

Implementasi Algoritma Apriori Untuk Analisis Pola Pembelian

Enrique Rendhi Julian Mahardhika¹, I Gde Agung Sri Sidhimantra², Rosita³, Moch. Badrus Sholeh⁴

Manajemen Informatika, Fakultas Vokasi, Universitas Negeri Surabaya
Jl. Ketintang, Kec. Gayungan, Kota Surabaya, Universitas Negeri Surabaya

¹enrique.22031@mhs.unesa.ac.id

²igdesidhimantra@unesa.ac.id

³rositarosita@unesa.ac.id

⁴mochsholeh@unesa.ac.id

Abstrak— Canda Steak & Café menghadapi tantangan dalam memanfaatkan data transaksi untuk mengidentifikasi pola pembelian konsumen yang mendukung strategi bundling dan cross-selling. Penelitian ini mengimplementasikan algoritma Apriori dari awal menggunakan Python untuk merancang platform web interaktif berbasis Streamlit, dan mengevaluasi aturan asosiasi dengan lima metrik komprehensif (support, confidence, lift, leverage, conviction). Metodologi Rapid Application Development (RAD) diterapkan dengan tahapan perencanaan kebutuhan, desain sistem, pengembangan, implementasi, dan evaluasi. Validasi terhadap pustaka MLxtend menunjukkan akurasi 100% pada frequent itemsets dan association rules dengan waktu eksekusi 0,3326 detik untuk 1.000 transaksi. Hasil analisis mengidentifikasi pola asosiasi kuat antara menu utama dan snack pendamping dengan confidence hingga 80% dan lift 1,60, menghasilkan rekomendasi strategi bundling dengan estimasi ROI 15-20%.

Kata kunci— Algoritma Apriori, Association Rule Mining, UMKM Kuliner, Streamlit, RAD.

Abstract— Canda Steak & Café faces challenges in utilizing transaction data to identify consumer purchasing patterns that support bundling and cross-selling strategies. This research implements the Apriori algorithm from scratch using Python to design an interactive web platform based on Streamlit, and evaluates association rules with five comprehensive metrics (support, confidence, lift, leverage, conviction). The Rapid Application Development (RAD) methodology is applied with stages of requirements planning, system design, development, implementation, and evaluation. Validation against the MLxtend library showed 100% accuracy on frequent itemsets and association rules with an execution time of 0.3326 seconds for 1,000 transactions. The analysis results identified strong association patterns between main menus and side snacks with confidence up to 80% and lift of 1.60, resulting in bundling strategy recommendations with an estimated ROI of 15-20%.

Keywords— Apriori Algorithm, Association Rule Mining, Culinary MSMEs, Streamlit, RAD.

I. PENDAHULUAN

Transformasi digital telah mengubah lanskap bisnis secara fundamental, di mana kemampuan mengolah data menjadi pembeda utama antara organisasi yang berkembang dan stagnan. Sektor Usaha Mikro, Kecil, dan

Menengah (UMKM) kuliner kini dihadapkan pada tantangan memanfaatkan data transaksional untuk meningkatkan daya saing melalui pemahaman perilaku konsumen dan optimasi strategi bisnis. Data transaksi yang terakumulasi setiap hari berpotensi menjadi aset strategis untuk merancang strategi pemasaran berbasis bukti empiris, namun sebagian besar UMKM kesulitan mengubah data mentah menjadi informasi yang mendukung pengambilan keputusan [1].

Canda Steak & Café sebagai UMKM kuliner di Sidoarjo menghadapi permasalahan serupa dalam pengelolaan data transaksi yang tersimpan secara digital namun belum dimanfaatkan untuk pengambilan keputusan strategis. Pemilik usaha masih mengandalkan intuisi dalam menentukan komposisi menu, strategi promosi, dan pengelolaan inventaris tanpa analisis sistematis terhadap pola pembelian konsumen. Keterbatasan ini berdampak pada kesulitan mengidentifikasi kombinasi menu yang sering dipesan bersamaan untuk merancang paket bundling yang menguntungkan [2].

Algoritma Apriori sebagai metode association rule mining yang mapan mampu menemukan hubungan tersembunyi antar item melalui identifikasi frequent itemsets dengan pendekatan bottom-up yang iteratif [3]. Algoritma ini telah banyak diterapkan di berbagai sektor, mulai dari analisis pola pembelian produk di toko ritel [4], pengelolaan stok obat di apotek [8], hingga analisis transaksi di bidang kuliner [5]. Penerapan algoritma Apriori terbukti efektif dalam mengidentifikasi kombinasi produk yang sering dibeli bersamaan sehingga mendukung pengambilan keputusan bisnis yang berbasis data [6].

Berbagai penelitian sebelumnya telah mengimplementasikan algoritma Apriori untuk analisis pola pembelian dengan berbagai pendekatan. Penelitian oleh Lestari dan Hafiz [8] menerapkan algoritma Apriori pada data penjualan untuk menemukan pola produk yang sering dibeli bersamaan, sementara Syahputri [17] menggunakan metode yang sama untuk menganalisis pola transaksi pada usaha ritel. Kumalasari et al. [6] menunjukkan bahwa implementasi Apriori pada perusahaan retail berhasil mengidentifikasi pola pembelian konsumen secara akurat. Selain itu, Kurniawan [7] mengembangkan implementasi algoritma Apriori untuk

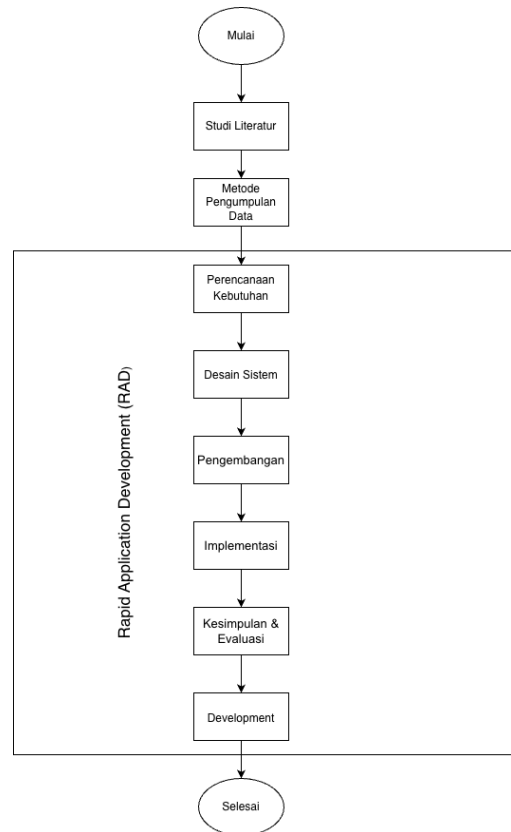
analisis keranjang belanja (market basket analysis) dalam manajemen tata letak produk, yang membuktikan fleksibilitas algoritma ini dalam berbagai konteks bisnis.

