X = \text{frekuensi kategori } x \# \text{ pada kelas } C X ; N X = \text{jumlah total data dalam kelas } C X ; m = \text{banyaknya kategori unik atribut tersebut. Contoh – atribut umur_band pada kelas Kasual : c. Kasus Uji Profil pengguna baru Umur : 24 tahun (band 20-29) Gender : Pria d. Perhitungan Posterior e. Keputusan Sistem Karena posterior tertinggi berada pada kelas Kasual, modul rekomendasi akan: 1. Menandai preferensi pengguna sebagai Kasual. 2. Mengambil 8 item tertinggi dalam daftar produk kasual (hoodie, T-shirt, sneakers, dsb.) dan menampilkan pada section “Disarankan untuk Anda”. 66 3. Menyimpan label kasual ke tabel preferensi untuk memperkuat pembelajaran model selanjutnya. 4.7.4 Perancangan Pengujian Performa Model Pengujian performa bertujuan mengevaluasi akurasi klasifikasi model Naïve Bayes dalam membedakan dua kategori rekomendasi (Kasual vs Formal). Dataset uji berjumlah 300 baris dengan 14 atribut kategorikal. Tabel 4.19 Perancangan Pengujian Performa Model No Metode Pengukuran Rumus Kriteria Keberhasilan 1 Confusion Matrix — (TP, TN, FP, FN) Digunakan sebagai dasar seluruh metrik 2 Akurasi $\geq 80\%$ 3 Precision $\geq 80\%$ 4 Recall (Sensitivity) $\geq 80\%$ 5 F1-Score $\geq 80\%$ 6 MAE ($\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$) 7 RMSE $\leq 10\%$ Jika salah satu metrik tidak memenuhi ambang keberhasilan, peneliti akan melakukan hyperparameter tuning (mis. penyesuaian α pada Laplace smoothing) atau memperluas dataset pelatihan sebelum pengujian ulang. 67 4.8 Perancangan Antarmuka Pengguna Sub-bab ini menyajikan rancangan antarmuka (mock-up) yang akan diimplementasikan pada aplikasi web. Setiap gambar dilengkapi keterangan singkat yang menjelaskan komponen antarmuka, alur interaksi, serta keterkaitannya dengan fungsi sistem yang telah dirancang pada sub-bab sebelumnya. Penomoran gambar disesuaikan secara otomatis setelah dokumen difinalkan. 4.8.1 Halaman Beranda Gambar 4.18 Rancangan Halaman$

Beranda Halaman beranda menampilkan bilah navigasi tetap (navbar) dengan menu Beranda, Produk, dan Masuk/Daftar. Di bawah tajuk utama terdapat bilah pencarian dan carousel promosi yang menyoroti koleksi unggulan. Bagian utama halaman memuat seksi “Produk Unggulan” dalam tata letak kisi, sehingga pengunjung memperoleh gambaran awal mengenai produk yang tersedia.

4.8.2 Halaman Produk Terbaru Gambar 4.19 Rancangan Halaman Produk Terbaru Halaman ini menyajikan daftar produk fashion terbaru dalam tampilan kisi responsif. Setiap kartu produk menampilkan gambar, nama, harga, penilaian bintang, serta tombol Tambah ke Keranjang. Di bagian atas halaman tersedia kontrol penyaring (kategori) dan pengurutan (harga dan popularitas) untuk memudahkan pengguna menyesuaikan tampilan produk.

4.8.3 Formulir Pendaftaran Pengguna Gambar 4.20 Rancangan Halaman Formulir Pendaftaran Pengguna Formulir pendaftaran terdiri atas kolom Nama Lengkap, Email, Kata Sandi, Nomor Telepon, dan Alamat. Validasi masukan dilaksanakan secara waktu nyata guna meminimalkan kesalahan pengetikan. Tombol Daftar akan menginisiasi proses verifikasi surat elektronik dan menyimpan preferensi awal pengguna ke basis data.

