

**OPTIMASI ATURAN ASOSIASI DENGAN SUPPORT CONFIDENCE PADA
MARKET BASKET ANALYSIS UNTUK MENINGKATKAN AKURASI
REKOMENDASI PRODUK****Eko Setiawan¹, Rudi Kurniawan², Yudhistira Arie Wijaya³, Mulayawan⁴.**Program Studi Teknik Informatika¹
Program Studi Rekayasa Perangkat Lunak²
Program Studi Sistem Informasi^{3,4}STMIK IKMI Cirebon
<https://ikmi.ac.id/page/18/?lang=de>
ekosetiawan300599@gmail.com(*) Corresponding Author : ekosetiawan300599@gmail.com
Published : 30 Januari 2026

Abstract—The utilization of sales transaction data is a crucial aspect in supporting data-driven business decision-making, particularly in the retail sector. Each transaction reflects consumer behavior and preferences that can be analyzed to generate more accurate product recommendations. However, in practice, transaction data are often stored merely as archives without being optimally analyzed, resulting in missed opportunities to improve marketing effectiveness and sales performance. One widely used approach to analyze consumer purchasing patterns is *Market Basket Analysis* (MBA) through association rule mining. The main challenge in implementing MBA lies in the use of static *support* and *confidence* thresholds, which may produce suboptimal association rules that do not fully represent actual consumer purchasing behavior. In addition, the evaluation of association rule quality and recommendation accuracy is often not conducted comprehensively. This study aims to optimize association rules by adjusting *support-confidence* thresholds in Market Basket Analysis to improve product recommendation accuracy. The research employs a data mining approach using the FP-Growth algorithm within the *Knowledge Discovery in Database* (KDD) framework. The dataset used in this study is the *Groceries Dataset*, consisting of 9,834 transaction records. The research process includes data selection, preprocessing, data transformation using one-hot encoding, FP-Growth modeling, association rule generation, and optimization and evaluation using *support*, *confidence*, and *lift* metrics. The results indicate that optimizing *support-confidence* thresholds produces higher-quality association rules. One of the key rules generated achieves a *confidence* value of 0.51288 and a *lift* value of 2.00703, indicating a strong and statistically significant relationship between products. These findings demonstrate that parameter optimization in Market Basket Analysis can enhance product recommendation accuracy and provide strategic value for retail business decision-making.

Keywords: Market Basket Analysis, FP-Growth, Support, Confidence, Product Recommendation

Abstrak—Pemanfaatan data transaksi penjualan merupakan aspek penting dalam mendukung pengambilan keputusan bisnis berbasis data, khususnya pada sektor ritel. Setiap transaksi mencerminkan perilaku dan preferensi konsumen yang dapat dianalisis untuk menghasilkan rekomendasi produk yang lebih akurat. Namun, dalam praktiknya, data transaksi sering kali hanya disimpan sebagai arsip tanpa dianalisis secara optimal, sehingga peluang untuk meningkatkan efektivitas pemasaran dan penjualan belum dimanfaatkan secara maksimal. Salah satu pendekatan yang dapat digunakan untuk menganalisis pola pembelian konsumen adalah *Market Basket Analysis* (MBA) melalui pembentukan aturan asosiasi. Permasalahan utama dalam penerapan MBA adalah penggunaan nilai *support* dan *confidence* yang bersifat statis, sehingga aturan asosiasi yang dihasilkan belum tentu optimal dan kurang mencerminkan perilaku pembelian konsumen yang sebenarnya. Selain itu, evaluasi kualitas aturan asosiasi dan akurasi rekomendasi produk sering kali belum dilakukan secara komprehensif. Penelitian ini bertujuan untuk mengoptimalkan aturan asosiasi dengan melakukan penyesuaian nilai *support-confidence* pada Market Basket Analysis guna meningkatkan akurasi rekomendasi produk. Metode yang digunakan adalah data mining dengan algoritma FP-Growth yang diintegrasikan dalam kerangka *Knowledge Discovery in Database* (KDD). Data transaksi yang digunakan berasal dari *Groceries Dataset* yang terdiri dari 9.834 transaksi. Proses penelitian meliputi tahap seleksi data, preprocessing, transformasi data menggunakan one-hot encoding, pemodelan FP-Growth, pembentukan aturan asosiasi, serta optimasi dan evaluasi aturan menggunakan metrik *support*,

confidence, dan *lift*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa optimasi nilai *support-confidence* mampu menghasilkan aturan asosiasi dengan kualitas yang lebih baik. Salah satu aturan utama yang dihasilkan memiliki nilai *confidence* sebesar 0,51288 dan *lift* sebesar 2,00703, yang menunjukkan hubungan pembelian produk yang kuat dan signifikan. Temuan ini membuktikan bahwa optimasi parameter pada Market Basket Analysis dapat meningkatkan akurasi rekomendasi produk dan memberikan nilai strategis bagi pengambilan keputusan bisnis ritel.