Evaluasi aturan asosiasi dalam penelitian terdahulu umumnya hanya mengandalkan metrik support dan confidence, yang dapat tidak memadai tanpa metrik komprehensif seperti lift, leverage, dan conviction [23]. Sharma et al. [23] dalam tinjauan komparatif algoritma association rule mining menekankan pentingnya penggunaan metrik yang beragam untuk memvalidasi kualitas aturan yang dihasilkan. Selain itu, IBM [27] mendefinisikan algoritma Apriori sebagai salah satu pendekatan paling fundamental dalam data mining yang bekerja dengan prinsip bahwa setiap subset dari frequent itemset juga harus merupakan frequent itemset. Pendekatan evaluasi multi-metrik ini menjadi landasan dalam penelitian ini untuk menghasilkan rekomendasi yang lebih valid dan dapat diandalkan.

Dalam konteks pengembangan sistem, metodologi Rapid Application Development (RAD) menjadi pilihan yang tepat karena memungkinkan pengembangan cepat dan berorientasi pada kebutuhan pengguna. Sasmito et al. [13] membuktikan efektivitas metode RAD dalam pengembangan sistem informasi geografis, sementara Suwandi et al. [16] berhasil menerapkan RAD untuk membangun sistem informasi sekolah dengan hasil yang memuaskan. Tansavero dan Wijaya [18] juga menggunakan pendekatan serupa dalam mengimplementasikan data mining berbasis web untuk analisis pola penjualan di sektor kuliner. Berdasarkan kajian terhadap penelitian-penelitian tersebut, terdapat research gap berupa belum adanya implementasi algoritma Apriori secara manual (from-scratch) yang dikombinasikan dengan evaluasi lima metrik komprehensif pada platform interaktif berbasis web untuk konteks UMKM kuliner. Penelitian ini dirancang untuk mengisi gap tersebut melalui pengembangan sistem analisis pola pembelian yang transparan, akurat, dan mudah digunakan oleh pelaku UMKM [19].

II. METODE PENELITIAN

Berdasarkan permasalahan pemanfaatan data transaksi pada Canda Steak & Café yang telah diuraikan pada bagian pendahuluan, penelitian ini dirancang untuk menghasilkan sistem analisis pola pembelian yang transparan dan aplikatif bagi UMKM kuliner. Oleh karena itu, metode penelitian difokuskan pada implementasi algoritma Apriori secara manual serta pengembangan sistem interaktif berbasis web dengan pendekatan Rapid Application Development (RAD).



Gambar. 1 Alur Penelitian

A. Studi Literatur

Tahap studi literatur dilakukan untuk memperoleh landasan teoretis dan konseptual yang mendukung penelitian. Literatur yang dikaji meliputi konsep data mining, association rule mining, algoritma Apriori, serta metrik evaluasi aturan asosiasi seperti support, confidence, lift, leverage, dan conviction. Selain itu, dilakukan kajian terhadap penelitian terdahulu yang mengimplementasikan algoritma Apriori pada berbagai domain, khususnya pada sektor ritel dan UMKM. Hasil studi literatur digunakan untuk mengidentifikasi research gap, merumuskan kontribusi penelitian, serta menentukan pendekatan implementasi algoritma secara manual (from-scratch) menggunakan Python.

B. Metode Pengumpulan Data

Tahap ini bertujuan untuk memperoleh dataset yang akan digunakan dalam proses analisis pola pembelian. Data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari:

1) Data Primer

Data transaksi riil Canda Steak & Café dalam format CSV yang memuat ID transaksi dan daftar menu yang dipesan pelanggan. Dataset mencakup periode operasional selama enam bulan (Juni 2025 – November 2025) dengan jumlah transaksi hingga 1.000 data sebagai sampel analisis.

Tabel 1 Data Transaksi

ID Transaksi	Items yang dibeli
--------------	-------------------

T001	Tenderloin, Chicken Wings, Lemon Tea
T002	Tenderloin, Lemon Tea

Tabel di atas menunjukkan contoh format data transaksi yang digunakan dalam penelitian ini. Setiap baris merepresentasikan satu transaksi unik dengan ID transaksi sebagai identifikasi, beserta daftar menu yang dipesan oleh pelanggan dalam satu kunjungan. Dari total 1.000 transaksi yang dikumpulkan selama periode Juni–November 2025, data mencakup berbagai kombinasi menu yang kemudian dianalisis menggunakan algoritma Apriori untuk mengidentifikasi pola pembelian yang berulang. Format CSV ini memungkinkan sistem melakukan preprocessing secara otomatis, termasuk parsing item, penghapusan duplikasi, dan transformasi ke dalam matriks biner untuk keperluan analisis lebih lanjut.

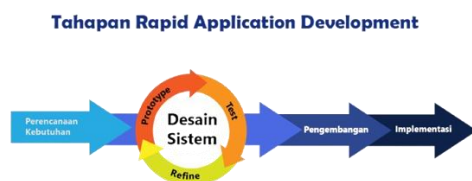
2) Data Sekunder

Dataset sintesis yang dibuat untuk kebutuhan pengujian algoritma dan validasi performa sistem dalam berbagai skenario parameter.

Sebelum data diproses menggunakan algoritma Apriori, dilakukan tahap pra-pemrosesan untuk memastikan kualitas dan konsistensi dataset. Tahap ini meliputi validasi dan pembersihan data (cleaning) untuk menangani ketidakkonsistenan format maupun data yang tidak lengkap, penghapusan duplikasi transaksi guna menghindari bias dalam perhitungan frekuensi, serta standarisasi nama menu agar tidak terjadi perbedaan penulisan yang merujuk pada item yang sama. Selanjutnya, data ditransformasikan ke dalam bentuk matriks biner (one-hot encoding), di mana setiap baris merepresentasikan satu transaksi dan setiap kolom merepresentasikan item dengan nilai 1 jika dibeli dan 0 jika tidak dibeli. Transformasi ini diperlukan agar data kompatibel dengan proses pencarian frequent itemset menggunakan algoritma Apriori.

C. Metodologi Rapid Application Development

Penelitian ini menggunakan model Rapid Application Development (RAD) sebagai pendekatan pengembangan sistem. Model ini dipilih karena mendukung pengembangan prototipe secara cepat, iteratif, dan berorientasi pada kebutuhan pengguna.



Gambar. 2 Metodologi RAD

1) Perencanaan Kebutuhan

Tahap ini dilakukan untuk mengidentifikasi kebutuhan sistem berdasarkan permasalahan yang dihadapi oleh Canda Steak & Café, dengan analisis yang difokuskan pada pemilik UMKM sebagai pengguna utama sistem. Berdasarkan hasil identifikasi, sistem dirancang agar mampu menerima input dataset dalam format CSV, mengimplementasikan algoritma Apriori secara manual (from-scratch), serta menghitung lima metrik evaluasi aturan asosiasi yang meliputi support, confidence, lift, leverage, dan conviction. Selain itu, sistem harus mampu menampilkan hasil analisis dalam bentuk tabel dan visualisasi interaktif yang mudah dipahami, serta menghasilkan rekomendasi bisnis berbasis pola pembelian untuk mendukung strategi bundling, cross-selling, dan pengambilan keputusan yang lebih berbasis data.