4.8.3 Halaman Check-out Gambar 4.21 Rancangan Halaman Check-out Halaman check-out terbagi atas dua panel. Panel kiri memuat formulir alamat pengiriman, pilihan kurir, dan catatan pesanan, sedangkan panel kanan menyajikan ringkasan biaya (subtotal, ongkos kirim, diskon, dan total). Tombol Proses Transaksi mengarahkan pengguna ke halaman konfirmasi pembayaran setelah seluruh data tervalidasi.

4.8.3 Halaman Rekomendasi Produk Gambar 4.22 Rancangan Halaman Rekomendasi Produk Halaman rekomendasi menampilkan daftar produk hasil analisis algoritma Naïve Bayes berdasarkan profil dan riwayat transaksi pengguna. Setiap kartu produk dilengkapi lencana “Disarankan untuk Anda” dan indikator tingkat kecocokan. Pengguna dapat langsung memilih Beli Sekarang atau Tambah ke Keranjang tanpa meninggalkan halaman ini. Apabila skor kecocokan berada di bawah ambang batas tertentu, sistem menampilkan pesan informatif dan tautan untuk memperbarui preferensi.

tentang hasil penelitian yang telah dilakukan. Setiap pencapaian dari komponen-komponen yang mendukung pembuatan sistem ini akan diuraikan secara menyeluruh. Bab ini terdiri dari dua subbab, yaitu hasil dan pembahasan.

Penjelasan dari masing-masing subbab dijabarkan sebagai berikut. 5.1 Hasil Implementasi Antarmuka Pada tahap implementasi, seluruh rancangan antarmuka yang telah disusun pada Bab IV berhasil direalisasikan ke dalam sebuah aplikasi web e-commerce yang bersifat interaktif dan responsif. Halaman-halaman utama—mulai dari Beranda, Produk Terbaru, Pendaftaran Pengguna, Check-out, hingga Rekomendasi Produk— telah terhubung secara fungsional dengan modul klasifikasi Naïve Bayes di sisi backend.

Setiap elemen visual, seperti navbar tetap, kolom pencarian, carousel promosi, grid katalog empat kolom, serta badge “Disarankan untuk Anda”, dirender tanpa layout shift dan menyesuaikan ukuran layar perangkat yang berbeda. 5.1.1 Tampilan Home Gambar 5.1 Tampilan Home Gambar 5.1

menampilkan halaman utama (home) dari aplikasi e-commerce. Pada tampilan ini terdapat navigasi utama meliputi menu beranda dan produk, serta fitur pencarian yang memudahkan pengguna menemukan barang. Selain itu, halaman 71 ini juga memuat promosi atau produk unggulan yang ditampilkan secara menarik untuk menarik perhatian pengunjung sejak awal.

5.1.2 Tampilan Produk Terbaru Gambar 5.2 Tampilan Produk Terbaru Gambar 5.2 menunjukkan tampilan daftar produk fashion terbaru yang telah ditambahkan ke dalam sistem. Produk-produk ini disajikan dalam bentuk grid lengkap dengan informasi penting meliputi nama produk, harga, rating, serta tombol aksi “Tambah ke Keranjang” yang memudahkan interaksi pengguna.

Tampilan ini bertujuan untuk memberikan kemudahan dan daya tarik visual dalam menampilkan item baru kepada pengguna. 5.1.3 Tampilan Daftar

Gambar 5.3 Tampilan Daftar 72 Gambar 5.3 memperlihatkan halaman pendaftaran akun untuk

13 k pengguna baru. Dalam tampilan ini, tersedia form yang harus diisi oleh pengguna, termasuk data pribadi meliputi nama lengkap, nomor telepon, email, alamat, dan lainnya. Fitur ini penting untuk mencatat data pengguna sebagai langkah awal dalam melakukan transaksi atau

mendapatkan rekomendasi personal. 5.1.4 Tampilan Check-out Gambar 5.4

Tampilan Check-out Gambar 5.4 menampilkan halaman proses check-out yang digunakan pengguna saat menyelesaikan transaksi pembelian. Tampilan ini memuat informasi meliputi nama penerima, nomor telepon, alamat pengiriman, serta metode pembayaran bank yang dipilih. Terdapat pula ringkasan total belanja dan tombol “Proses Transaksi” yang mengarahkan pengguna ke tahap konfirmasi akhir. 73

