

Jutisi: Jurnal Ilmiah Teknik Informatika dan Sistem Informasi
<https://ojs.stmik-banjarbaru.ac.id/index.php/jutisi/index>
 Jl. Ahmad Yani, K.M. 33,5 - Kampus STMIK Banjarbaru
 Loktabat – Banjarbaru (Tlp. 0511 4782881), e-mail: puslit.stmikbjb@gmail.com
 e-ISSN: 2685-0893

Penerapan *Data Mining* Menggunakan Algoritma *Apriori* Untuk Menganalisis Pola Pembelian Konsumen Pada Minimarket XYZ

DOI: <http://dx.doi.org/10.35889/jutisi.v15i1.3449>

Creative Commons License 4.0 (CC BY – NC)



Angelina^{1*}, Hermawan²

Sistem Informasi, Universitas Multi Data Palembang, Palembang, Indonesia

*e-mail *Corresponding Author*: angelina2021@mhs.mdp.ac.id

Abstract

The utilization of sales transaction data in the retail sector plays an important role in supporting data-driven decision making, particularly in understanding consumer purchasing patterns and designing more effective sales strategies. This study aims to analyze consumer purchasing patterns at Minimarket XYZ as a basis for developing a data-driven product bundling strategy. The main problem faced is stock imbalance caused by the underutilization of transaction data. The method used in this research is data mining using the Apriori algorithm within the CRISP-DM framework, utilizing sales transaction data from October 2024 to September 2025. The variables analyzed consist of product combinations within sales transactions evaluated using the parameters of support, confidence, and lift. The performance of the algorithm was tested using precision and recall methods to evaluate the relevance of the generated association rules against the transaction data. The results show that several product combinations have high support, confidence, and lift values, particularly in the snack-beverage and instant noodle-mineral water categories. These association rules were conceptually validated through the design of product bundling packages that align with consumer purchasing behavior. This study demonstrates that the Apriori algorithm is effective as a decision-support tool for improving promotional efficiency and inventory management in small- to medium-scale minimarkets.

Keywords: *Data Mining; Apriori Algorithm; Consumer Purchasing Patterns; Product Bundling; Minimarket XYZ*

Abstrak

Pemanfaatan data transaksi penjualan pada sektor ritel memiliki peran penting dalam mendukung pengambilan keputusan berbasis data, khususnya dalam memahami pola pembelian konsumen dan merancang strategi penjualan yang lebih efektif. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pola pembelian konsumen pada Minimarket XYZ sebagai dasar perancangan strategi *product bundling* berbasis data. Permasalahan utama yang dihadapi adalah ketidakseimbangan stok akibat belum dimanfaatkannya data transaksi secara optimal. Metode yang digunakan adalah data mining dengan algoritma Apriori dalam kerangka kerja CRISP-DM menggunakan data transaksi penjualan periode Oktober 2024–September 2025. Variabel yang dianalisis berupa kombinasi produk dalam transaksi penjualan yang dievaluasi menggunakan parameter *support*, *confidence*, dan *lift*. Pengujian performa algoritma dilakukan menggunakan metode *precision* dan *recall* untuk menilai relevansi aturan asosiasi yang dihasilkan terhadap data transaksi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa terdapat sejumlah kombinasi produk dengan nilai *support*, *confidence*, dan *lift* yang tinggi, terutama pada kategori snack–minuman dan mie instan–air mineral. Hasil uji performa menunjukkan bahwa nilai *precision* berada pada rentang 0,73–0,80 dan nilai *recall* pada rentang 0,81–0,86, yang mengindikasikan bahwa algoritma memiliki tingkat akurasi yang baik dalam merekomendasikan paket bundling sesuai pola pembelian konsumen. Dengan demikian, algoritma Apriori terbukti efektif sebagai alat pendukung keputusan dalam meningkatkan efisiensi promosi dan pengelolaan stok pada minimarket skala kecil–menengah.

Kata kunci: *Data Mining; Algoritma Apriori; Pola Pembelian Konsumen; Bundling Produk; Minimarket XYZ*

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi informasi pada era digital saat ini telah memberikan dampak signifikan terhadap berbagai sektor industri, termasuk sektor ritel. Kemampuan sistem komputasi dalam mengolah, menyimpan, dan menganalisis data dalam jumlah besar mendorong pelaku usaha ritel untuk beralih dari pengambilan keputusan berbasis intuisi menuju pengambilan keputusan berbasis data yang lebih akurat dan terukur [1]. Minimarket sebagai salah satu bagian dari industri ritel modern menghasilkan data transaksi setiap hari dalam volume yang semakin meningkat, mencakup informasi terkait barang yang dibeli, frekuensi transaksi, jumlah barang, serta pola konsumsi konsumen. Namun, meskipun data tersebut memiliki potensi besar untuk diolah menjadi informasi strategis, kenyataannya banyak pelaku usaha ritel, khususnya usaha kecil-menengah, belum memanfaatkan data transaksi secara optimal untuk memahami perilaku konsumen maupun merumuskan strategi penjualan yang lebih efektif. Kondisi ini juga ditemukan pada Minimarket XYZ, di mana proses pengelolaan stok dan penentuan strategi penjualan masih banyak bergantung pada intuisi dan pengalaman subjektif pemilik usaha tanpa dukungan analisis pola pembelian konsumen yang sistematis dan terstruktur. Akibatnya, potensi data penjualan yang berharga belum dapat dimanfaatkan sebagai sumber keunggulan kompetitif bagi minimarket tersebut.