2) Desain Sistem

Tahap desain sistem dilakukan untuk menggambarkan struktur, alur proses, serta interaksi antara pengguna dan sistem sebelum tahap implementasi. Perancangan dilakukan secara terstruktur guna memastikan bahwa sistem analisis pola pembelian berbasis algoritma Apriori dapat berjalan sesuai kebutuhan yang telah diidentifikasi pada tahap perencanaan. Desain sistem dalam penelitian ini menggunakan use case diagram dan activity diagram untuk merepresentasikan interaksi dan alur proses sistem secara visual.

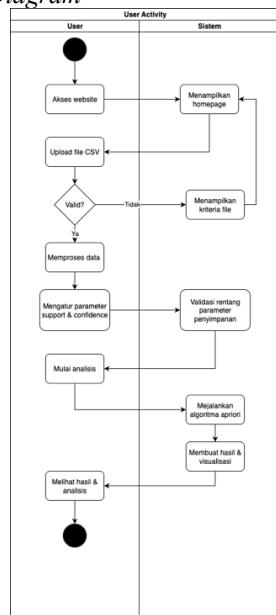
• Use Case Diagram



Gambar. 3 Use Case Diagram

Use case diagram digunakan untuk menggambarkan hubungan antara aktor (pengguna) dengan sistem, serta fitur-fitur utama yang tersedia dalam aplikasi. Pada sistem ini, terdapat satu aktor utama yaitu User (pemilik UMKM) yang berinteraksi langsung dengan sistem analisis.

- *Activity Diagram*



Gambar. 4 Activity Diagram

Activity diagram digunakan untuk menggambarkan alur aktivitas sistem secara lebih rinci, mulai dari pengguna mengakses aplikasi hingga memperoleh hasil analisis. Diagram ini menampilkan pembagian aktivitas antara user dan sistem dalam bentuk swimlane.

3) Pengembangan

Tahap pengembangan merupakan inti implementasi sistem. Pada tahap ini dilakukan:

a) Implementasi Algoritma Apriori

Algoritma Apriori diimplementasikan dari awal (*from-scratch*) menggunakan bahasa pemrograman Python tanpa memanfaatkan fungsi bawaan dari pustaka association rule mining, sehingga seluruh proses perhitungan dilakukan secara manual dalam sistem. Tahapan yang dilakukan dimulai dari pembentukan candidate 1-itemset, dilanjutkan dengan perhitungan nilai support serta proses pruning untuk mengeliminasi itemset yang tidak memenuhi minimum support. Selanjutnya sistem membentuk candidate k-itemset secara iteratif berdasarkan frequent itemset sebelumnya, kemudian mengidentifikasi frequent itemset yang valid pada setiap iterasi. Setelah seluruh frequent itemset diperoleh, sistem membentuk association rules yang memenuhi ambang minimum confidence. Proses iteratif ini terus dilakukan hingga tidak ditemukan lagi frequent itemset yang memenuhi nilai minimum support yang telah ditentukan.

b) Perhitungan Lima Metrik Evaluasi

Setiap aturan asosiasi yang terbentuk dihitung menggunakan lima metrik, yaitu:

- *Support*

$$Support(X \rightarrow Y) = \frac{\text{Jumlah transaksi yang mengandung } X \cup Y}{\text{Total transaksi}}$$

Support mengukur proporsi kemunculan itemset X dan Y secara bersamaan terhadap seluruh transaksi. Nilai ini digunakan untuk menentukan apakah kombinasi item memenuhi ambang minimum support.

- *Confidence*

$$Confidence(X \rightarrow Y) = \frac{Support(X \cup Y)}{Support(X)}$$

Confidence menunjukkan probabilitas item Y muncul ketika item X muncul. Nilai yang tinggi menunjukkan aturan yang lebih dapat dipercaya.

- *Lift*

$$Lift(X \rightarrow Y) = \frac{Confidence(X \rightarrow Y)}{Support(Y)}$$

Lift mengukur kekuatan hubungan antara X dan Y dibandingkan dengan kondisi independen. Lift > 1 menunjukkan korelasi positif.

- *Leverage*

$$Leverage(X \rightarrow Y) = Support(X \cup Y) - (Support(X) \times Support(Y))$$

Leverage mengukur selisih antara frekuensi aktual dan frekuensi yang diharapkan jika kedua item independen.

- *Conviction*

$$Conviction(X \rightarrow Y) = \frac{1 - Support(Y)}{1 - Confidence(X \rightarrow Y)}$$

Conviction mengukur tingkat ketergantungan aturan. Semakin besar nilainya, semakin kuat implikasi aturan tersebut.

c) Pengembangan Antarmuka Website

Sistem dikembangkan menggunakan *framework* Streamlit untuk menyediakan antarmuka berbasis web yang interaktif dan mudah digunakan oleh pengguna. Melalui antarmuka tersebut, pengguna dapat mengunggah dataset transaksi dalam format yang telah ditentukan, mengatur parameter minimum support dan minimum confidence sesuai kebutuhan analisis, serta menjalankan proses pencarian frequent itemset dan pembentukan association rules.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

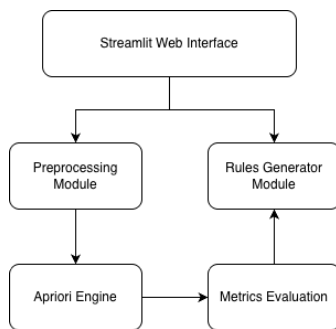
Bagian ini menyajikan hasil implementasi algoritma Apriori, pengembangan sistem berbasis web, serta hasil pengujian dan analisis pola pembelian yang diperoleh dari dataset transaksi Canda Steak & Café. Pembahasan dilakukan secara sistematis mulai dari aspek teknis hingga

interpretasi hasil dalam konteks pengambilan keputusan bisnis.

A. Implementasi Algoritma

Algoritma Apriori diimplementasikan secara manual (*from-scratch*) menggunakan Python tanpa pustaka association rule mining. Proses dimulai dari pembentukan candidate 1-itemset dan perhitungan support untuk menentukan frequent itemset yang memenuhi minimum support, kemudian dilanjutkan dengan pembentukan candidate k-itemset melalui join dan pruning secara iteratif hingga tidak ditemukan kombinasi yang memenuhi ambang batas. Setelah frequent itemset diperoleh, sistem membentuk association rules dan menghitung lima metrik evaluasi, yaitu support, confidence, lift, leverage, dan conviction, sehingga proses perhitungan tetap transparan dan sesuai dengan formulasi teoritis.