Kata kunci: Market Basket Analysis, FP-Growth, Support, Confidence, Rekomendasi Produk

INTRODUCTION

Produk merupakan komponen fundamental dalam aktivitas perdagangan dan rantai pasok modern. Setiap transaksi yang dilakukan konsumen mencerminkan preferensi, kebutuhan, serta perilaku pembelian yang secara langsung berhubungan dengan dinamika ekonomi. Dalam konteks ekonomi digital, data transaksi produk mulai dari fashion, bahan pokok, kosmetik, hingga kebutuhan rumah tangga telah berkembang sangat besar sehingga menuntut sistem analisis yang mampu memberikan wawasan strategis[1], [2]. Market Basket Analysis (MBA) menjadi salah satu pendekatan paling relevan untuk menganalisis pola pembelian konsumen melalui hubungan antarproduk. Namun dalam praktiknya, banyak pelaku usaha tidak memiliki kemampuan atau alat untuk memanfaatkan data ini secara optimal, sehingga strategi pemasaran dan pengelolaan stok sering kali tidak efektif. Hal tersebut berdampak pada penurunan penjualan, inefisiensi operasional, dan tingginya risiko overstock understock. Kondisi ini sejalan dengan temuan yang menunjukkan bahwa UMKM terdampak pandemi mengalami penurunan penjualan lebih dari 60% akibat tidak adanya pemanfaatan data transaksi. Selain itu, penelitian [3], [4] juga menegaskan bahwa data transaksi sering kali hanya menjadi arsip tanpa analisis pola pembelian yang mendalam. Tantangan MBA tidak hanya terkait volume data, tetapi juga pemilihan parameter support dan confidence yang tidak teroptimasi sehingga aturan asosiasi yang terbentuk tidak secara maksimal mencerminkan perilaku konsumen. Pada tingkat makro, kegagalan memahami pola pembelian mengakibatkan bisnis kehilangan peluang peningkatan pendapatan, yang pada gilirannya memberi efek domino terhadap stabilitas ekonomi dan daya saing sektor ritel.

Market Basket Analysis sejatinya dapat dilakukan tanpa melibatkan algoritma komputasi, yaitu melalui pendekatan segmentasi wilayah. Pada pendekatan ini, pola pembelian dianalisis berdasarkan lokasi geografis seperti kota, kecamatan, atau area pemasaran tertentu. Segmentasi wilayah memungkinkan pelaku usaha memahami variasi preferensi pelanggan antarwilayah. Misalnya, wilayah dengan

karakteristik urban cenderung menunjukkan pola pembelian produk fashion dan lifestyle yang berbeda dibanding wilayah suburban yang lebih fokus pada kebutuhan rumah tangga. Pendekatan segmentasi wilayah dapat memberikan gambaran umum terkait preferensi regional, namun terdapat keterbatasan besar ketika data transaksi berjumlah besar dan pola pembelian bersifat kompleks. Segmentasi wilayah tanpa algoritma tidak mampu mengidentifikasi hubungan produk yang jarang muncul namun signifikan, tidak dapat menghitung kecenderungan pembelian simultan, serta tidak dapat menentukan tingkat kekuatan hubungan produk berdasarkan ukuran statistik seperti support dan confidence[5], [6], [7].

Pada penelitian, segmentasi wilayah hanya memberikan gambaran kasar tentang dominasi produk pada area tertentu tetapi gagal memetakan hubungan antarproduk. Sementara itu, penelitian menunjukkan bahwa tanpa algoritma, penjual kesulitan menemukan pasangan produk seperti Aoka dan Sari Roti yang sering dibeli bersamaan. Dengan demikian, meskipun segmentasi wilayah bermanfaat pada skala kecil, pendekatan ini tidak cukup untuk memberikan rekomendasi produk yang presisi dalam sistem penjualan modern.[8], [9]