Kurangnya pemanfaatan data transaksi tidak hanya berdampak pada keterbatasan informasi, tetapi juga menyebabkan berbagai permasalahan operasional yang dapat menghambat kinerja dan pertumbuhan usaha. Salah satu permasalahan utama yang muncul adalah ketidakseimbangan stok barang, yaitu adanya penumpukan barang yang jarang dibeli sehingga menghambat perputaran modal, serta kekosongan stok pada barang yang sebenarnya memiliki permintaan tinggi sehingga berisiko menurunkan kepuasan pelanggan. Ketidaktepatan dalam mengelola stok ini menunjukkan perlunya sistem pendukung keputusan yang mampu memberikan gambaran yang lebih akurat terkait pola pembelian konsumen. Selain itu, strategi promosi seperti *product bundling* yang pada dasarnya dapat meningkatkan nilai transaksi dan mempercepat perputaran stok belum dapat diterapkan secara optimal karena minimarket tidak memiliki informasi mengenai kombinasi produk yang sering muncul bersama dalam satu transaksi. Oleh sebab itu, dibutuhkan pendekatan analitis yang mampu menggali wawasan tersembunyi (*hidden patterns*) dari data penjualan sehingga dapat digunakan untuk memperbaiki proses operasional, meningkatkan efektivitas promosi, serta memperkuat daya saing usaha ritel di tengah persaingan yang semakin ketat [2].

Berbagai penelitian sebelumnya telah membuktikan bahwa algoritma Apriori merupakan salah satu metode data mining yang efektif digunakan dalam menggali pola pembelian konsumen melalui teknik *association rule mining*. Algoritma ini bekerja dengan mengidentifikasi kombinasi item yang sering muncul secara bersamaan dalam transaksi, sehingga mampu memberikan wawasan berharga bagi penyusunan strategi pemasaran dan pengelolaan stok di sektor ritel [3], [4].

Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi ilmiah dan praktis dalam mendorong pemanfaatan pengambilan keputusan berbasis data pada usaha ritel lokal yang selama ini masih mengandalkan keputusan intuitif. Penelitian ini bertujuan menganalisis pola belanja konsumen guna merancang strategi *product bundling* yang lebih efektif dan sesuai dengan karakteristik Minimarket XYZ. Hasil penelitian diharapkan dapat membantu pihak minimarket dalam meningkatkan efektivitas promosi, mempercepat perputaran stok, serta mendukung pengelolaan persediaan secara lebih terukur dan sistematis.

2. Tinjauan Pustaka

Penelitian mengenai penerapan data mining, khususnya *Association Rule Mining* dengan algoritma *Apriori*, telah banyak dilakukan untuk menganalisis pola pembelian konsumen pada sektor ritel. Penelitian-penelitian tersebut umumnya bertujuan menggali keterkaitan antarproduk yang sering dibeli secara bersamaan sebagai dasar pengambilan keputusan pemasaran, pengelolaan stok, dan penataan produk.

Penelitian pertama dilakukan oleh Andriani dkk [5] yang menerapkan algoritma Apriori dengan pendekatan *Market Basket Analysis* untuk pengaturan tata letak barang pada toko ritel. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Apriori mampu mengidentifikasi item-item yang sering dibeli secara bersamaan, sehingga informasi tersebut dapat dimanfaatkan untuk merancang ulang layout toko agar lebih efektif dan sesuai dengan kebiasaan belanja konsumen. Meskipun penelitian ini berhasil meningkatkan efisiensi penataan produk, fokus

kajiannya masih terbatas pada aspek tata letak dan belum mengaitkan hasil analisis dengan strategi promosi seperti *product bundling*.

Penelitian selanjutnya dilakukan oleh Noviana dkk [6] yang menganalisis pola pembelian konsumen dengan membandingkan algoritma Apriori dan FP-Growth. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kedua algoritma mampu menghasilkan aturan asosiasi yang relevan, namun FP-Growth memiliki keunggulan dalam efisiensi waktu pemrosesan data. Penelitian ini memberikan kontribusi pada sisi teknis dan performa algoritma, notabene belum berfokus pada pemanfaatan hasil analisis sebagai dasar pengambilan keputusan bisnis secara spesifik, khususnya pada minimarket skala kecil.