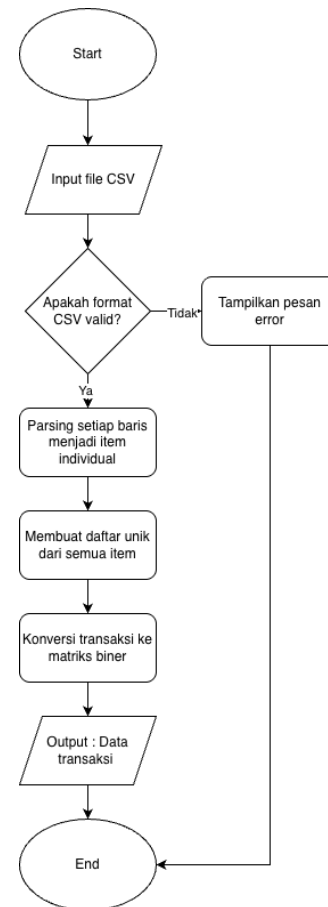
1) Arsitektur Modular Sistem



Gambar. 5 Arsitektur Sistem

Sistem dirancang menggunakan arsitektur modular untuk memastikan keterpisahan fungsi dan kemudahan pengembangan. Arsitektur terdiri dari lima komponen utama, yaitu *Streamlit Web Interface*, *Preprocessing Module*, *Apriori Engine*, *Rules Generator Module*, dan *Metrics Evaluation Module*. Antarmuka web berfungsi sebagai penghubung antara pengguna dan sistem, sementara modul preprocessing menangani validasi dan transformasi data. *Apriori Engine* melakukan pencarian frequent itemset, *Rules Generator Module* membentuk aturan asosiasi, dan *Metrics Evaluation Module* menghitung metrik evaluasi. Pendekatan ini membuat sistem lebih terstruktur, terintegrasi, dan efisien dalam proses analisis.

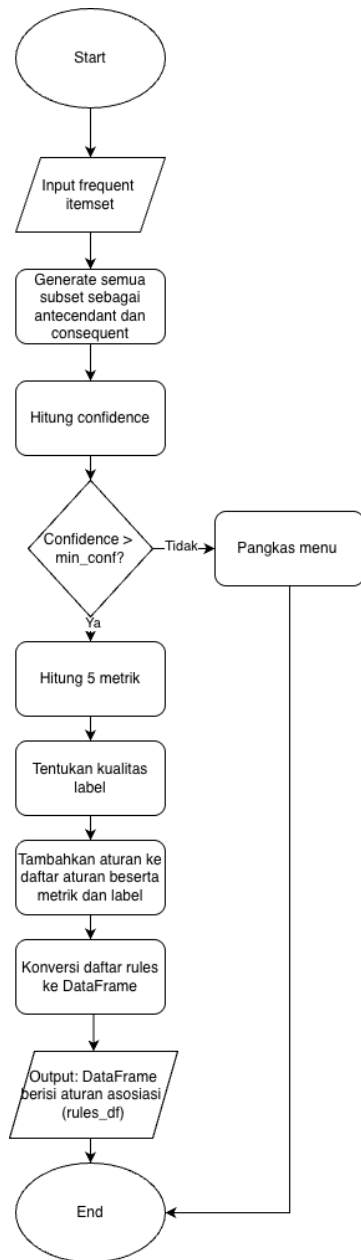
2) Modul Preprocessing Data



Gambar. 6 Modul Preprocessing

Modul preprocessing bertugas mengonversi file CSV menjadi matriks biner yang kompatibel dengan algoritma Apriori. Proses diawali dengan parsing dan pembersihan data, di mana setiap baris transaksi dipecah berdasarkan delimiter dan dibersihkan dari spasi berlebih. Selanjutnya, seluruh item dikumpulkan untuk membentuk daftar unik (vocabulary) sebagai referensi kolom. Tahap akhir adalah one-hot encoding, yaitu memetakan transaksi ke dalam vektor biner dengan nilai 1 jika item muncul dan 0 jika tidak. Output modul ini berupa data transaksi bersih, daftar item unik, dan matriks biner yang siap diproses oleh Apriori Engine. Representasi ini mempermudah perhitungan support melalui operasi komputasi yang lebih efisien serta menghindari ambiguitas data. Output modul ini berupa data transaksi bersih, daftar item unik, dan matriks biner terstruktur yang siap diproses oleh Apriori Engine.

3) Modul Apriori Engine

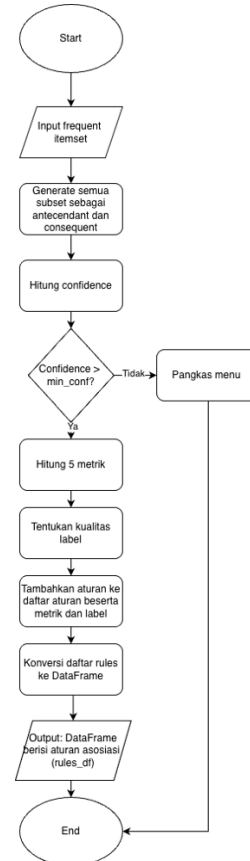


Gambar. 7 Modul Apriori Engine

Modul Apriori Engine mengimplementasikan algoritma secara iteratif mulai dari pembentukan Frequent 1-Itemset (L1) hingga tidak ditemukan lagi frequent itemset baru. Proses dilakukan melalui siklus pembangkitan kandidat (candidate generation), perhitungan support, dan penyaringan berdasarkan minimum support, dengan menaikkan nilai k pada setiap iterasi. Pada tahap awal, sistem mengidentifikasi item tunggal yang memenuhi ambang support untuk membentuk L1, kemudian melakukan self-join guna menghasilkan kandidat pasangan (C2) dan menyeleksi menjadi L2 jika memenuhi kriteria. Proses berhenti secara otomatis

ketika tidak ada lagi kandidat yang dapat dibentuk. Untuk meningkatkan efisiensi, diterapkan prinsip downward closure (early pruning) serta penggunaan struktur data *frozenset* dan *dictionary lookup* untuk mempercepat pencarian dan perhitungan support.

