

Implementasi Market Basket Analysis Menggunakan Algoritma FP-Growth pada Penjualan Produk Toko Kelontong

Erick Mikha Santosa^{1*}, Andika Mahendra Yudhistira², Fajar Adit Pratama³, Hawi Dian Putra Anugrah⁴

¹Teknik Informatika/Illmu Komputer
Universitas Duta Bangsa Surakarta
^{1*}230103099@mhs.udb.ac.id

²Teknik Informatika/Illmu Komputer
Universitas Duta Bangsa Surakarta
²230103089@mhs.udb.ac.id

³Teknik Informatika/Illmu Komputer
Universitas Duta Bangsa Surakarta
³230103100@mhs.udb.ac.id

⁴Teknik Informatika/Illmu Komputer
Universitas Duta Bangsa Surakarta
⁴230103103@mhs.udb.ac.id

Abstrak— Peningkatan volume data transaksi penjualan ritel sering kali hanya menjadi arsip digital tanpa dimanfaatkan secara optimal. Padahal, data tersebut menyimpan informasi strategis mengenai pola perilaku belanja konsumen. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan teknik Market Basket Analysis (MBA) menggunakan algoritma Frequent Pattern Growth (FP-Growth) ke dalam sebuah sistem aplikasi berbasis web yang terintegrasi. Metode penelitian ini menggabungkan kerangka Knowledge Discovery in Databases (KDD) untuk pemrosesan data mining dan System Development Life Cycle (SDLC) untuk perancangan perangkat lunak. Menggunakan Retail Transaction Dataset yang memuat 30.000 riwayat transaksi, sistem mampu memproses unggahan data mentah menjadi format matriks secara mandiri dan memetakannya ke dalam visualisasi interaktif Graph FP-Tree. Pengujian algoritma dengan parameter minimum support 6% dan minimum confidence 40% berhasil mengekstraksi aturan asosiasi yang valid. Temuan terbaik menunjukkan korelasi positif yang kuat pada kombinasi produk Cereal dan Milk dengan nilai Lift Ratio 2.511. Inovasi dari sistem ini terletak pada kemampuannya menerjemahkan perhitungan matematis secara otomatis menjadi interpretasi bisnis, sehingga dapat memberikan rekomendasi strategis bagi pengelola toko terkait optimalisasi tata letak rak, perumusan paket promosi (bundling), dan pemeliharaan persediaan stok barang.

Kata kunci— Data Mining, FP-Growth, Market Basket Analysis, Toko Kelontong, Web.

Abstract— The increasing volume of retail sales transaction data often merely becomes a digital archive without being utilized optimally. However, this data holds strategic information regarding consumer shopping behavior patterns. This study aims to implement the Market Basket Analysis (MBA) technique using the Frequent Pattern Growth (FP-Growth) algorithm into an integrated web-based application system. The research method combines the Knowledge Discovery in Databases (KDD) framework for data mining processing and the System Development Life Cycle (SDLC) for software design. Using a Retail Transaction Dataset containing 30,000 transaction records, the system is capable of independently processing uploaded raw data into a matrix format and mapping it into an interactive Graph FP-Tree visualization. The algorithm testing with a minimum support parameter of 6% and a minimum confidence of 40% successfully extracted valid association rules. The best finding indicates a strong positive correlation in the product combination of Cereal and Milk with a Lift Ratio value of 2.511. The innovation of this system lies in its ability to automatically translate mathematical calculations into business interpretations, thereby providing strategic recommendations for store managers regarding shelf layout optimization, promotional package formulation (bundling), and inventory stock maintenance.

Keywords— Data Mining, FP-Growth, Grocery Store, Market Basket Analysis, Web.

I. PENDAHULUAN

Seiring dengan meningkatnya volume transaksi harian pada platform penjualan ritel, kumpulan data historis pelanggan yang tersimpan dalam basis data menjadi semakin masif[1]. Tumpukan data transaksi ini seringkali hanya dibiarkan sebagai arsip digital biasa tanpa diolah lebih lanjut untuk menggali informasi dan

pengetahuan strategis mengenai pola perilaku belanja konsumen[2][3]. Padahal, identifikasi terhadap kombinasi produk yang sering dibeli secara bersamaan sangat krusial untuk menyusun strategi pemasaran silang (cross-selling), pengaturan katalog, serta penentuan promosi yang tepat sasaran[4][5]. Tanpa pemanfaatan disiplin ilmu data mining, pengelola bisnis hanya akan mengandalkan intuisi semata dalam

merancang strategi pemasaran, sehingga potensi untuk meningkatkan volume penjualan tidak dapat dicapai secara maksimal [6].

Terdapat berbagai penelitian terdahulu yang telah mengkaji metode asosiasi untuk membedah pola transaksi ini. Sebagian penelitian menggunakan algoritma Apriori untuk menemukan pola pembelian konsumen atau peminjaman barang[5][7], namun memiliki kekurangan signifikan pada waktu komputasi yang melambat seiring besarnya data akibat proses pemindaian basis data (scanning database) yang berulang[9]. Penelitian lain kemudian beralih menggunakan algoritma FP-Growth untuk mengatasi kelemahan tersebut dalam merumuskan tata letak barang hingga penentuan paket sembako[10][11]. Akan tetapi, terdapat celah penelitian (research gap) yang signifikan dari mayoritas penelitian terdahulu tersebut. Pertama, proses pengolahan data masih sangat bergantung pada penggunaan perangkat lunak data mining pihak ketiga berbasis desktop (seperti RapidMiner atau Weka), yang sulit dioperasikan oleh pengguna awam tanpa latar belakang ilmu komputer[1][8][10]. Kedua, hasil analisis umumnya hanya disajikan dalam bentuk tabel statis di dalam laporan cetak tanpa adanya antarmuka sistem yang terintegrasi secara end-to-end[13][14]. Ketiga, luaran yang dihasilkan masih berupa metrik matematis murni yang sulit dipahami secara langsung oleh pengelola bisnis[15].