Artikel berjudul Implementation of K-Medoids and FP-Growth Algorithms for Grouping and Product Offering Recommendations ditulis oleh Syukra [10]. Penelitian ini bertujuan mengatasi masalah kurangnya rekomendasi produk yang sesuai dengan preferensi pelanggan pada lingkungan ritel. Masalah tersebut muncul karena pemilik usaha belum memanfaatkan data transaksi secara komprehensif untuk mengidentifikasi pola pembelian konsumen. Untuk menjawab persoalan tersebut, peneliti menggunakan dua pendekatan utama, yaitu K-Medoids untuk pengelompokan pelanggan berdasarkan kesamaan pola transaksi dan FP-Growth untuk menemukan hubungan antarproduk yang sering dibeli secara bersamaan. K-Medoids dipilih karena memiliki ketahanan yang lebih baik terhadap outlier dibandingkan K-Means, sementara FP-Growth dipilih untuk efisiensi dalam membangkitkan frequent itemsets tanpa perlu membangkitkan kandidat seperti pada algoritma Apriori. Hasil penelitian menunjukkan bahwa

kombinasi kedua algoritma dapat menghasilkan kluster pelanggan yang representatif dan aturan asosiasi yang dapat dijadikan rekomendasi produk. Penelitian ini membuktikan bahwa pendekatan hybrid dapat memberikan wawasan lebih kaya dibandingkan penggunaan algoritma tunggal. Namun artikel ini tidak secara eksplisit melakukan optimasi support-confidence maupun analisis kualitas aturan menggunakan lift atau conviction.

Ketika membandingkan penelitian dengan penelitian ini, terdapat beberapa perbedaan metodologis dan konseptual yang menunjukkan adanya gap penelitian yang signifikan. Penelitian berfokus pada pengelompokan pelanggan dan pembentukan aturan asosiasi menggunakan FP-Growth, tetapi mereka tidak melakukan evaluasi kualitas aturan secara mendalam. Parameter support dan confidence digunakan tanpa proses optimasi sehingga aturan yang terbentuk belum tentu merupakan aturan paling representatif. Selain itu, penelitian tersebut tidak mengukur akurasi hasil rekomendasi produk sebagai indikator kinerja sistem. Padahal, dalam konteks pengembangan sistem rekomendasi yang modern, akurasi rekomendasi merupakan aspek penting untuk menilai sejauh mana aturan asosiasi memberikan dampak nyata bagi bisnis. Gap berikutnya adalah penelitian tidak memasukkan mekanisme validasi bisnis atau pengujian dampak aturan terhadap penjualan. Hal ini berbeda dengan penelitian ini yang menekankan perlunya optimasi support-confidence untuk menghasilkan aturan asosiasi yang lebih berkualitas serta menghubungkannya dengan akurasi rekomendasi produk. Dengan demikian, penelitian ini mengisi kekosongan pada aspek pengukuran performa rule, optimasi threshold, dan relevansi rekomendasi secara statistik maupun bisnis [11], [12], [13].

Untuk mengatasi permasalahan pengelompokan dalam penelitian ini, pendekatan algoritma Decision Tree dapat digunakan sebagai bagian dari pipeline KDD (Knowledge Discovery in Database). Pada tahap data selection, data transaksi dipilih berdasarkan item pembelian, kategori produk, dan frekuensi transaksi. Selanjutnya pada tahap preprocessing, data dibersihkan dari noise seperti transaksi tunggal dan duplikasi. Pada tahap transformation, data direstrukturisasi menjadi format yang mendukung analisis pohon keputusan. Decision Tree digunakan pada tahap data mining untuk mengelompokkan aturan asosiasi berdasarkan kekuatan rule, seperti nilai support dan confidence. Dengan pendekatan ini, tidak hanya pola hubungan produk yang ditemukan, tetapi juga struktur keputusan yang menjelaskan bagaimana kombinasi support confidence menghasilkan rekomendasi terakurat. Penelitian seperti

menunjukkan bahwa penggabungan metode misalnya SOM, K-Medoids, dan FP-Growth meningkatkan pemahaman pola pembelian, sehingga integrasi Decision Tree berpotensi menghasilkan model klasifikasi rule yang lebih kuat. Tahap akhir KDD, yakni interpretation, memungkinkan pelaku bisnis memahami aturan manakah yang paling optimal untuk rekomendasi produk. Dengan demikian, Decision Tree tidak hanya mendukung pengelompokan rule, tetapi juga meningkatkan kemampuan interpretasi dan generalisasi pola pembelian. [14], [15]

Tujuan utama penelitian ini adalah menghasilkan aturan asosiasi yang lebih akurat melalui proses optimasi parameter support-confidence. Pertama, penelitian ini bertujuan menentukan kombinasi threshold support-confidence yang paling efektif dalam menghasilkan frequent itemsets yang relevan. Hal ini penting karena sebagian besar penelitian terdahulu seperti [16], [17], [18], menggunakan threshold statis tanpa justifikasi empiris. Kedua, penelitian ini bertujuan mengukur kualitas aturan asosiasi menggunakan metrik tambahan seperti lift, leverage, dan conviction untuk memastikan bahwa aturan yang terbentuk benar-benar signifikan secara statistik. Ketiga, penelitian ini mengembangkan sistem rekomendasi produk berbasis aturan asosiasi yang hasilnya dievaluasi melalui metrik akurasi rekomendasi. Pendekatan ini berbeda dengan penelitian sebelumnya yang hanya menghasilkan rule tanpa mengevaluasi dampak implementatifnya. Dengan demikian, tujuan penelitian ini tidak hanya menghasilkan pola pembelian, tetapi juga memastikan pola tersebut dapat diterapkan secara nyata dan memberikan manfaat strategis bagi pelaku bisnis.