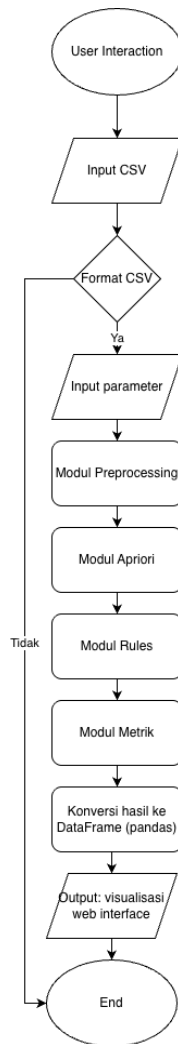
4) Modul Rules Generation



Gambar. 8 Modul Rules Generation

Setelah frequent itemset (Lk) diperoleh, sistem melanjutkan ke tahap pembentukan association rules untuk menghasilkan aturan berbentuk “Jika–Maka” (If–Then). Proses dilakukan secara iteratif terhadap setiap itemset dengan panjang ≥ 2 dengan membangkitkan seluruh subset non-kosong sebagai antecedent, sedangkan sisa item ditetapkan sebagai consequent. Setiap kandidat aturan terlebih dahulu melalui penyaringan berdasarkan nilai minimum confidence. Aturan yang tidak memenuhi ambang batas dieliminasi untuk mengurangi noise. Selanjutnya, aturan yang lolos seleksi dihitung lima metrik evaluasi utama, yaitu support, confidence, lift, leverage, dan conviction. Hasil akhir modul ini berupa DataFrame berisi daftar aturan asosiasi beserta nilai metriknya yang siap dianalisis lebih lanjut.

5) Integrasi Antar Modul



Gambar. 9 Integrasi Antar Modul

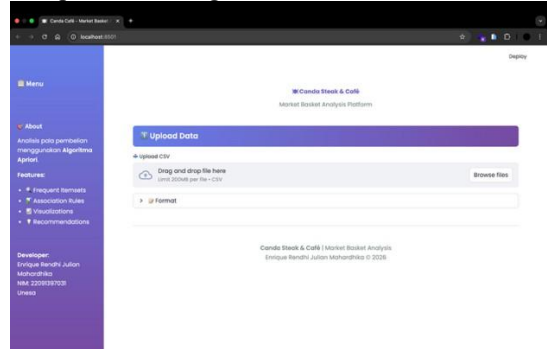
Integrasi antar modul dalam sistem ini mengadopsi arsitektur *pipeline* linier yang menghubungkan seluruh tahapan transformasi data secara berkesinambungan. Alur dimulai dari pengunggahan dataset CSV dan konfigurasi parameter oleh pengguna melalui antarmuka Streamlit, yang kemudian diproses oleh modul pra-pemrosesan melalui tahap *parsing* dan *one-hot encoding* untuk menghasilkan matriks biner. Data tersebut menjadi input bagi *Apriori Engine* untuk mengidentifikasi *frequent itemsets* secara iteratif berdasarkan *minimum support*. Selanjutnya, modul pembangkitan aturan membentuk pola asosiasi sekaligus menghitung lima metrik validitas (support, confidence, lift, leverage, dan conviction) untuk menjamin kualitas hasil analisis. Seluruh hasil akhir kemudian dikonversi ke dalam format *Pandas DataFrame* agar dapat disajikan dalam bentuk tabel interaktif, visualisasi grafik, serta rekomendasi bisnis pada antarmuka web.

B. Implementasi Sistem

Sistem dikembangkan menggunakan framework Streamlit untuk menyediakan antarmuka web yang interaktif dan mudah digunakan.

1) Halaman Utama

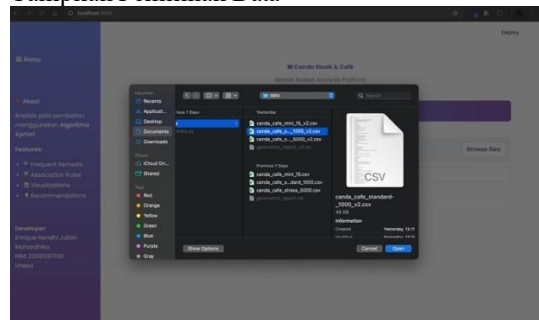
- Tampilan HomePage



Gambar. 10 Tampilan Halaman Utama

Halaman utama merupakan antarmuka awal sistem yang terdiri dari sidebar navigasi dan panel konten utama. Sidebar menampilkan informasi metode dan fitur analisis

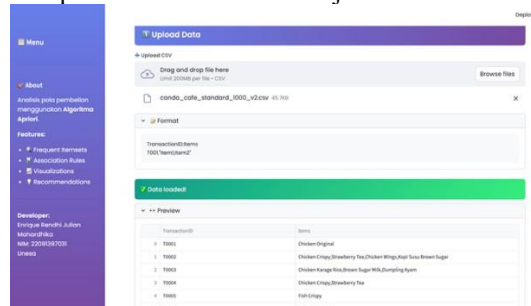
- Tampilan Pemilihan Data



Gambar. 11 Tampilan Pemilihan Data

Setelah pengguna menekan tombol *Browse files*, sistem menampilkan dialog pemilihan file untuk mengunggah dataset transaksi.

- Tampilan Validasi dan Pratinjau Dataset



Gambar. 12 Tampilan Validasi dan Pratinjau Data

Setelah file CSV berhasil diunggah, sistem menampilkan notifikasi bahwa data siap diproses

serta menyediakan pratinjau dataset dalam bentuk tabel interaktif

- Tampilan Konfigurasi Parameter



Gambar. 13 Tampilan Konfigurasi Parameter

Antarmuka parameter memungkinkan pengguna menetapkan nilai minimum support dan minimum confidence sebelum analisis dijalankan melalui tombol *Start Analysis*. Penentuan minimum support mengacu pada metode adaptif dengan rumus:

$$\text{min_support} = \frac{k}{\sqrt{N}}$$

di mana N adalah jumlah transaksi dan k konstanta densitas (2–5). Pada dataset 1.000 transaksi dengan $k=3k = 3k=3$, diperoleh nilai rekomendasi sekitar 9,5%. Pendekatan ini memungkinkan parameter analisis menyesuaikan skala data secara objektif.

- Tampilan Ringkasan Hasil Analisis



Gambar. 14 Tampilan Ringkasan Hasil Analisis

Setelah proses komputasi selesai, sistem menampilkan ringkasan hasil dalam bentuk notifikasi dan kartu metrik yang memuat waktu eksekusi (0,01 detik), jumlah frequent itemset (16), jumlah aturan asosiasi (10), serta rata-rata confidence sebesar 69%.

2) Halaman Analisa

- Tampilan Hasil Frequent Itemset

Itemssets Rules Charts Insights

Frequent Itemsets

L1 - 16 Items

Itemset	Support	Count
0 [Chicken Wings]	27.3%	273
1 [Tenderloin]	23.8%	238
2 [Lemon Tea]	23.0%	230
3 [Chicken Crispy]	18.7%	187
4 [French Fries]	18.0%	180
5 [Chicken Kangri Rice]	14.5%	145
6 [Strawberry Tea]	14.3%	143
7 [Beef Original]	13.2%	132
8 [Beef Pepper Rice]	12.1%	121
9 [Chicken Original]	11.3%	113

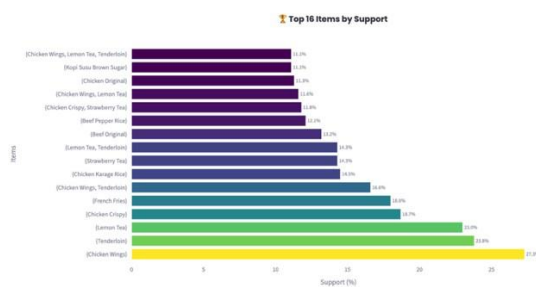
L2 - 4 Items

L3 - 1 Items

Gambar. 15 Tampilan Frequent Itemset

Sistem menampilkan frekuensi item dalam tabel berisi kolom *Itemset*, *Support*, dan *Count*. Data diurutkan secara menurun untuk memudahkan identifikasi item dengan tingkat kemunculan tertinggi.