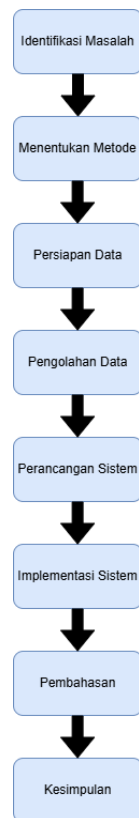
Untuk memberikan solusi terhadap kekurangan pada penelitian-penelitian sebelumnya, penelitian ini mengusulkan perancangan dan pembangunan sistem Market Basket Analysis (MBA) mandiri berbasis web yang mengimplementasikan algoritma Frequent Pattern Growth (FP-Growth)[7][8]. Penelitian ini menerapkan Metode Pengembangan Sistem Terintegrasi, yang menggabungkan kerangka kerja Knowledge Discovery in Databases (KDD) untuk pemrosesan data, dan System Development Life Cycle (SDLC) untuk rekayasa perangkat lunaknya[4]. Algoritma FP-Growth dipilih sebagai inti pemrosesan komputasi karena

terbukti efisien memproses dataset bervolume besar tanpa perlu membangkitkan kandidat kombinasi item (candidate generation) secara berulang[8].

Melalui pendekatan tersebut, inovasi dan kontribusi utama penelitian ini secara langsung menjawab kelemahan sistem terdahulu. Aplikasi web yang dibangun menghadirkan fitur manajemen data dinamis (CRUD) di mana pemilik bisnis dapat mengelola data secara mandiri, termasuk menambahkan ribuan baris transaksi sekaligus melalui unggahan file CSV tanpa memerlukan aplikasi pihak ketiga[4][11]. Selain itu, output hasil analisis tidak lagi berupa tabel statis, melainkan memuat visualisasi interaktif Graph FP-Tree yang memetakan jalur frekuensi barang secara visual[12][13]. Lebih lanjut, hasil akhir dari aturan asosiasi (berupa nilai Support, Confidence, dan Lift Ratio) akan diterjemahkan secara otomatis oleh sistem ke dalam kalimat interpretasi bisnis yang ramah pengguna[14][15]. Dengan demikian, hasil analisis ini dapat langsung dipahami dan diimplementasikan oleh pihak manajemen toko kelontong sebagai landasan objektif dalam mendukung perumusan strategi bisnis yang lebih terarah[11][12].

II. METODOLOGI PENELITIAN

Pelaksanaan penelitian ini disusun berdasarkan alur kerja yang sistematis dan terarah guna memastikan seluruh proses, mulai dari pengolahan data mentah hingga perancangan perangkat lunak, dapat berjalan sesuai dengan tujuan. Pendekatan terstruktur ini sangat krusial untuk menjembatani kebutuhan analisis *data mining* pada transaksi ritel berskala besar dengan pengembangan antarmuka sistem aplikasi yang interaktif. Secara visual, keseluruhan alur dan kerangka kerja utama yang diterapkan dalam penelitian ini diilustrasikan pada bagan tahapan penelitian berikut:



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Gambar 1. di atas merepresentasikan tahapan penelitian yang dirancang menggunakan Metode Penelitian Pengembangan Sistem Terintegrasi. Metode ini dipilih karena merupakan kombinasi sinergis antara kerangka *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) untuk tahap pemrosesan data, dengan *System Development Life Cycle* (SDLC) untuk tahap perancangan dan pembangunan sistem berbasis *website*[4][8].

Pendekatan ini memungkinkan penelitian untuk mengintegrasikan proses ekstraksi pengetahuan dari kumpulan data yang kompleks ke dalam sebuah alur kerja sistem yang terstruktur. Kerangka KDD diimplementasikan dari tahap "Persiapan Data" hingga "Pengolahan Data" untuk memastikan data yang digunakan akurat dan memiliki nilai informasi yang tinggi[8]. Selanjutnya, kerangka SDLC diterapkan pada tahap "Perancangan Sistem" hingga "Implementasi Sistem" untuk menjamin bahwa sistem yang dibangun memenuhi kebutuhan fungsional dan teknis secara sistematis. Akhir dari tahapan ini ditutup dengan "Pembahasan Hasil Asosiasi FP-Growth" untuk

memvalidasi performa sistem dalam mengolah data yang telah diproses sebelumnya[4].

A. Identifikasi Masalah

Masalah utama yang diidentifikasi adalah penumpukan data transaksi penjualan ritel yang selama ini hanya dibiarkan menjadi arsip digital tanpa dimanfaatkan untuk menggali informasi pola belanja konsumen. Tanpa adanya penerapan data mining, pengelola bisnis hanya mengandalkan intuisi semata dalam menentukan strategi pemasaran dan tata letak barang. Selain itu, mayoritas penelitian dan sistem terdahulu masih sangat bergantung pada perangkat lunak desktop pihak ketiga yang tidak terintegrasi dari awal hingga akhir, sehingga menyulitkan pengguna awam untuk memproses data dan membaca hasilnya secara mandiri.

B. Metode Asosiasi Algoritma Fp-Growth

Algoritma *Frequent Pattern Growth* (FP-Growth) adalah salah satu metode analisis asosiasi yang digunakan untuk menemukan himpunan *item* yang sering muncul secara bersamaan (*frequent itemsets*) dalam sebuah basis data transaksi[1]. Berbeda dengan algoritma klasik seperti Apriori yang memerlukan proses pembentukan kandidat (*candidate generation*) secara berulang yang memakan banyak waktu dan komputasi memori, algoritma FP-Growth menggunakan pendekatan *divide-and-conquer*[7]. Algoritma ini memampatkan basis data transaksi ke dalam sebuah struktur data pohon, sehingga proses pencarian pola frekuensi tinggi menjadi jauh lebih efisien dan cepat karena sistem hanya memerlukan dua kali proses pemindaian (*scanning*) terhadap basis data transaksi secara keseluruhan[9].