Penelitian ini memiliki implikasi signifikan bagi pengembangan sistem rekomendasi produk serta strategi pemasaran berbasis data. Dengan melakukan optimasi support-confidence, aturan asosiasi yang terbentuk lebih berkualitas dan mampu meningkatkan akurasi rekomendasi produk. Hal ini memberikan manfaat langsung bagi pelaku bisnis, seperti peningkatan efektivitas cross-selling, pengurangan risiko stok berlebih, serta peningkatan pendapatan melalui penawaran produk yang lebih personal dan sesuai perilaku konsumen. Pada skala akademik, penelitian ini mengisi gap pada metodologi Market Basket Analysis dengan menawarkan pendekatan evaluatif dan sistematis yang belum diterapkan pada penelitian seperti (Hu, 2025; Irawan, 2021). Selain itu, implikasi strategis lain muncul pada aspek pengambilan keputusan, di mana pemilik usaha dapat menggunakan aturan asosiasi yang telah dioptimalkan sebagai dasar perencanaan penataan

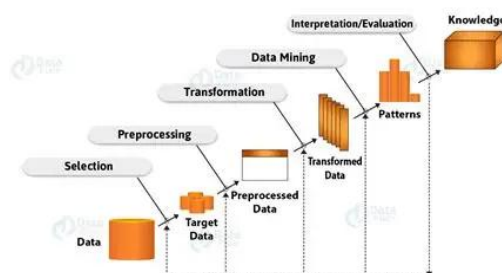
produk, penyusunan paket bundling, serta desain kampanye promosi. Secara keseluruhan, penelitian ini berkontribusi pada penguatan fondasi analisis data ritel sekaligus meningkatkan daya saing bisnis di tengah persaingan pasar.

MATERIALS AND METHODS

Penelitian ini menerapkan pendekatan kuantitatif dengan jenis penelitian yang bersifat terapan, tujuannya adalah untuk menganalisis pola penjualan produk ayam potong di industri Iney Frozen menggunakan teknik data mining. Data yang digunakan adalah data primer berupa catatan transaksi penjualan yang diperoleh langsung dari sistem pencatatan perusahaan dalam jangka waktu tertentu. Data tersebut mencerminkan kondisi penjualan sebenarnya dan digunakan sebagai dasar untuk menganalisis serta mengklasifikasikan pola penjualan produk secara objektif.

Bahan penelitian yang digunakan adalah data penjualan yang terdiri dari beberapa atribut, yaitu nama produk, jumlah penjualan, harga jual, dan periode waktu penjualan. Data tersebut kemudian diproses lebih lanjut untuk memastikan sesuai dengan tujuan penelitian. Dalam menangani data, digunakan beberapa perangkat lunak, seperti Microsoft Excel untuk pengolahan awal dan perangkat lunak data mining seperti RapidMiner atau Python dengan pustakan scikit-learn untuk melakukan proses clustering. Pemilihan perangkat lunak ini didasarkan pada kemampuannya dalam mendukung penerapan algoritma K-Means secara efisien dan sesuai dengan sifat penelitian yang dilakukan pada tingkat Diploma.

Metode analisis data mengikuti langkah-langkah dalam proses Knowledge Discovery in Databases (KDD), yaitu pemilihan data, pembersihan data, transformasi data, pembuatan model, dan penilaian. Pada tahap pembersihan data, data diperiksa dan diperbaiki dari nilai yang kosong, data yang tidak benar, atau data yang berulang agar kualitasnya meningkat. Setelah itu, data diubah menjadi bentuk angka agar bisa dipakai oleh algoritma K-Means. Langkah ini penting agar data memiliki bentuk yang benar dan siap untuk dianalisis. Untuk melihat gambar KDD ada di bawah ini.