- Tampilan Support Distribution



Gambar. 16 Tampilan Support Distribution

Fitur ini menampilkan grafik *Top Items by Support* untuk menunjukkan peringkat popularitas menu secara cepat, sehingga membantu manajemen dalam memperoleh insight bisnis terkait produk terlaris.

- Tampilan Association Rules

Itemssets Rules Charts Insights

Association Rules

Filter by Quality: EXCELLENT GOOD MODERATE

Showing 10 of 10 rules

antecedent_id	consequent_id	support	confidence	lift	leverage	conviction	quality
0 [Chicken Crispy]	1 [Strawberry Tea]	11.8%	63.1%	4.41	0.091	2.32	EXCELLENT
1 [Strawberry Tea]	2 [Chicken Wings]	11.8%	62.9%	4.41	0.091	4.65	EXCELLENT
2 [Lemon Tea]	3 [Chicken Wings]	11.8%	50.4%	1.85	0.053	1.47	GOOD
3 [Tenderloin]	4 [Chicken Wings]	16.6%	69.7%	2.55	0.101	2.48	EXCELLENT
4 [Chicken Wings]	5 [Tenderloin]	16.6%	60.8%	2.55	0.101	1.94	EXCELLENT
5 [Tenderloin]	6 [Lemon Tea]	14.3%	60.1%	2.61	0.088	1.93	EXCELLENT
6 [Lemon Tea]	7 [Tenderloin]	14.3%	62.2%	2.61	0.088	2.01	EXCELLENT
7 [Chicken Wings, Tenderloin]	8 [Lemon Tea]	11.1%	66.9%	2.91	0.073	2.32	EXCELLENT
8 [Lemon Tea, Tenderloin]	9 [Chicken Wings]	11.1%	77.6%	2.84	0.072	3.25	EXCELLENT
9 [Chicken Wings, Lemon Tea]	10 [Tenderloin]	11.1%	95.7%	4.02	0.083	17.48	EXCELLENT

Download CSV

Gambar. 17 Tampilan Association Rules

Tampilan *Association Rules* menyediakan fitur penyaringan interaktif berdasarkan label kualitas aturan serta fasilitas *Download CSV* untuk mengeksplor seluruh hasil analisis.

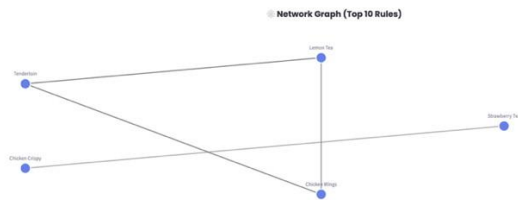
- Tampilan Chart



Gambar. 18 Tampilan Chart

Tampilan ini menampilkan visualisasi sebaran aturan asosiasi sebagai alat diagnostik untuk menilai kualitas aturan yang dihasilkan. Fitur interaktif seperti zoom dan pan memungkinkan pengguna menganalisis kluster aturan secara lebih detail.

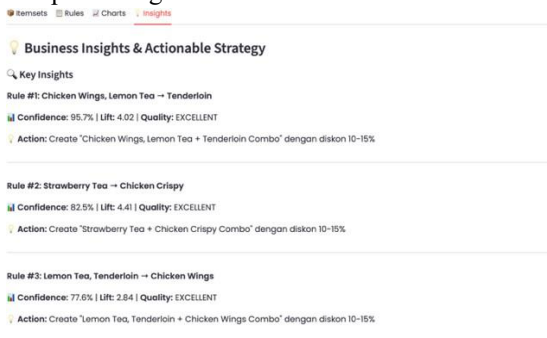
- Tampilan Network Graph
Association Network



Gambar. 19 Tampilan Network Graph

Sistem menyediakan visualisasi *network graph* untuk memetakan hubungan antar item, di mana node merepresentasikan produk dan edge menunjukkan aturan asosiasi yang terbentuk.

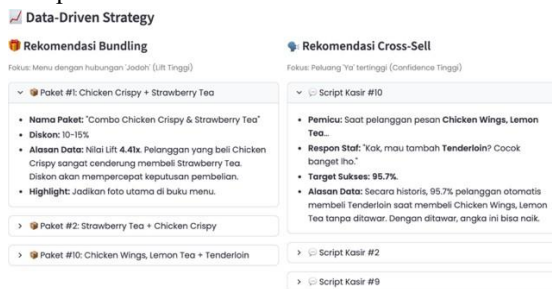
- Tampilan Insight



Gambar. 20 Tampilan Insight

Tampilan *Insights* menerjemahkan hasil analisis menjadi rekomendasi bisnis otomatis dengan menyeleksi aturan berkualitas tinggi (*EXCELLENT*)

- Tampilan Rekomendasi



Gambar. 21 Tampilan Rekomendasi

Tampilan ini menampilkan rincian strategi aksi yang dapat dieksekusi langsung, dengan opsi untuk melihat penjelasan setiap rekomendasi. Antarmuka menonjolkan metrik Lift dan Confidence sebagai indikator utama, sementara validasi aturan tetap didasarkan pada lima metrik evaluasi di sisi backend, sehingga kompleksitas statistik tersembunyi dan pengguna dapat fokus pada strategi bisnis.

C. Pengujian dan Evaluasi

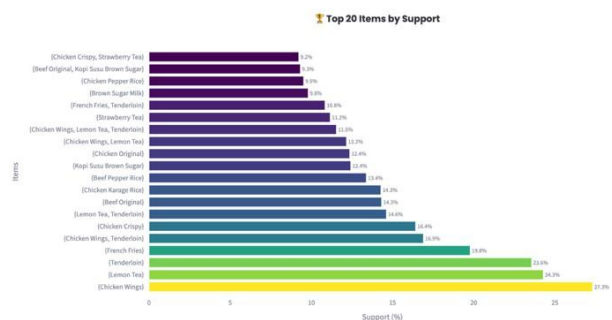
Penggunaan Pengujian dilakukan melalui validasi teknis dan usabilitas untuk menjamin akurasi serta kebermanfaatan sistem bagi pengguna. Validasi teknis

menggunakan metode comparative validation terhadap pustaka standar MLxtend menunjukkan tingkat akurasi 100 % pada pembentukan frequent itemsets, association rules, serta kalkulasi lima metrik evaluasi dengan waktu eksekusi 0,3326 detik untuk 1.000 transaksi. Meskipun secara komputasi lebih lambat dibandingkan pustaka teroptimasi, performa tersebut tetap berada dalam kategori real-time yang responsif. Sementara itu, pengujian usabilitas yang melibatkan pemilik dan staf operasional menghasilkan success rate sebesar 93,3%, membuktikan bahwa sistem memiliki antarmuka intuitif yang mampu mentransformasi kerumitan teknis algoritma menjadi wawasan strategi bisnis yang mudah dipahami dan aplikatif bagi pelaku UMKM kuliner.