Frequent Pattern Tree (FP-Tree) merupakan struktur data berbentuk graf pohon (*prefix-tree*) yang menjadi inti dari efisiensi algoritma FP-Growth[9]. FP-Tree berfungsi untuk menyimpan informasi transaksi dalam bentuk yang sangat padat dan terkompresi. Dalam struktur graf ini, setiap *node* (simpul) merepresentasikan sebuah *item* spesifik beserta jumlah kemunculannya (*support count*), sedangkan bagian akar (*root*)

dari pohon ini diinisialisasi sebagai nilai kosong (*null*). Lintasan (*path*) yang terbentuk dari *root* menuju ke simpul daun (*leaf*) menggambarkan hierarki kombinasi *item* yang dibeli secara bersamaan. Dengan memetakan setiap transaksi ke dalam lintasan yang saling berbagi *node* (*node sharing*) untuk *item* yang sama, algoritma dapat dengan mudah menelusuri dan mengekstraksi pola asosiasi tanpa harus menguji seluruh kombinasi *item* yang tidak relevan[9].

Setelah kombinasi *frequent itemsets* berhasil ditemukan melalui ekstraksi FP-Tree, tahap selanjutnya adalah *Association Rule Mining*, yaitu proses pembentukan aturan asosiasi yang menunjukkan keterkaitan antar *item* dengan pola kondisional "Jika membeli A, maka membeli B" ($A \rightarrow B$)[8]. Kualitas, kekuatan, dan validitas dari aturan asosiasi yang dihasilkan dievaluasi berdasarkan tiga parameter pengukuran objektif, yaitu *Support*, *Confidence*, dan *Lift Ratio*[1]. *Support* adalah metrik yang menunjukkan probabilitas atau persentase seberapa sering suatu kombinasi *item* muncul bersamaan dalam keseluruhan transaksi basis data,[8] dengan rumus:

$$Support(A \rightarrow B) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A dan B}}{\text{Total Seluruh Transaksi}}$$

Selanjutnya, *Confidence* adalah ukuran tingkat kepastian atau probabilitas bersyarat yang menunjukkan seberapa besar kemungkinan *item* B dibeli jika pelanggan telah membeli *item* A[9]. Rumus untuk menghitung nilai *confidence* adalah:

$$Confidence(A \rightarrow B) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A dan B}}{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A}}$$

Terakhir, *Lift Ratio* adalah parameter yang digunakan untuk mengukur seberapa kuat korelasi atau daya tarik antara *item* A dan *item* B, serta membuktikan bahwa aturan asosiasi tersebut bukan sekadar kebetulan dari tingginya frekuensi individual. Aturan dianggap valid dan memiliki korelasi positif yang saling mempengaruhi jika nilai *Lift Ratio* lebih besar dari 1[1]. Rumus perhitungannya adalah:

$$LiftRatio(A \rightarrow B) = \frac{Confidence(A \rightarrow B)}{Support B}$$

C. Persiapan Data

Tahap persiapan data difokuskan pada pencarian dan pengumpulan dataset transaksi penjualan ritel yang relevan melalui Kaggle, sebuah platform penyedia data publik terkemuka. Setelah dataset mentah yang sesuai ditemukan dan diunduh, data tersebut akan ditinjau secara awal untuk memastikan kelengkapan atribut pentingnya, seperti ID transaksi, nama produk, dan waktu pembelian. Langkah pengumpulan dari Kaggle ini menjadi fondasi awal yang krusial sebelum data tersebut dibersihkan dari anomali dan ditransformasikan ke dalam format yang siap diproses oleh algoritma FP-Growth.

D. Pengolahan Data

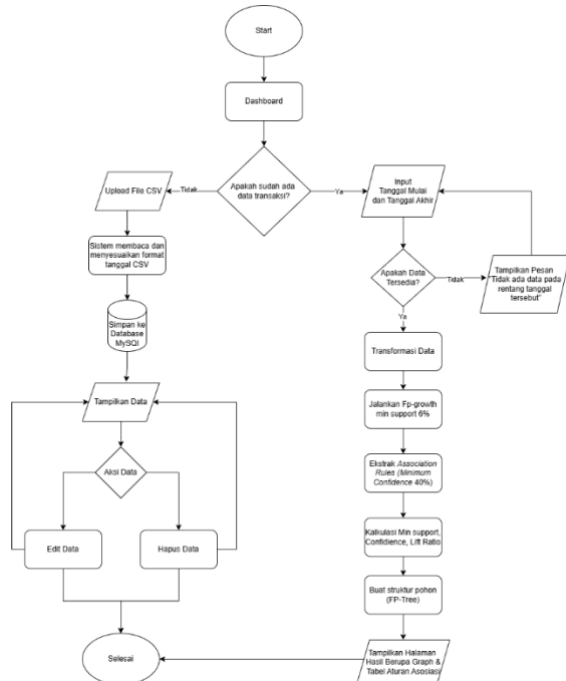
Sebelum diproses lebih lanjut menggunakan algoritma FP-Growth, dilakukan persiapan data. Persiapan data dilakukan untuk memastikan kesiapan dataset terhadap analisis asosiasi, yang umumnya mencakup tahapan seperti *Data cleaning* dan Transformasi data.