Penelitian ketiga dilakukan oleh Ayu Prastika dkk [7] yang menerapkan algoritma Apriori untuk menganalisis pola pembelian konsumen pada Minimarket Harapan Jaya. Hasil penelitian menunjukkan bahwa terdapat hubungan antarproduk yang sering dibeli bersamaan dan informasi tersebut dapat digunakan untuk mendukung pengelolaan stok serta strategi pemasaran. Namun demikian, penelitian ini masih berfokus pada analisis pola pembelian dan belum mengembangkan sistem terintegrasi yang secara langsung menghasilkan rekomendasi strategis seperti penggabungan produk laris dan kurang laku dalam bentuk bundling.

Namun demikian, sebagian besar penelitian terdahulu berfokus pada ritel berskala besar, toko swalayan, atau supermarket yang memiliki struktur transaksi dan sumber daya lebih kompleks dibandingkan usaha ritel kecil-menengah seperti Minimarket XYZ. Konteks operasional yang berbeda ini menyebabkan hasil penelitian tersebut tidak sepenuhnya dapat diadaptasi oleh minimarket kecil yang memiliki volume transaksi lebih rendah, variasi barang yang lebih terbatas, serta keterbatasan dalam sistem informasi. Selain itu, sejumlah penelitian sebelumnya hanya menghasilkan aturan asosiasi tanpa mengaitkannya secara langsung dengan implementasi strategi *product bundling* yang aplikatif, sehingga manfaat praktis dari analisis market basket tersebut belum dapat dimaksimalkan dalam konteks peningkatan penjualan atau pengelolaan stok yang lebih efisien [8].

Penelitian ini hadir untuk mengisi research gap tersebut dengan mengintegrasikan analisis pola pembelian menggunakan algoritma Apriori dengan penerapan langsung hasil analisis tersebut pada strategi *product bundling* yang dirancang secara spesifik sesuai kebutuhan dan karakteristik Minimarket XYZ. Pendekatan yang digunakan tidak hanya menghasilkan frequent itemset dan *association rules*, tetapi juga mengubah informasi tersebut menjadi keputusan operasional melalui penyusunan paket bundling yang dapat membantu meningkatkan penjualan produk kurang laku, mempercepat perputaran stok, serta mengoptimalkan struktur inventori. Penelitian ini memiliki perbedaan pendekatan dibandingkan dengan penelitian-penelitian terdahulu yang telah dibahas sebelumnya. Sebagian besar penelitian sebelumnya berfokus pada analisis pola pembelian konsumen menggunakan *association rule mining* untuk mengidentifikasi keterkaitan antarproduk atau untuk mendukung pengaturan tata letak barang pada toko. Selain itu, beberapa penelitian juga lebih menitikberatkan pada perbandingan performa algoritma seperti Apriori dan FP-Growth tanpa mengaitkan hasil analisis tersebut dengan implementasi strategi bisnis secara langsung. Dari aspek objek kajian, penelitian terdahulu umumnya menggunakan data transaksi dari supermarket atau *marketplace* dengan volume transaksi yang besar. Berbeda dengan penelitian tersebut, penelitian ini menerapkan algoritma Apriori pada data transaksi minimarket lokal dengan skala usaha kecil-menengah. Analisis dilakukan menggunakan parameter *support*, *confidence*, dan *lift* untuk menghasilkan aturan asosiasi yang signifikan. Hasil analisis tersebut kemudian dimanfaatkan untuk merancang strategi *product bundling* yang dapat langsung diterapkan sebagai dasar pengambilan keputusan dalam promosi dan pengelolaan stok pada minimarket.

3. Metodologi

Metode penelitian ini menggunakan pendekatan data mining dengan algoritma Apriori untuk menganalisis pola pembelian konsumen pada data transaksi penjualan minimarket. Proses analisis data dalam penelitian ini mengikuti tahapan CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*) yang terdiri dari enam tahap yaitu *business understanding*, *data understanding*, *data preparation*, *modeling*, *evaluation*, dan *deployment*. Pendekatan ini dipilih karena memiliki tahapan analisis yang sistematis serta banyak digunakan dalam penelitian data mining untuk menganalisis data transaksi penjualan [9].

3.1 Algoritma Apriori

Algoritma Apriori merupakan salah satu metode dalam association rule mining yang digunakan untuk menemukan hubungan antar item dalam kumpulan data transaksi. Algoritma ini bekerja dengan mencari kombinasi item yang sering muncul secara bersamaan dalam transaksi dan membentuk aturan asosiasi berdasarkan nilai ambang batas tertentu.