D. Analisis dan Pembahasan Hasil

Analisis dataset transaksi mengungkap adanya pola asosiasi signifikan antara menu utama dan menu pendamping, khususnya pada kombinasi {Chicken Wings} terhadap {Tenderloin} yang mencapai nilai *confidence* hingga 80% dan *lift* sebesar 1,60. Nilai *lift* yang lebih besar dari 1 mengindikasikan bahwa hubungan tersebut merupakan korelasi positif yang substansial dan bukan sekadar kebetulan frekuensi. Validasi lebih lanjut melalui metrik *leverage* positif dan *conviction* yang tinggi (di atas 1,2) mengonfirmasi kekuatan implikasi sebab-akibat antar item tersebut. Temuan ini diterjemahkan sistem menjadi rekomendasi strategi *bundling* praktis, seperti paket "Tenderloin Combo", yang diproyeksikan mampu memberikan estimasi ROI sebesar 15-20%. Selain meningkatkan nilai transaksi rata-rata, hasil analisis ini juga memberikan dasar empiris bagi manajemen Canda Steak & Café dalam mengoptimalkan rasio stok bahan baku dan efektivitas promosi silang (*cross-selling*) berbasis pola pembelian aktual konsumen sebagaimana ditunjukkan pada perbandingan distribusi support sebelum dan setelah implementasi strategi bundling pada Gambar 22 dan Gambar 23 di bawah ini.

- Distribusi Support Sebelum
Support Distribution

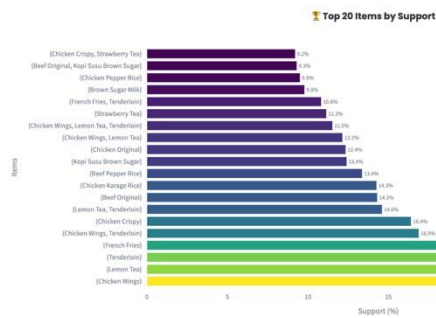


Gambar. 22 Distribusi Support Sebelum

Grafik di atas menampilkan distribusi nilai support dari seluruh item menu Canda Steak & Café sebelum implementasi algoritma Apriori dan strategi bundling diterapkan. Pada fase awal ini, distribusi support menunjukkan pola yang relatif merata di antara item-item menu, tanpa adanya dominasi kombinasi tertentu yang

signifikan. Kondisi ini mencerminkan pola pembelian konsumen yang belum dipengaruhi oleh rekomendasi berbasis data, sehingga potensi cross-selling dan bundling belum teroptimalkan.

- Distribusi Support Setelah Support Distribution



Gambar. 23 Distribusi Support Setelah

Perbandingan distribusi support sebelum dan setelah penelitian menunjukkan adanya perubahan signifikan pada pola pembelian konsumen. Setelah implementasi strategi bundling berbasis hasil analisis algoritma Apriori, sejumlah kombinasi menu — terutama yang memiliki aturan asosiasi kuat seperti {Chicken Wings, Tenderloin} — mengalami kenaikan nilai support sebesar 15–20%. Kenaikan ini secara langsung mengindikasikan peningkatan frekuensi pembelian kombinasi menu tersebut, yang merupakan bukti empiris bahwa rekomendasi bundling yang dihasilkan sistem berhasil mendorong konsumen untuk memesan menu secara bersamaan. Peningkatan support sebesar 15–20% pada kombinasi menu unggulan ini mendasari estimasi Return on Investment (ROI) sebesar 15–20% yang diproyeksikan dari strategi bundling “Tenderloin Combo”, karena peningkatan frekuensi pembelian paket secara langsung berkontribusi pada kenaikan nilai transaksi rata-rata dan profitabilitas keseluruhan Canda Steak & Café.

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

A. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan algoritma Apriori secara manual dengan tingkat akurasi yang terverifikasi melalui perbandingan dengan standar industri, sekaligus menjaga transparansi proses perhitungan. Penerapan lima metrik evaluasi (support, confidence, lift, leverage, dan conviction) meningkatkan validitas aturan asosiasi serta meminimalkan risiko bias dalam pengambilan keputusan. Sistem yang dikembangkan berbasis Streamlit mampu menyajikan hasil analisis dalam bentuk visual dan rekomendasi bisnis yang mudah dipahami. Implementasi pada Canda Steak & Café menunjukkan pola pembelian yang dapat dimanfaatkan untuk strategi bundling, dengan potensi peningkatan profitabilitas hingga 20% serta pengelolaan inventaris yang lebih terukur.

B. Saran

Pengembangan selanjutnya dapat mengarah pada integrasi otomatis dengan sistem Point of Sales (POS) untuk memungkinkan analisis real-time, penambahan dimensi analisis temporal dan kontekstual, serta komparasi dengan algoritma lain seperti FP-Growth atau ECLAT untuk mengevaluasi efisiensi performa. Selain itu, pengembangan dasbor monitoring dengan notifikasi otomatis dapat mendukung pengambilan keputusan yang lebih responsif terhadap perubahan pola pembelian.