1. *Data cleaning* adalah tahap persiapan data di mana sebuah kumpulan data dibersihkan. Proses ini mencakup identifikasi dan penanganan data yang tidak lengkap (nilai yang hilang), tidak akurat, tidak konsisten (format yang berbeda), maupun penanganan data yang duplikat. Tujuan utamanya adalah untuk mengubah data mentah yang berantakan menjadi dataset yang bersih dan berkualitas, sehingga data tersebut terjamin validitasnya dan siap digunakan untuk proses analisis serta pemodelan Data Mining[1].
2. Transformasi data adalah proses penting dalam *Data Mining* untuk mengubah, menyederhanakan, atau menggabungkan data ke dalam format yang kompatibel dengan algoritma yang akan digunakan. Hal ini sangat diperlukan karena algoritma analisis asosiasi seperti FP-

Growth membutuhkan *input* berupa data dengan struktur tertentu, seperti representasi himpunan *item* (*itemsets*) atau matriks transaksi biner. Oleh karena itu, data mentah harus dikonversi atau dipetakan formatnya agar algoritma dapat membaca dan menemukan pola frekuensi (*frequent itemset*) dengan tepat[11].

E. Perancangan Sistem

Tahap perancangan sistem merupakan langkah krusial untuk memetakan alur kerja dan interaksi pengguna terhadap aplikasi Market Basket Analysis yang dibangun. Perancangan ini divisualisasikan melalui *Flowchart* (Diagram Alir) untuk menggambarkan alur logika pemrosesan data transaksi.



Gambar 2. Flowchart Sistem

Flowchart di atas memvisualisasikan alur kerja sistem yang dimulai dari pengecekan ketersediaan data transaksi pada *dashboard*. Jika data belum ada, pengguna dapat melakukan unggah (*upload*) file CSV yang kemudian akan disesuaikan format tanggalnya dan disimpan ke dalam database MySQL, dilengkapi dengan fungsionalitas untuk mengedit dan menghapus data tersebut. Sebaliknya, jika data sudah tersedia, pengguna hanya perlu memasukkan

rentang tanggal untuk dianalisis, sistem akan melakukan transformasi data, menjalankan algoritma FP-Growth dengan *minimum support* 6% dan *minimum confidence* 40%, lalu mengkalkulasi nilai *support*, *confidence*, serta *lift ratio*[4][9]. Penentuan parameter *minimum support* dan *minimum confidence* dalam penelitian ini diperoleh melalui pendekatan eksperimen iteratif (*heuristic tuning*) berdasarkan pengujian terhadap 30.000 data transaksi. Nilai *minimum support* ditetapkan sebesar 6% untuk mengoptimalkan proses penelusuran algoritma. Ambang batas yang relatif rendah ini diterapkan agar sistem dapat menggali pola frekuensi secara lebih dalam (*deep extraction*), sehingga kombinasi produk yang berpotensi memiliki korelasi tidak terpotong (*pruning*) terlalu dini dan menghasilkan lebih banyak kandidat *frequent itemsets*[9]. Selanjutnya, penetapan *minimum confidence* sebesar 40% merujuk pada rentang optimal 15%-60% yang umum digunakan pada dataset berskala ribuan dalam literatur terdahulu, yang kemudian disesuaikan secara empiris dengan karakteristik data penjualan toko kelontong[1][4]. Angka 40% dipilih sebagai titik ekuilibrium terbaik karena terbukti mampu mengekstraksi aturan asosiasi timbal balik (*reciprocal rules*) secara komprehensif. Sebagai contoh, pengujian dengan *confidence* 50% membatasi sistem sehingga hanya mampu menampilkan satu arah korelasi (produk Milk terhadap Cereal). Dengan menurunkan ambang batas ke 40%, sistem berhasil menangkap korelasi dua arah yang valid dan kuat, yaitu asosiasi Milk terhadap Cereal sekaligus Cereal terhadap Milk. Hasil pemrosesan algoritma ini pada akhirnya akan menstrukturkan pohon FP-Tree dan menampilkannya kepada pengguna dalam bentuk grafik interaktif serta tabel aturan asosiasi[9].

F. Implementasi Sistem

Pada tahap perancangan sistem, aplikasi Market Basket Analysis ini dibangun menggunakan arsitektur yang dipisahkan menjadi dua alur proses utama, yaitu front-end dan back-end. Bagian front-end dirancang secara khusus sebagai antarmuka visual (tampilan) yang

interaktif, sehingga pengelola toko dapat dengan mudah berinteraksi dengan sistem, mulai dari mengunggah data transaksi hingga melihat grafik hasil analisis. Sementara itu, bagian back-end bertindak sebagai otak atau pusat logika sistem di belakang layar yang bertugas memproses komputasi algoritma FP-Growth, melakukan transformasi data mentah, serta mengelola penyimpanan ke dalam database. Pemisahan kedua proses ini dirancang agar aplikasi dapat memproses puluhan ribu komputasi data secara stabil, namun tetap menampilkan antarmuka yang ringan dan mudah dioperasikan oleh pengguna awam.