Gambar 1 proses KDD

Algoritma K-Means digunakan sebagai cara mengelompokkan produk berdasarkan kesamaan dalam karakteristik penjualannya. Proses ini dimulai dengan menentukan berapa banyak kelompok yang ingin dibuat, memilih posisi awal pusat kelompok, menghitung jarak setiap produk ke pusat kelompok menggunakan metode Euclidean distance, serta memperbarui posisi pusat kelompok secara bertahap hingga tidak ada perubahan lagi. Algoritma ini dipilih karena cara kerjanya mudah dipahami, cepat dalam mengolah data, dan cocok digunakan untuk data berupa angka yang biasa muncul dalam data penjualan.

Hasil pengelompokan kemudian dianalisis dengan memperhatikan ciri khas dari setiap kelompok untuk mengetahui pola penjualan produk. Setiap kelompok diartikan sebagai jenis produk yang memiliki tingkat penjualan tertentu, seperti produk yang laku banyak, cukup, atau kurang. Hasil interpretasi ini digunakan sebagai acuan dalam memberikan saran terkait pengelolaan stok dan strategi penjualan di industri Iney Frozen. Pendekatan ini diharapkan dapat membantu pengambilan keputusan bisnis yang lebih baik dan didasarkan pada data.

RESULTS AND DISCUSSION

Pemodelan pola pembelian konsumen dalam penelitian ini dilakukan menggunakan algoritma Frequent Pattern Growth (FP-Growth) sebagai bagian dari proses Market Basket Analysis. FP-Growth dipilih karena memiliki keunggulan dalam efisiensi komputasi dibandingkan algoritma Apriori, khususnya pada dataset dengan jumlah transaksi dan item yang besar. Algoritma ini mampu mengekstraksi *frequent itemsets* tanpa melakukan proses pembangkitan kandidat itemset secara eksplisit, sehingga lebih cepat dan efisien dalam menemukan pola pembelian.

Pemodelan FP-Growth dilakukan terhadap data transaksi yang telah melalui tahap preprocessing dan transformasi one-hot encoding. Data tersebut direpresentasikan dalam bentuk matriks transaksi-item, di mana setiap baris menunjukkan satu transaksi dan setiap kolom merepresentasikan satu item produk dengan nilai biner (*TRUE/FALSE*) yang menunjukkan keberadaan item dalam transaksi. Struktur data ini memungkinkan algoritma FP-Growth untuk menghitung frekuensi kemunculan item secara efisien.

Pada tahap pemodelan, ditetapkan nilai minimum support sebesar 0,02 (2%), yang berarti suatu item atau kombinasi item dianggap sebagai

frequent itemset apabila muncul minimal pada 2% dari total transaksi. Penentuan nilai minimum support ini bertujuan untuk menyeimbangkan antara jumlah pola yang dihasilkan dan relevansi pola terhadap perilaku pembelian konsumen. Nilai support yang terlalu rendah berpotensi menghasilkan pola yang sangat banyak namun kurang signifikan, sedangkan nilai support yang terlalu tinggi dapat menghilangkan pola penting yang jarang muncul.

Tabel 1 Model FP Growth

support	itemsets
3	0.255542 (whole milk)
6	0.193512 (other vegetables)
9	0.183954 (rolls/buns)
18	0.174395 (soda)
0	0.139516 (yogurt)
12	0.110535 (bottled water)
27	0.109010 (root vegetables)
1	0.104942 (tropical fruit)
33	0.098536 (shopping bags)
32	0.093960 (sausage)

Hasil pemodelan FP-Growth menunjukkan bahwa terdapat sejumlah item tunggal (*1-itemset*) dengan nilai support yang relatif tinggi. Item *whole milk* memiliki nilai support tertinggi sebesar 0,2555, yang menunjukkan bahwa sekitar 25,55% dari seluruh transaksi melibatkan pembelian produk tersebut. Temuan ini mengindikasikan bahwa *whole milk* merupakan produk yang sangat dominan dan sering dibeli oleh konsumen. Item lain dengan nilai support tinggi antara lain *other vegetables* (0,1935), *rolls/buns* (0,1840), dan *soda* (0,1744), yang mencerminkan preferensi konsumen terhadap produk kebutuhan sehari-hari.

Selain itu, item seperti *yogurt*, *bottled water*, *root vegetables*, dan *tropical fruit* juga memiliki nilai support di atas 9%, yang menunjukkan frekuensi kemunculan yang cukup signifikan dalam transaksi. Keberadaan item-item ini sebagai *frequent itemsets*

mengindikasikan potensi hubungan pembelian dengan item lain yang dapat dianalisis lebih lanjut pada tahap pembentukan aturan asosiasi. Dengan demikian, hasil FP-Growth tidak hanya memberikan informasi mengenai produk yang paling sering dibeli, tetapi juga menjadi dasar penting dalam membangun aturan asosiasi dan sistem rekomendasi produk. Secara keseluruhan, pemodelan FP-Growth berhasil mengekstraksi pola pembelian konsumen yang relevan dari data transaksi grosir. Pola-pola tersebut menjadi landasan utama dalam tahap selanjutnya, yaitu pembentukan aturan asosiasi dan optimasi parameter support-confidence, yang bertujuan untuk menghasilkan rekomendasi produk yang lebih akurat dan bernilai strategis bagi pengambilan keputusan bisnis.