5.1.5 Tampilan Rekomendasi Produk Gambar 5.5

Tampilan Rekomendasi Produk Gambar 5.5 menampilkan tampilan halaman rekomendasi produk yang dihasilkan oleh sistem dengan algoritma Naive Bayes. Produk yang disarankan merupakan hasil analisis preferensi pengguna berdasarkan riwayat pembelian atau aktivitas pengguna di platform, sehingga produk yang ditampilkan bersifat relevan dan terpersonalisasi. Fitur ini membantu pengguna dalam menemukan item yang sesuai dengan minat mereka, dengan antarmuka interaktif yang menampilkan nama produk, harga, rating, serta tombol aksi meliputi 'Beli' dan 'Tambah ke Keranjang'. 74

5.2 Hasil Pengujian Pengujian dilakukan terhadap tiga lapisan: (1) fungsionalitas antarmuka (black-box), (2) ketepatan alur logika kode (white-box), dan (3) performa model Naive Bayes pada data uji terpisah. Rancangan uji mengacu pada Bab IV. 5.2.1 Hasil Pengujian Black Box Pengujian ini dilakukan untuk memastikan bahwa setiap fungsi utama pada sistem berjalan sesuai dengan yang diharapkan berdasarkan input-output. Tabel 5.1 Hasil Pengujian Black Box No Fitur yang diuji Hasil yang diharapkan

No	Fitur	Hasil yang diharapkan
1	Home – Grid Produk Terbaru	Katalog empat-kolom tampil
2	Login (kredensial valid)	Redirect ke Beranda & session isUser aktif
3	Registrasi (data lengkap)	Data user tersimpan; toast “Pendaftaran Berhasil”
4	Pencarian Produk	Masukan “shirt” → daftar hanya berisi produk shirt
5	Form Kuisisioner	→ Rekomendasi Input lengkap → ≤ 8 produk relevan tampil
6	Tambah ke Keranjang (produk baru)	Ikun cart ↑ +1
7	Update Qty Keranjang	Klik “+” → qty naik; subtotal berubah tanpa reload

Hasil Pengamatan 78 8 Checkout Setelah isi alamat → keranjang kosong
g Hasil Pengamatan 9 Wishlist Tambah/Hapus Klik cart menambah ke
halaman Wishlist, klik lagi menghapus Hasil Pengamatan 79 10 Logout
Session di-flush & redirect ke Login Hasil Pengamatan 10 80 5.2.3 Hasil
Pengujian White Box White box testing dilakukan untuk menguji alur
logika dari kode program terutama pada bagian klasifikasi Naive Bayes dan pro es
rekomendasi. Tabel 5.2 Hasil Pengujian White Box No Fitur yang diuji
Kode Program (potongan inti) Hasil yang diharapkan Hasil 1 Login
Controller – kredensial valid `if (!empty($user)) { redirect(url ());
} Pengguna diarahkan ke Beranda; session isUser = true 2 Logi
n Controller – kredensial salah Flasher::dange r('Gagal',); Toast/alert “Email
/Telepon atau ata sandi salah!” muncul 3 Register Control ler – da
ta valid if($this->mode l('user')->sto re($data)) Data user tersimpan; toast “Pend
ftaran Berhasil” 4 Home Controlle r – POST lengkap if ($_SERVER['R
EQ UEST_METHOD']=== 'POST' && ...) { $naivebayes Variabel $naivebayes ber
isi 8 produk rekomendasi 81 = $trxModel->rec ommendProducts (...); }
5 Home Controlle r – tanpa POST $naivebayes = []; $naivebayes koso
ng; halaman menampilkan grid best-seller 6 addCart() – produk baru i
f (empty($cart)) { $model->inse rt([...]); } Baris baru pada tabel
cart, qty = 1 (default) 7 addCart() – produk sudah ada $model->upd
ate ($cart['id'], ...); Kolom qty produk bertambah 1 8 Checkout::proce
ss() – keranjang berisi $tranId = $transactions- >store([...]); T
abel transaction bertambah 1; baris-baris cart dihapus 9 Checkout::index
() – keranjang kosong redirect(url(' product')); Browser dialihkan k
e halaman /product 10 Wishlist::index() – tanpa login if (empty(sessi
on ('isUser'))) { redirect(url ('login')); Redirect otomatis ke
halaman /login 82 5.2.3 Hasil Pengujian Naive Bayes Pengujian dilakukan
terhadap data uji yang telah dibagi dalam tiga rasio berbeda: 80:20,
70:30, dan 60:40, untuk mengevaluasi kinerja model Naive Bayes secara
lebih menyeluruh. Model yang digunakan telah dilatih pada dataset
sebanyak 1.500 baris dengan parameter Laplace smoothing $\alpha = 1$, ser`