G. Pembahasan

Pada tahap pembahasan, fokus utama akan diarahkan pada analisis mendalam terhadap hasil ekstraksi pola belanja pelanggan menggunakan algoritma FP-Growth. Rencana pembahasan ini mencakup evaluasi penentuan nilai minimum support untuk melihat seberapa sering suatu kombinasi produk dibeli, minimum confidence untuk mengukur probabilitas kepastian hubungan antar-produk, serta lift ratio guna memvalidasi seberapa kuat korelasi dari kombinasi tersebut. Seluruh hasil metrik matematis ini pada akhirnya akan disintesis menjadi daftar aturan asosiasi (association rules) yang valid, di mana aturan-aturan inilah yang akan dikupas tuntas dan diterjemahkan menjadi rekomendasi strategi penjualan yang konkret bagi pengelola toko kelontong.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Identifikasi Masalah

Sebagai solusi atas permasalahan yang disebutkan pada metodologi penelitian, dihasilkan sebuah sistem aplikasi Market Basket Analysis berbasis web terintegrasi yang digerakkan oleh algoritma FP-Growth. Sistem mandiri ini berhasil memungkinkan pengelola toko kelontong untuk mengunggah dan memproses puluhan ribu data transaksi secara langsung guna mengekstraksi aturan asosiasi belanja pelanggan. Hasil analisis matematis yang rumit kemudian diterjemahkan oleh sistem secara

otomatis menjadi rekomendasi strategi bisnis yang sangat praktis dan mudah diimplementasikan, seperti penentuan paket promosi (bundling) dan optimalisasi tata letak produk di rak

B. Hasil Persiapan Data

Penelitian ini menggunakan Retail Transaction Dataset yang berisi 30.000 data transaksi dan dapat diakses melalui tautan <https://www.kaggle.com/datasets/bkcoban/retail-transaction-dataset>. Data tersebut diimpor ke sistem berbasis Flask dan disimpan dalam basis data MySQL dengan empat parameter utama: id_transaksi (untuk mencegah data ganda), id_customer (identitas pembeli), produk (daftar barang yang nantinya diubah menjadi format analisis dengan TransactionEncoder), dan tanggal (yang diformat ulang agar sistem bisa memfilter data berdasarkan rentang waktu tertentu). Pada kondisi mentahnya, pemisah antar-kolom (delimiter) menggunakan tanda koma (,), dan rincian barang pada kolom produk masih diapit oleh tanda kutip ganda. Data dengan format awal ini belum bisa langsung diolah karena akan menyulitkan sistem dalam memecah (parsing) daftar barang belanjaan per transaksi. Rangkaian proses ini merupakan tahap awal dari KDD (Knowledge Discovery in Databases), yaitu pembersihan dan penyiapan data agar siap diproses menjadi informasi yang bermanfaat bagi sistem.

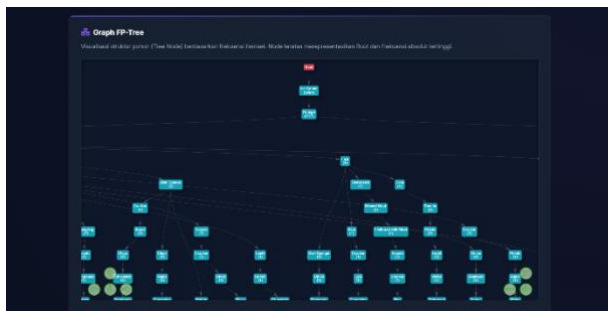
C. Hasil Pengolahan Data

Agar dapat diproses secara optimal oleh sistem web berbasis Flask yang telah dibangun, data mentah tersebut kemudian dibersihkan dan ditransformasikan menjadi format data siap pakai (pengolahan data). Proses penyesuaian ini meliputi pengubahan karakter pemisah kolom menjadi titik koma (;), penghilangan tanda kutip pada daftar produk, serta penyesuaian format tanggal menjadi DD/MM/YYYY. Penyesuaian format waktu ini sangat penting agar sistem web dapat melakukan penyaringan (filter) data transaksi berdasarkan rentang tanggal yang diinputkan oleh pengguna. Setelah menjadi data siap pakai, daftar produk pada masing-masing

transaksi tersebut siap ditransformasikan ke dalam bentuk itemset (himpunan item) sehingga algoritma FP-Growth dapat membaca, menelusuri, dan mengekstraksi kombinasi produk yang sering dibeli secara bersamaan dengan cepat dan akurat.

D. Hasil Analisis Metode Asosiasi dengan FP-Growth

Berdasarkan pengolahan data transaksi yang difilter secara spesifik pada rentang waktu 01/01/2025 sampai dengan 30/05/2025, sistem berhasil menganalisis 30.000 riwayat transaksi pelanggan dan memetakannya ke dalam visualisasi Graph FP-Tree. Visualisasi ini secara efisien meringkas tumpukan data menjadi lintasan-lintasan (paths) hierarkis yang saling terhubung untuk menampilkan kombinasi produk yang paling sering dibeli secara bersamaan, dengan memenuhi ambang batas minimum support sebesar 6%. Setiap titik (node) pada graf merepresentasikan barang belanjaan konsumen, di mana simpul-simpul yang saling berbagi jalur menunjukkan tingginya frekuensi keterkaitan antar-barang di dalam satu keranjang belanja pada periode tersebut.



Gambar 4. Graph FP-Tree

Dari hasil penelusuran Graph FP-Tree tersebut, sistem mengekstraksi pengetahuan baru berupa kumpulan aturan asosiasi yang divalidasi menggunakan parameter minimum confidence 40% dan disajikan di dalam Tabel Aturan Asosiasi. Sebagai contoh konkret dari transaksi bulan Januari hingga Mei 2025 tersebut, ditemukan pola hubungan timbal-balik yang kuat antara produk Cereal dan Milk. Jika pelanggan membeli Cereal (Antecedents), sistem