Association Rules

Pembentukan *association rules* dalam penelitian ini dilakukan sebagai tahap lanjutan setelah diperolehnya *frequent itemsets* melalui algoritma FP-Growth. Tujuan utama dari tahap ini adalah untuk mengidentifikasi hubungan antaritem dalam transaksi penjualan yang bersifat implisit dan memiliki potensi untuk dimanfaatkan sebagai dasar rekomendasi produk. Association rules dibentuk dengan mengombinasikan *frequent itemsets* dan parameter evaluasi, khususnya *confidence* dan *lift*, guna menilai kekuatan serta relevansi hubungan antarproduk.

Proses pembentukan aturan asosiasi dilakukan dengan menetapkan nilai minimum *confidence* sebesar 0,5. Artinya, suatu aturan dianggap valid apabila probabilitas kemunculan item konsekuen pada saat item antecedent muncul mencapai minimal 50%. Penetapan ambang batas ini bertujuan untuk memastikan bahwa aturan yang dihasilkan memiliki tingkat kepercayaan yang cukup tinggi dan tidak bersifat kebetulan. Selain itu, nilai *lift* digunakan sebagai indikator tambahan untuk mengukur kekuatan hubungan antaritem secara statistik.

Tabel 2 Statistik Evaluasi Association Rules

Parameter Evaluasi	Nilai
Rata-rata Confidence	0.51288
Rata-rata Lift	200.703
Lift Maksimum	200.703
Jumlah Rules Terbentuk	1

Berdasarkan hasil pembentukan aturan asosiasi, diperoleh satu aturan utama yang memenuhi kriteria evaluasi, yaitu aturan dengan antecedent (*other vegetables, yogurt*) dan consequent (*whole milk*). Aturan ini memiliki nilai *support* sebesar 0,02227, yang menunjukkan bahwa sekitar 2,23% dari seluruh transaksi mengandung kombinasi ketiga item tersebut secara bersamaan. Nilai *confidence* sebesar 0,51288 mengindikasikan bahwa lebih dari 51% transaksi yang mengandung *other vegetables* dan *yogurt* juga diikuti dengan pembelian *whole milk*. Hal ini menunjukkan adanya kecenderungan konsumen untuk membeli *whole milk* ketika membeli kedua produk tersebut.

Lebih lanjut, nilai *lift* yang diperoleh sebesar 2,00703 menunjukkan bahwa hubungan antara antecedent dan consequent bersifat kuat dan signifikan secara statistik. Nilai *lift* yang lebih besar dari satu menandakan bahwa kemunculan *whole milk* pada transaksi yang mengandung *other vegetables* dan *yogurt* terjadi lebih dari dua kali lipat dibandingkan dengan kemunculan *whole milk* secara acak. Dengan demikian, aturan ini tidak hanya memiliki tingkat kepercayaan yang memadai, tetapi juga mencerminkan hubungan pembelian yang bermakna.

Hasil statistik aturan asosiasi menunjukkan bahwa nilai rata-rata *confidence* dan *lift* sama dengan nilai maksimum, yang mengindikasikan bahwa aturan yang terbentuk merupakan aturan terbaik dan paling kuat berdasarkan parameter yang digunakan. Temuan ini menunjukkan bahwa meskipun jumlah aturan yang dihasilkan terbatas, kualitas aturan yang diperoleh relatif tinggi dan relevan untuk diterapkan dalam sistem rekomendasi produk. Secara keseluruhan, pembentukan association rules berhasil mengidentifikasi pola pembelian konsumen yang signifikan, di mana produk *whole milk* berperan sebagai item konsekuen utama yang sering dibeli bersamaan dengan *other vegetables* dan *yogurt*. Aturan ini dapat dimanfaatkan sebagai dasar strategi *cross-selling* dan rekomendasi produk, seperti penempatan produk yang berdekatan atau penyusunan paket promosi, sehingga berpotensi meningkatkan efektivitas penjualan dan kepuasan konsumen.