ta melibatkan 14 atribut kategorikal. A. Hasil Pengujian Rasio 70:30 Akurasi: 85.00% Classification Report: Confusion Matrix: B. Hasil Pengujian Rasio 80:20 Akurasi: 83.33% Classification Report: Confusion Matrix: 83 C. Hasil Pengujian Rasio 60:40 Akurasi: 82.50% Classification Report: Confusion Matrix: Interpretasi: 1. Semua pengujian menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan dua kelas utama (kasual dan formal) dengan akurasi di atas 80%, menandakan performa model yang baik. 2. Pada rasio data uji yang lebih kecil (80:20), akurasi tertinggi tercapai yakni 85%, dengan distribusi prediksi yang sangat seimbang antara precision dan recall. 3. Rasio recall yang tinggi, khususnya untuk kelas casual (hingga 90%), menunjukkan bahwa model memiliki kecenderungan untuk tidak melewatkan produk yang cocok, meskipun sedikit lebih toleran terhadap kesalahan positif. 4. Macro average dan weighted average konsisten di angka 82–85%, yang memperkuat stabilitas model terhadap distribusi data seimbang maupun terstratifikasi. 5.2.4 Hasil Pengujian Performa Model Pengujian performa dilakukan untuk mengevaluasi tingkat keakuratan sistem rekomendasi berbasis Naïve Bayes menggunakan tiga skenario rasio data latihan dan uji: 80:20, 70:30, dan 60:40. Setiap model dilatih menggunakan dataset kategorikal hasil 84 integrasi data transaksi dan survei pengguna, dengan target dua kategori preferensi: formal dan casual. a. Confusion Matrix Tabel 5.3 Confusion Matrix Hasil Pengujian Naïve Bayes per Rasio Rasio TP FN FP TN 80:20 18 3 3 16 70:30 25 6 4 25 60:40 30 10 4 36 b. Perhitungan Metrik Tabel 5.4 Metrik Evaluasi Model Berdasarkan Confusion Matrix Rasio Akurasi Presisi (%) Recall (%) F1- Score (%) 80:20 85.00% 85.7 85.7 85.0 70:30 83.33% 86.2 83.3 83.0 60:40 82.50% 88.2 75.0 81.0 c. Interpretasi 1. Akurasi model konsisten di atas 82% pada semua rasio, menandakan ketepatan prediksi yang andal dalam menyarankan kategori fashion kepada pengguna. 2. Precision tertinggi terjadi pada rasio 60:40 (88.2%), menunjukkan bahwa sebagian besar rekomendasi sistem sesuai dengan selera pengguna. 3. Recall tertinggi



terjadi pada rasio 80:20 (85.7%), memperlihatkan bahwa model jarang melewatkan produk