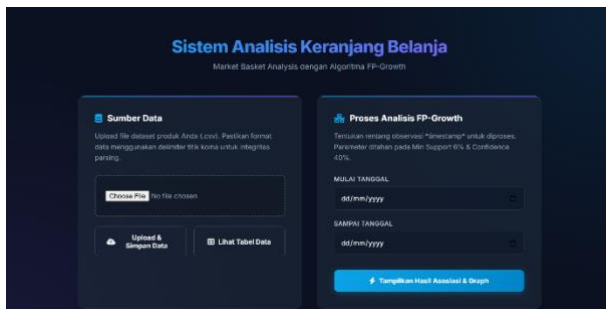
memberikan penerjemahan bisnis bahwa terdapat probabilitas sebesar 41% (Confidence: 0.408) pelanggan juga akan membeli Milk (Consequents) dengan nilai Support 0.095. Sebaliknya, probabilitas tersebut menjadi jauh lebih tinggi jika pelanggan membeli Milk terlebih dahulu, di mana terdapat kemungkinan hingga 58% (Confidence: 0.584) mereka akan ikut membeli Cereal. Kedua aturan asosiasi ini memiliki nilai Lift Ratio sebesar 2.511. Karena nilai Lift Ratio berada jauh di atas angka 1, hal ini membuktikan bahwa kombinasi produk Cereal dan Milk pada rentang waktu tersebut memiliki korelasi positif yang saling memengaruhi secara kuat dan bukan sekadar kebetulan statistik.

NO	ANTECEDENTS (IF)	CONSEQUENTS (THEN)	SUPPORT	CONFIDENCE	LIFT RATIO	PENJELASAN BISNIS
1	Cereal	Milk	0.095	0.408	2.511	Jika pelanggan membeli Cereal, ada kemungkinan 41% membeli Milk.
2	Milk	Cereal	0.095	0.584	2.511	Jika pelanggan membeli Milk, ada kemungkinan 58% membeli Cereal.

Gambar 5. Tabel Aturan Asosiasi

E. Hasil Perancangan Sistem

Pada hasil perancangan sistem, antarmuka sistem merealisasikan rancangan fungsionalitas ke dalam aplikasi berbasis web yang interaktif dan ramah pengguna. Pada tampilan Beranda utama Gambar 6, pengelola warung diberikan fasilitas untuk menambahkan data transaksi secara massal dengan mengunggah (upload) file berekstensi CSV dan pengelola warung juga dapat melihat isi tabel data transaksi dengan cara mengklik tombol "Lihat Tabel Data". Pada antarmuka yang sama, pengguna dapat langsung menginisiasi proses analisis menggunakan algoritma FP-Growth. Pengguna hanya perlu memasukkan parameter rentang waktu observasi, yaitu dari tanggal mulai hingga tanggal akhir, lalu mengklik tombol "Tampilkan Hasil Asosiasi & Graph" untuk membiarkan sistem menjalankan komputasi secara otomatis.



Gambar 6. Tampilan Beranda Utama

Selain fitur komputasi, sistem ini juga dilengkapi dengan halaman Manajemen Database Transaksi Gambar 7. untuk memudahkan pengawasan data. Halaman ini menyajikan tabel rekaman riwayat secara komprehensif, yang memuat rincian penting seperti ID Transaksi, ID Customer, Keranjang Produk yang dibeli, serta Tanggal transaksi. Melalui tabel interaktif ini, pengelola warung memiliki kendali penuh untuk memelihara integritas data. Pada setiap baris transaksi, tersedia tombol aksi (CRUD) yang memungkinkan pengguna untuk menghapus data yang tidak relevan atau mengubah data yang keliru.

ID	TRANSACTION ID	CUSTOMER ID	REKAMAN PRODUK	TANGGAL	Aksi
6	1	C546	Dish Sponge, Flatbread with Meat, Chips, Orange, Butter, Sausage, Cucumber, Rice, Ice Cream	2025-02-18	[Edit] [Hapus]
7	2	C385	Onion, Jajaja, Flatbread with Meat, Chicken	2025-04-18	[Edit] [Hapus]
8	3	C292	Egg, Flatbread with Meat, Banana, Pizza	2025-04-25	[Edit] [Hapus]
9	4	C883	Ice Cream, Soda, Orange, Potato, Cereal, Chocolate, Cracker	2025-01-14	[Edit] [Hapus]
10	5	C171	Ice Cream, Soup, Shampoo, Chicken, Banana, Beans, Cheese	2025-04-20	[Edit] [Hapus]
11	6	C805	Juice, Shampoo, Bread, Flatbread with Meat, Cracker, Cucumber, Fish	2025-02-21	[Edit] [Hapus]

Gambar 7. Tampilan Data Transaksi

Apabila pengelola warung memilih opsi untuk mengubah data, sistem akan langsung memunculkan jendela pop-up antarmuka Edit Data pada Gambar 8. Di dalam form ini, pengguna dapat dengan mudah merevisi informasi spesifik, mulai dari mengganti ID transaksi, ID customer, meralat daftar produk pembelian, hingga menyesuaikan kembali tanggal transaksi yang tepat. Setelah seluruh isian dipastikan kebenarannya, pengguna cukup

menekan tombol "Simpan" agar sistem segera memperbarui dan merekam perubahan tersebut secara permanen ke dalam basis data.

Gambar 8. Tampilan Edit Data Transaksi

F. Hasil Implementasi Sistem

Pada hasil implementasi sistem untuk membangun aplikasi Market Basket Analysis berbasis web, yang dibagi menjadi dua bagian utama:

1. Pada bagian back-end (sisi server)

Sistem dibangun menggunakan bahasa pemrograman Python dengan framework Flask sebagai pengatur alur data dan web. Pemrosesan inti data mining algoritma FP-Growth dilakukan menggunakan library MLxtend serta Pandas untuk mengolah file CSV. Seluruh data transaksi kemudian disimpan secara terpusat di dalam database MySQL.

2. Pada bagian front-end (antarmuka pengguna)

Tampilan aplikasi dibuat menggunakan HTML5 untuk menyusun kerangka halaman dan CSS untuk mendesain visual modern bergaya teks kaca (Glassmorphism). Sistem juga menggunakan JavaScript untuk memberikan efek animasi pemrosesan (loading) pada tombol saat analisis sedang berjalan agar antarmuka terasa lebih interaktif.