Interpretasi Bisnis dari Association Rule

Aturan asosiasi yang dihasilkan dalam penelitian ini menunjukkan hubungan antara item *other vegetables* dan *yogurt* sebagai antecedent dengan *whole milk* sebagai consequent, dengan nilai *support* sebesar 0,02227, *confidence* 0,51288, dan *lift* 2,00703. Secara bisnis, aturan ini memberikan wawasan yang penting mengenai pola perilaku pembelian konsumen di sektor ritel grosir,

khususnya terkait pembelian produk kebutuhan sehari-hari.

Nilai *confidence* sebesar 0,51288 mengindikasikan bahwa lebih dari 51% konsumen yang membeli *other vegetables* dan *yogurt* juga membeli *whole milk* dalam transaksi yang sama. Hal ini menunjukkan bahwa *whole milk* berperan sebagai produk pelengkap (*complementary product*) yang sering menyertai pembelian produk segar dan produk olahan susu. Dari sudut pandang bisnis, temuan ini dapat dimanfaatkan untuk mendukung strategi *cross-selling*, di mana *whole milk* direkomendasikan secara otomatis kepada konsumen yang membeli sayuran dan yogurt.

Lebih lanjut, nilai *lift* sebesar 2,00703 menunjukkan bahwa kemungkinan pembelian *whole milk* oleh konsumen yang membeli *other vegetables* dan *yogurt* meningkat lebih dari dua kali lipat dibandingkan dengan pembelian *whole milk* secara acak. Nilai *lift* yang lebih besar dari satu menandakan bahwa hubungan antaritem bersifat signifikan dan tidak terjadi secara kebetulan. Dengan demikian, aturan ini memiliki nilai strategis yang tinggi untuk diterapkan dalam pengambilan keputusan bisnis.

Implikasi praktis dari aturan ini dapat diterapkan dalam berbagai aspek operasional ritel. Dalam konteks tata letak toko (*store layout*), produk *whole milk* dapat ditempatkan berdekatan dengan area sayuran dan produk yogurt untuk memudahkan konsumen melakukan pembelian tambahan. Selain itu, aturan ini juga dapat digunakan sebagai dasar penyusunan paket promosi atau diskon bundling, misalnya dengan menawarkan potongan harga pada *whole milk* bagi konsumen yang membeli *other vegetables* dan *yogurt* secara bersamaan.

Dalam sistem rekomendasi produk berbasis data, aturan ini dapat diimplementasikan sebagai rekomendasi langsung (*rule-based recommendation*). Ketika konsumen memilih *other vegetables* dan *yogurt*, sistem dapat merekomendasikan *whole milk* sebagai produk tambahan yang relevan. Strategi ini berpotensi meningkatkan nilai transaksi rata-rata (*average basket value*) serta meningkatkan kepuasan konsumen karena rekomendasi yang diberikan sesuai dengan pola pembelian aktual. Secara keseluruhan, interpretasi bisnis dari aturan asosiasi ini menunjukkan bahwa penerapan Market Basket Analysis dengan FP-Growth mampu menghasilkan pengetahuan yang bernilai praktis. Aturan yang

diperoleh tidak hanya bersifat statistik, tetapi juga dapat dioperasionalkan secara langsung untuk mendukung strategi pemasaran, penataan produk, dan pengembangan sistem rekomendasi produk di lingkungan bisnis ritel.

CONCLUSION

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan mengenai optimasi aturan asosiasi menggunakan Market Basket Analysis dengan algoritma FP-Growth, dapat ditarik beberapa kesimpulan utama. Penelitian ini berhasil menunjukkan bahwa data transaksi penjualan dapat dimanfaatkan secara efektif untuk menggali pola pembelian konsumen yang tersembunyi dan bernilai strategis melalui pendekatan data mining. Tahapan Knowledge Discovery in Database (KDD) yang diterapkan secara sistematis, mulai dari akuisisi data, preprocessing, transformasi, hingga analisis dan evaluasi, memastikan bahwa proses penelitian berjalan terstruktur dan dapat dipertanggungjawabkan secara ilmiah.

Hasil pemodelan FP-Growth menunjukkan bahwa *whole milk* merupakan item dengan tingkat kemunculan tertinggi dalam transaksi penjualan, yang menandakan perannya sebagai produk inti dalam pola pembelian konsumen. Temuan ini diperkuat oleh hasil pembentukan association rules, di mana *whole milk* muncul sebagai konsekuensi utama dalam aturan asosiasi yang dihasilkan. Aturan asosiasi dengan antecedent *other vegetables* dan *yogurt* serta konsekuensi *whole milk* memiliki nilai confidence sebesar 0,51288 dan lift sebesar 2,00703, yang menunjukkan adanya hubungan pembelian yang kuat dan signifikan secara statistik.