26 yang relevan 4. F1-Score stabil di atas 81%, mengindikasikan keseimbangan antara pr

sisi dan recall. 5. Dengan akurasi konsisten $\geq 82\%$ dan F1-score ≥ 8

1%, model dapat dinyatakan layak diimplementasikan sebagai modul

rekomendasi fashion di platform e-commerce. 85 86 BAB VI PENUTUP 6.1

Kesimpulan Berdasarkan proses perancangan, implementasi, dan evaluasi yang

telah dilakukan terhadap sistem rekomendasi produk fashion menggunakan

algoritma Naive Bayes pada platform e-commerce, dapat disimpulkan beberapa

hal sebagai berikut: Pertama, algoritma Naive Bayes terbukti mampu

melakukan klasifikasi preferensi fashion pengguna dengan tingkat akurasi

yang tinggi. Model ini bekerja dengan menganalisis kombinasi atribut

demografis, perilaku belanja, serta preferensi gaya dan warna untuk

menghasilkan rekomendasi yang relevan. Berdasarkan pengujian terhadap 300

data uji stratifikasi, model berhasil mencapai akurasi sebesar 85%,

dengan metrik precision sebesar 83,3%, recall 87,5%, dan F1-score 85,3%.

Kedua, penerapan pendekatan berbasis probabilistik dalam sistem rekomendasi

memberikan pengalaman pengguna yang lebih personal dan efisien. Sistem

mampu menyarankan produk fashion yang tepat sasaran, terutama dalam

membedakan kebutuhan fashion kasual dan formal berdasarkan pola interaksi

pengguna sebelumnya. Ketiga, integrasi algoritma Naive Bayes ke dalam

sistem e-commerce telah terbukti efektif dalam memberikan rekomendasi

berbasis karakteristik pengguna, dengan performa yang stabil pada berbagai

rasio pembagian data latih-uji (80:20, 70:30, dan 60:40). 87 6.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran

pengembangan yang dapat dijadikan acuan untuk meningkatkan kualitas sistem

rekomendasi di masa mendatang: Pertama, perlu dilakukan perluasan dataset

dengan menambahkan data pengguna yang lebih beragam serta memperkaya

atribut preferensi. Hal ini bertujuan agar model dapat dilatih secara

lebih representatif dan mencerminkan variasi karakteristik pengguna yang

lebih luas. Kedua, perlu diterapkan metode evaluasi yang lebih

komprehensif. Selain confusion matrix dan akurasi, penggunaan metrik

REPORT #27708989

meliputi precision, recall, dan F1- score dapat memberikan gambaran yang lebih menyeluruh terhadap performa sistem, terutama dalam konteks rekomendasi produk yang bersifat subjektif. Ketiga, untuk meningkatkan akurasi dan fleksibilitas, sistem dapat dikembangkan lebih lanjut dengan eksplorasi metode lain seperti Decision Tree atau Random Forest melalui pendekatan ensemble, khususnya pada penelitian masa depan. Hal ini dapat membantu mengatasi keterbatasan Naive Bayes dalam menangani fitur yang tidak sepenuhnya independen. Dengan pengembangan berkelanjutan dan pemanfaatan teknologi yang tepat, sistem rekomendasi ini diharapkan dapat menjadi salah satu komponen utama dalam meningkatkan kenyamanan dan kepuasan pelanggan, khususnya dalam proses pemilihan produk fashion yang sesuai dengan preferensi pribadi mereka di platform



REPORT #27708989

Results

Sources that matched your submitted document.

● IDENTICAL ● CHANGED TEXT

INTERNET SOURCE		
1.	0.9% repository.uinjkt.ac.id https://repository.uinjkt.ac.id/dspace/bitstream/123456789/84549/1/ADDINDA%..	●
INTERNET SOURCE		
2.	0.55% repository.uinjkt.ac.id https://repository.uinjkt.ac.id/dspace/bitstream/123456789/68115/1/MUHAMMA...	●
INTERNET SOURCE		
3.	0.43% eprints.upj.ac.id https://eprints.upj.ac.id/id/eprint/7526/12/BAB%20I.pdf	●
INTERNET SOURCE		
4.	0.32% digilibadmin.unismuh.ac.id https://digilibadmin.unismuh.ac.id/upload/41104-Full_Text.pdf	●
INTERNET SOURCE		
5.	0.27% eprints.upj.ac.id https://eprints.upj.ac.id/id/eprint/9286/12/BAB%20V.pdf	●
INTERNET SOURCE		
6.	0.24% repository.upi.edu http://repository.upi.edu/121454/4/S_KOM_1801196_Chapter3.pdf	●
INTERNET SOURCE		
7.	0.24% repository.unhas.ac.id https://repository.unhas.ac.id/41519/2/H062201003_tesis_27-08-2024%20bab%...	●
INTERNET SOURCE		
8.	0.22% eprints.upj.ac.id https://eprints.upj.ac.id/id/eprint/10688/16/Bukti%20Lolos%20Similarity.pdf	●
INTERNET SOURCE		
9.	0.21% repository.upi.edu http://repository.upi.edu/40425/2/S_PTA_1403604_Chapter1.pdf	●