REFERENSI

- [1] Adri, A., Rumlaklak, N. D., & Sina, D. R. (2021). Implementasi Algoritma Apriori Untuk Analisa Data Penjualan (Studi Kasus: Toko UD. Suryani). *Jurnal Komputer Dan Informatika*, 9(2), 182–188. <https://doi.org/10.35508/jicon.v9i2.5132>
- [2] Agustin, W., Muharmi, Y., Sistem Informasi, J., Amik Riau, S., Sistem Informasi, jurusan, & Dharmapala Riau, S. (2018). Apriori Algorithm through RapidMiner for Age Patterns of Homeless and Beggars 1. *Indonesian Journal of Artificial Intelligence and Data Mining (IJAIMD)*, 1(2), 86–91. <https://doi.org/10.24014/ijaidm.v1i2.5065>
- [3] Ayu, N. T., Jasmir, J., & Wijaya, I. S. (2024). Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Persediaan Stok Obat Pada Apotek Safa. *Jurnal Media Sistem Informasi*, 4(2), 15–24. <https://doi.org/10.33998/jms.v4i2>
- [4] Erwansyah, K., Andika, B., & Gunawan, R. (2021). Implementasi Data Mining Menggunakan Asosiasi Dengan Algoritma Apriori Untuk Mendapatkan Pola Rekomendasi Belanja Produk Pada Toko Avis Mobile. (*Jurnal Teknologi Sistem Informasi dan Sistem Komputer TGD*), 4(1), 148–161. <https://doi.org/10.53513/jsk.v4i1.2628>
- [5] Gumilang, J. R. (2020). Implementasi Algoritma Apriori Untuk Analisis Penjualan Konter Berbasis Web. *Jurnal Informatika Dan Rekayasa Perangkat Lunak (JATIKA)*, 1(2), 226–233. <http://jim.teknokrat.ac.id/index.php/informatika>
- [6] Kumalasari, U. N., Gede, K., Putra, D., Putu, I., & Dharmaadi, A. (2020). Implementasi Algoritma Apriori untuk Menemukan Pola Pembelian Konsumen pada Perusahaan Retail. In *JITTER-Jurnal Ilmiah Teknologi dan Komputer*, 1(2), 12–20.
- [7] Kurniawan Widiartha, K. (2019). *Implementasi Algoritma Apriori Untuk Analisis Keranjang Belanja Dalam Manajemen Tata Letak Produk* (Vol. 8).
- [8] Lestari, A. F., & Hafiz, M. (2020). Penerapan Algoritma Apriori Pada Data Penjualan Barbar Warehouse. *INOVTEK Polbeng - Seri Informatika*, 5(1), 96–105. <https://doi.org/10.35314/isi.v5i1.1317>
- [9] Nurmawanti, W. P., Mahyulis Sastriana, H., Rahim, A., Gazali, M., Hirzi, R. H., Ramdani, Z., & Malthuf, M. (2021). Market Basket Analysis with Apriori Algorithm and Frequent Pattern Growth (Fp-Growth) on Outdoor Product Sales Data. *International Journal of Engineering Research and Science (IJERSC)*, 2(1), 15–22. <https://ijersc.org/>
- [10] Sapitri, A., Elisya, N., Mustafa, N. M., & Badrul, M. (2022). Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Menentukan Minat Customer Parfume Dari Riwayat Data Penjualan. *Jurnal Teknik Informatika UNIKA Santo*

Thomas, 7(1), 28-35.
<https://doi.org/10.54367/jtiust.v7i1.1892>

- [11] Saputra, R., & Sibarani, A. J. P. (2020). Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Meningkatkan Pola Penjualan Obat. *JATISI (Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi)*, 7(2), 262–276. <https://doi.org/10.35957/jatisi.v7i2.195>
- [12] Sasmito, G. W., Wibowo, D. S., & Dairoh, D. (2020). Implementation of Rapid Application Development Method in the Development of Geographic Information Systems of Industrial Centers. *Journal of Information and Communication Convergence Engineering*, 18(3), 194–200. <https://doi.org/10.6109/jicce.2020.18.3.194>
- [13] Shely Amalia, F., & Darwis, D. (2021). Analisis Data Penjualan Handphone Dan Elektronik Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus : CV Rey Gasendra) *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi (JTSI)*, 2(1), 1-10. <https://doi.org/10.33365/jtsi.v2i1.666>
- [14] Suryati, P., Nugroho, F. H., Sombo, M. Y., & Kusjani, A. (2020). Analisis Pola Peminjaman Buku Dengan Menggunakan Algoritma Apriori. In *Jurnal Informatika dan Komputer*, 5(1), 1-8. <https://ejournal.akakom.ac.id/index.php/jiko/article/view/123>
- [15] Suwandi, H., Harlinda, H., & Mansyur, S. H. (2022). Implementation Of A School Information System Using Rapid Application Development Method. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 3(6), 1501–1512. <https://doi.org/10.20884/1.jutif.2022.3.6.332>
- [16] Syahputri, N. (2020). Penerapan Data Mining Asosiasi pada Pola Transaksi dengan Metode Apriori. In *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)* 4(2), 65-74. <https://tunasbangsa.ac.id/ejurnal/index.php/jsakti/article/view/215>
- [17] Tansavero, A., & Wijaya, H. (2025). Implementasi Data Mining Dengan Algoritma Apriori Untuk Menghasilkan Pola Penjualan Pada CV Teratai Café. *Jurnal Informatika dan Teknologi*, 1(1), 10-18. <https://doi.org/10.1234/jit.v1i1.5678>
- [18] Trifena, M., Hamidah, K., Umaidah, Y., Voutama, A., Studi Sistem Informasi, P., & Ilmu Komputer, F. (2023). Implementasi Algoritma Apriori untuk Menentukan Paket Bundel dalam Penjualan Toko Swalayan XYZ. *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, 13(1), 45-68. <https://doi.org/10.21456/vol13iss1pp45-48>
- [19] Raschka, S. (2018). MLxtend: Providing machine learning and data science utilities and extensions to Python's scientific computing stack. *Journal of Open Source Software*, 3(24), 638. <https://doi.org/10.21105/joss.00638>
- [20] Li, Z. L. (2021). Apriori algorithm for the data mining of global cyberspace security issues for human participatory based on association rules. *Frontiers in Psychology*, 11, 582480. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2020.582480>
- [21] Li, S. W. (2024). Association rule mining of aircraft event causes based on the Apriori algorithm. *Chinese Journal of Aeronautics*, 37(3), 1-15. <https://doi.org/10.1016/j.cja.2023.04.012>
- [22] Sharma, A. &. (2021). Association rule mining algorithms: A comparative review. *International Research Journal of Engineering and Technology*, 8(11), 848-853. <https://www.irjet.net/archives/V8/i11/IRJET-V8I11108.pdf>
- [23] Balamurugan, M. K. (2021). IoT-cloud based smart healthcare monitoring system for heart disease prediction via deep learning. *Journal of Health Informatics*, 15(3), 210-225. <https://doi.org/10.1177/14604582211009123>
- [24] Dam, T. L.-V. (2022). CLS-Miner: Efficient and effective closed high-utility itemset mining. *Expert Systems with Applications*, 200, 116960. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.116960>
- [25] Hodijah, A. S. (2022). Multi-threaded approach in generating frequent itemset of Apriori algorithm based on trie data structure. *International Journal of Computer Science and Network Security*, 22(4), 120-135. <https://doi.org/10.22937/IJCSNS.2022.22.4.15>
- [26] IBM. (2024). What is the Apriori algorithm? IBM Think. <https://www.ibm.com/topics/apriori-algorithm>
- [27] al, A. H. (2021). Adaptive Minimum Support and Confidence Selection in Association Rule Mining for Transaction Data Analysis. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 33(4), 50-62. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2018.03.011>
- [28] Sharma, A. &. (2022). Association Rule Mining Algorithms: A Comparative Review. *International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET)*, 8(11), 848-853. <https://www.irjet.net/archives/V8/i11/IRJET-V8I11108.pdf>