Optimasi parameter support-confidence yang dilakukan dalam penelitian ini terbukti mampu menghasilkan aturan asosiasi dengan kualitas yang lebih baik, meskipun jumlah aturan yang dihasilkan relatif terbatas. Pendekatan ini menegaskan bahwa kualitas aturan lebih penting dibandingkan kuantitas aturan dalam konteks sistem rekomendasi produk. Dengan menekankan pada aturan yang memiliki nilai lift dan confidence tinggi, rekomendasi produk yang dihasilkan menjadi lebih relevan dan berpotensi memberikan dampak positif terhadap strategi pemasaran dan peningkatan nilai transaksi. Secara keseluruhan, penelitian ini membuktikan bahwa penerapan Market Basket Analysis dengan algoritma FP-Growth dan optimasi parameter support-confidence mampu menghasilkan pengetahuan yang bermanfaat untuk mendukung pengambilan keputusan bisnis di sektor ritel. Hasil penelitian tidak hanya memberikan kontribusi teoretis dalam pengembangan kajian data mining, tetapi juga

memberikan implikasi praktis yang dapat diterapkan secara langsung dalam sistem rekomendasi produk dan strategi *cross-selling*.

REFERENCE

- [1] D. Rafly, "Penerapan FP-Growth untuk Menentukan Rekomendasi Produk," *INTEGER Journal*, 2024.
- [2] F. S. Zikri, "Comparison Between Apriori and FP-Growth Algorithms," *Politeknik Bengkalis Journal*, 2025.
- [3] W. Prihartono, "Analisis pola pembelian konsumen menggunakan FP-Growth," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 13, no. 1, pp. 702–711, 2025.
- [4] Z. H. Aqliyah, "FP-Growth Algorithm for Association Model Optimization," *Journal of Advanced Informatics and Engineering Applications*, 2025.
- [5] Z. H. Aqliyah, "FP-Growth Algorithm for Association Model Optimization," *Journal of Advanced Informatics and Engineering Applications*, 2025.
- [6] D. Rafly, "Penerapan FP-Growth untuk Menentukan Rekomendasi Produk," *INTEGER Journal*, 2024.
- [7] F. S. Zikri, "Comparison Between Apriori and FP-Growth Algorithms," *Politeknik Bengkalis Journal*, 2025.
- [8] F. Nuraeni, "Analysis of Consumer Purchasing Patterns Using FP-Growth," *Jurnal RESTI*, 2022.
- [9] U. M. Wulandari, "Market Basket Analysis Using FP-Growth and Apriori," *Saintek Journal*, 2025.
- [10] F. Nuraeni, "Analysis of Consumer Purchasing Patterns Using FP-Growth," *Jurnal RESTI*, 2022.
- [11] U. M. Wulandari, "Market Basket Analysis Using FP-Growth and Apriori," *Saintek Journal*, 2025.
- [12] M. W. Goni, E. Suratno, S. Nursyi', D. Gustian,) Program, and S. Sistem, "PENERAPAN FP-GROWTH DALAM PENJUALAN PERLENGKAPAN IBADAH UMAT MUSLIM," *Seminar Nasional Informatika*, vol. 2020.
- [13] R. K. Niswatin, "Implementasi Algoritma FP-Growth Pada Sistem Dan Meminimalisir Kerugian," pp. 2–9, 2018.
- [14] K. M. Irawan, "Market Basket Analysis on Sales Data Using FP-Growth," *MST Journal*, 2021.
- [15] E. Munanda and S. Monalisa, "Penerapan Algoritma Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Untuk Penentuan Tataletak," *Jurnal Ilmiah Rekayasa dan Manajemen*

- Sistem Informasi*, vol. 7, no. 2, pp. 173–184, 2021, [Online]. Available: <http://ejournal.uin-suska.ac.id/index.php/RMSI/article/view/13253>
- [16] M. Rizky, A. A. Ridha, and K. Prihandani, "Penentuan Paket Promosi Pakaian PT. D&C Production dengan Menggunakan Algoritma FP-Growth," *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, vol. 5, no. 2, pp. 177–186, Dec. 2021, doi: 10.29408/edumatic.v5i2.3714.
- [17] M. Rizky, A. A. Ridha, and K. Prihandani, "Penentuan Paket Promosi Pakaian PT. D&C Production dengan Menggunakan Algoritma FP-Growth," *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, vol. 5, no. 2, pp. 177–186, 2021, doi: 10.29408/edumatic.v5i2.3714.
- [18] B. Anwar, "Application of the FP-Growth Method to Determine Frequent Co-occurrences," *Computer Science Proceedings*, 2023.