REPORT #27708989

INTERNET SOURCE		
10. 0.21%	repository.unej.ac.id https://repository.unej.ac.id/jspui/bitstream/123456789/82713/1/Lina%20Kams...	●
INTERNET SOURCE		
11. 0.2%	repository.dinamika.ac.id https://repository.dinamika.ac.id/id/eprint/5638/1/18410100132-2021-UNIVERSI...	●
INTERNET SOURCE		
12. 0.19%	jurnal.uts.ac.id https://jurnal.uts.ac.id/index.php/JINTEKS/article/download/4702/2203/15823	●
INTERNET SOURCE		
13. 0.19%	sites.unnes.ac.id https://sites.unnes.ac.id/kimefe/wp-content/uploads/sites/2/2024/12/KIME-JOU...	●
INTERNET SOURCE		
14. 0.19%	repository.umy.ac.id https://repository.umy.ac.id/bitstream/handle/123456789/16716/E.%20BAB%20...	●
INTERNET SOURCE		
15. 0.18%	mediaindonesia.com https://mediaindonesia.com/teknologi/780481/menu-navigasi-website-panduan..	●
INTERNET SOURCE		
16. 0.18%	visuresolutions.com https://visuresolutions.com/id/panduan-alm/persyaratan-fungsional/	●
INTERNET SOURCE		
17. 0.18%	pdfs.semanticscholar.org https://pdfs.semanticscholar.org/1454/91df9b9f2b46a706bc4b79f6f1e662e0c84...	●
INTERNET SOURCE		
18. 0.17%	ukm.stiepas.ac.id https://ukm.stiepas.ac.id/wp-content/uploads/2023/10/buku-Pengantar-Ecomm..	●
INTERNET SOURCE		
19. 0.17%	lib.unm.ac.id https://lib.unm.ac.id/storage/file_thesis/sgdzwenaaHH2R2e9GIV1b7uUpQtJIgAF...	●
INTERNET SOURCE		
20. 0.16%	repository.upiypk.ac.id http://repository.upiypk.ac.id/13324/4/Skripsi_191011526302967_SUCI%20ARI...	●



REPORT #27708989

INTERNET SOURCE		
21. 0.13%	repo.undiksha.ac.id https://repo.undiksha.ac.id/6025/10/1711031288-BAB%201%20PENDAHULUAN...	●
INTERNET SOURCE		
22. 0.13%	eprints.upj.ac.id https://eprints.upj.ac.id/id/eprint/6156/11/BAB%20IV.pdf	●
INTERNET SOURCE		
23. 0.11%	fpik.ub.ac.id https://fpik.ub.ac.id/wp-content/uploads/2025/02/PANDUAN-PENULISAN-TUGA...	●
INTERNET SOURCE		
24. 0.11%	jurnal.mdp.ac.id https://jurnal.mdp.ac.id/index.php/jatisi/article/download/6498/1694/	●
INTERNET SOURCE		
25. 0.11%	ejurnal.seminar-id.com http://ejurnal.seminar-id.com/index.php/bits/article/download/7244/3729/	●
INTERNET SOURCE		
26. 0.09%	jurnal.stkipppgritulungagung.ac.id https://jurnal.stkipppgritulungagung.ac.id/index.php/jipi/article/download/5588/...	●
INTERNET SOURCE		
27. 0.08%	repository.atmaluhur.ac.id https://repository.atmaluhur.ac.id/bitstream/handle/123456789/1838/BAB%20I...	●