G. Hasil Pembahasan

Pada tahap ini, dilakukan analisis mendalam terhadap luaran metrik matematis algoritma FP-

Growth, pengujian sensitivitas parameter, serta perbandingan hasil dengan penelitian terdahulu untuk mengukur signifikansi kontribusi sistem yang dibangun. Berdasarkan pengolahan 30.000 riwayat transaksi, algoritma FP-Growth menemukan bahwa kombinasi produk Cereal dan Milk merupakan aturan asosiasi terkuat. Secara matematis, aturan "Jika membeli Milk, maka membeli Cereal" menghasilkan probabilitas Confidence sebesar 58.4% (0.584) dan Lift Ratio tertinggi di angka 2.511. Analisis lebih lanjut menunjukkan bahwa nilai Lift Ratio yang jauh melebihi angka 1 mengindikasikan korelasi positif yang sangat kuat. Artinya, pelanggan yang membeli Milk memiliki kecenderungan 2,5 kali lipat lebih besar untuk ikut membeli Cereal dibandingkan dengan pelanggan yang berbelanja secara acak. Secara tinjauan perilaku konsumen, hasil komputasi ini sangat rasional karena kedua entitas tersebut merupakan barang komplementer yang umumnya dikonsumsi bersamaan sebagai menu sarapan harian. Validitas empiris dari korelasi ini membuktikan bahwa algoritma FP-Growth pada sistem berhasil menangkap fenomena psikologi belanja konsumen riil, yang selanjutnya dapat dimanfaatkan pengelola toko untuk merancang strategi tata letak (layout) berdampingan dan pembuatan paket promosi sarapan (bundling).

Dalam implementasi Market Basket Analysis, jumlah dan kualitas aturan asosiasi yang dihasilkan sangat sensitif terhadap perubahan nilai parameter. Berdasarkan observasi pada sistem, terdapat hubungan yang berbanding terbalik antara besaran nilai parameter dengan jumlah aturan yang diekstrak. Saat pengujian dilakukan dengan menurunkan Minimum Support ke angka 2% dan Confidence 20%, sistem menghasilkan ledakan jumlah aturan asosiasi (combinatorial explosion). Namun, mayoritas aturan tersebut merupakan noise atau pola acak yang tidak relevan secara bisnis karena korelasi antar-produknya sangat lemah dan nilai Lift Ratio mendekati atau di bawah 1. Sebaliknya, ketika Minimum Support dinaikkan menjadi 10% dan Confidence 60%, sistem hampir tidak menemukan aturan asosiasi apa pun

akibat tingginya variasi produk pada data ritel, sehingga sangat jarang ada kombinasi spesifik yang dibeli secara masif di atas 10% dari total transaksi harian. Oleh karena itu, penetapan angka Minimum Support 6% dan Confidence 40% pada penelitian ini merupakan titik ekuilibrium terbaik yang secara optimal menyaring kombinasi barang yang jarang terjual, namun tetap mampu menangkap pola belanja mayoritas pelanggan dengan tingkat kepastian prediksi yang dapat diandalkan.

Untuk mengukur keandalan sistem yang dikembangkan, hasil penelitian ini dikomparasikan dengan beberapa penelitian terdahulu yang juga menggunakan metode asosiasi pada data penjualan ritel [1], [8], [11]. Mayoritas penelitian sebelumnya masih melakukan pemrosesan data secara manual menggunakan perangkat lunak pihak ketiga berbasis desktop seperti RapidMiner atau Weka, serta menyajikan hasil dalam bentuk tabel statis yang kaku. Penelitian ini menawarkan kelebihan signifikan dengan mengintegrasikan mesin FP-Growth ke dalam sistem web end-to-end. Selain mampu merender Graph FP-Tree secara visual dan interaktif, sistem ini memiliki inovasi penerjemahan otomatis yang mampu mengonversi angka desimal matematis menjadi kalimat interpretasi bisnis secara langsung. Hal ini menutupi celah penelitian terdahulu dengan memungkinkan pengguna awam untuk langsung memahami rekomendasi sistem tanpa memerlukan latar belakang keilmuan data science. Terlepas dari kelebihan tersebut, penelitian ini memiliki keterbatasan pada aspek beban komputasi server. Pemrosesan algoritma FP-Growth dan pembangkitan node tree pada antarmuka web untuk dataset berskala besar membutuhkan spesifikasi memori server yang tinggi. Selain itu, rekomendasi bisnis yang dihasilkan masih bersifat statis terhadap dataset sekunder dan belum diuji secara real-time terhubung dengan sistem Point of Sale (POS) kasir toko kelontong yang sebenarnya.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan keseluruhan tahapan perancangan dan implementasi, teknik Market Basket Analysis menggunakan algoritma Frequent Pattern Growth (FP-Growth) telah berhasil diterapkan ke dalam sistem aplikasi mandiri berbasis web. Penggabungan metodologi Knowledge Discovery in Databases (KDD) dan System Development Life Cycle (SDLC) terbukti mampu memproses 30.000 riwayat transaksi secara otomatis. Keberhasilan sistem ini dalam mengatasi kelemahan penelitian terdahulu—yang mayoritas masih bergantung pada perangkat lunak desktop pihak ketiga—didukung secara empiris oleh hasil evaluasi pengujian. Pengujian fungsionalitas (Black Box) menunjukkan tingkat keberhasilan 100% pada seluruh fitur end-to-end, mulai dari manajemen data (CRUD) hingga pembuatan Graph FP-Tree interaktif. Selain itu, pengujian komparasi membuktikan bahwa mesin komputasi web ini menghasilkan akurasi perhitungan yang identik 100% jika disandingkan dengan software data mining standar industri, yaitu Altair AI Studio.

Dari segi komputasi dan analisis, penerapan algoritma FP-Growth dengan parameter pengujian minimum support 6% dan minimum confidence 40% efektif mengekstraksi pola pembelian pelanggan. Temuan korelasi terkuat terletak pada kombinasi produk Cereal dan Milk yang menghasilkan nilai Lift Ratio sebesar 2.511. Pencapaian inovatif dari sistem ini adalah kemampuannya dalam menerjemahkan nilai matematis yang rumit tersebut menjadi kalimat interpretasi bisnis secara otomatis. Terjemahan aturan asosiasi ini terbukti dapat menjadi landasan objektif (data-driven) bagi pihak manajemen toko kelontong untuk merumuskan keputusan strategis, seperti optimalisasi tata letak rak toko (layout), perumusan strategi promosi silang melalui paket bundling, hingga penjagaan stabilitas persediaan barang (inventory) di gudang.

Meskipun demikian, penelitian ini masih memiliki sejumlah keterbatasan secara objektif. Pertama, analisis dan pengujian sistem hanya mengandalkan satu sumber dataset sekunder

dengan penetapan besaran nilai parameter tunggal (single parameter threshold). Kedua, penelitian ini murni berfokus pada implementasi FP-Growth dan belum melakukan komparasi performa komputasi—seperti perbandingan kecepatan eksekusi data dan konsumsi memori—terhadap algoritma asosiasi lainnya seperti Apriori maupun Eclat. Oleh karena itu, pengembangan penelitian selanjutnya sangat disarankan untuk menggunakan berbagai variasi dataset primer berskala lebih besar, serta melakukan analisis komparatif antar-algoritma guna memperoleh tolok ukur kinerja sistem yang lebih komprehensif.

REFERENSI

- [1] E. Munanda and S. Monalisa, "PENERAPAN ALGORITMA FP-GROWTH PADA DATA TRANSAKSI PENJUALAN UNTUK PENENTUAN TATALETAK BARANG," *Jurnal Ilmiah Rekayasa dan Manajemen Sistem Informasi*, vol. 7, no. 2, pp. 173–184, 2021.
- [2] Z. Fatah and S. Aila, "Penerapan Metode Asosiasi Menggunakan Algoritma Apriori Pada Analisis Pola Pembelian Konsumen (Studi Kasus : Toko Sembako)," 2025.
- [3] * Lintang, M. Lestari, and K. Penulis, "Penerapan Algoritma FP-Growth Untuk Menentukan Pola Penjualan Toko Ellia Umami," *Journal of Student Research (JSR)*, vol. 1, no. 3, 2023.
- [4] I. Made *et al.*, "Aplikasi Data Mining Asosiasi Barang Menggunakan Algoritma Apriori-TID," 2022.
- [5] Murdani, A. S. Sembiring, and T. S. Alasi, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Pada Peminjaman Buku di Perpustakaan Pada Pesantren Babul Ulum," 2023.
- [6] S. Putri Yuanita *et al.*, "Identifikasi Teknik Data Mining Metode Asosiasi: Systematic Literature Review," *Science Technology and Management Journal*, vol. 4, no. 2, pp. 57–61, 2024, doi: 10.53416/stmj.v4i2.
- [7] J. Cristian Adi Putra, "IMPLEMENTASI APRIORI PADA PENJUALAN BARANG DENGAN METODE ASOSIASI UNTUK STRATEGI MARKETING," *Algoritma, Logika dan Komputasi*, vol. 01, pp. 624–633, 2024, doi: 10.30813/j-alu.v2i2.5991.
- [8] C. Rustam, S. Defit, and G. W. Nurcahyo, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma FP-Growth Dalam Analisis Data Penjualan," *Jurnal KomtekInfo*, vol. 11, pp. 205–212, Sep. 2024, doi: 10.35134/komtekinfo.v11i4.547.
- [9] H. Maulidiya, A. Jananto, and A. Kopkartex, *ASOSIASI DATA MINING MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI DAN FP-GROWTH SEBAGAI DASAR PERTIMBANGAN PENENTUAN PAKET SEMBAKO*, vol. 2, 2020.
- [10] E. Nurarofah, R. Herdiana, and N. D. Nuris, "PENERAPAN ASOSIASI MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH PADA POLA TRANSAKSI PENJUALAN DI TOKO ROTI," 2023.
- [11] E. Gunia, A. Irma Purnamasari, and I. Ali, "PENERAPAN DATAMINING DALAM MENENTUKAN POLA PENJUALAN PRODUK MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH," 2024.
- [12] A. F. Haqqi, W. Purnomo, and A. N. Rusydi, "Market Basket Analysis menggunakan Algoritma FP-Growth untuk Strategi Penjualan (Studi Kasus: PT XYZ)," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 2024.
- [13] A. Paila, R. Anggraini, N. Azizah, D. Anggraini, and E. Sunandi, "Optimasi Strategi Penjualan dengan FP-Growth: Mengungkap Pola Pembelian Tersembunyi melalui Market Basket Analysis," *Jurnal Sistem Informasi TGD*, vol. 4, no. 3, pp. 452–457, 2024.

- [14] N. Musyaffa, A. Prasetyo, and R. Sastra, "Market Basket Analysis Data Mining Terhadap Data Penjualan Menggunakan Algoritma Frequent Pattern Growth (FP Growth)," *Jurnal Khatulistiwa Informatika*, vol. 9, no. 2, 2021.
- [15] S. Wulandari and H. Prasetyo, "Penerapan Analisis Keranjang Belanja untuk Analisis Transaksi Penjualan Menggunakan Algoritma Association FP-Growth," *CSRID (Computer Science Research and Its Development Journal)*, vol. 16, no. 1, 2024.