Dalam algoritma Apriori terdapat beberapa parameter utama yang digunakan untuk mengevaluasi aturan asosiasi yaitu *support*, *confidence*, dan *lift*.

Support digunakan untuk mengukur frekuensi kemunculan suatu item dalam keseluruhan transaksi.

$$\text{Support } A = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung } A}{\text{Total transaksi}} \quad (1)$$

Support untuk dua item dapat dihitung dengan rumus:

$$\text{Support } (A, B) = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung } A \text{ dan } B}{\text{Total transaksi}} \quad (2)$$

Confidence digunakan untuk mengukur tingkat kepercayaan bahwa konsumen yang membeli produk A juga membeli produk B.

$$\text{Support } A \rightarrow B = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung } A \text{ dan } B}{\text{Total transaksi mengandung } A} \quad (3)$$

Selain itu digunakan juga lift ratio untuk mengevaluasi kekuatan hubungan antar item. Jika nilai lift lebih besar dari 1 maka hubungan antar item dianggap memiliki korelasi yang kuat

3.2 Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data transaksi penjualan Minimarket XYZ pada periode Januari 2024 hingga Januari 2025. Data transaksi mencakup beberapa atribut utama antara lain tanggal transaksi, nomor transaksi, nama produk, jumlah pembelian, harga satuan, dan nilai transaksi. Sebelum dilakukan proses analisis, data transaksi terlebih dahulu melalui tahap data preparation yang meliputi proses pembersihan data (*data cleansing*), perbaikan inkonsistensi penulisan nama produk, serta transformasi data ke dalam format yang sesuai untuk proses analisis menggunakan algoritma Apriori.

Dalam penelitian ini ditetapkan nilai minimum *support* sebesar 5% dan minimum *confidence* sebesar 90% sebagai ambang batas (*threshold*) untuk menghasilkan aturan asosiasi yang signifikan. Penetapan nilai *threshold* tersebut bertujuan untuk menyaring kombinasi item yang memiliki frekuensi kemunculan yang cukup tinggi dalam data transaksi serta memiliki tingkat kepercayaan yang kuat dalam merepresentasikan pola pembelian konsumen. Dengan menggunakan ambang batas tersebut, aturan asosiasi yang dihasilkan diharapkan mampu merepresentasikan keterkaitan produk yang relevan sebagai dasar dalam penyusunan strategi *product bundling*.

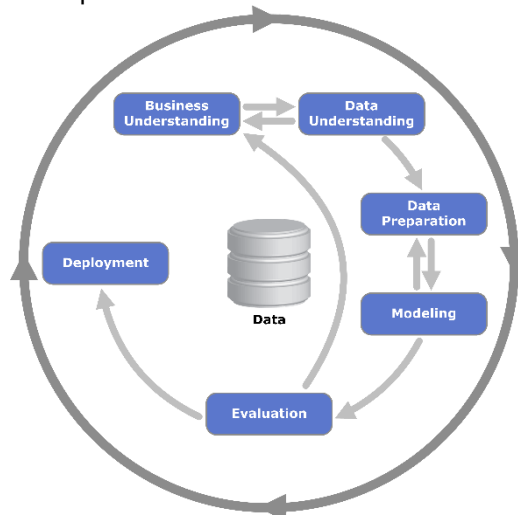
3.3 Teknik Validasi Performa Algoritma

Validasi dilakukan dengan mengevaluasi kualitas aturan asosiasi yang dihasilkan menggunakan nilai *support*, *confidence*, dan lift ratio. Aturan asosiasi yang memiliki nilai *support* dan *confidence* yang tinggi serta nilai lift lebih besar dari satu dianggap menunjukkan hubungan yang kuat antar produk sehingga dapat digunakan sebagai dasar dalam penyusunan strategi bundling produk.

3.4 Tahapan Penelitian Menggunakan CRISP-DM

Tahapan penelitian menggunakan pendekatan data mining dengan algoritma Apriori serta mengikuti kerangka kerja CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*) [1]. Kerangka kerja ini terdiri dari enam tahap utama yaitu business understanding, data understanding, data preparation, modeling, evaluation, dan deployment [2], [10]. Pendekatan ini

dipilih karena memiliki tahapan analisis yang sistematis dan banyak digunakan dalam penelitian data mining untuk menganalisis data transaksi ritel [3]. Beberapa literatur terkini bahkan menekankan bahwa pendekatan berbasis *Advanced Data Mining and Applications* serta integrasi keamanan informasi dalam analisis data menjadi kunci penting dalam implementasi sistem cerdas [11], [12], [13]. Diagram tahapan kerangka kerja CRISP-DM yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Metode CRISP-DM

Pada kerangka kerja CRISP-DM sendiri didukung dengan algoritma Apriori yang merupakan salah satu metode *association rule mining* yang digunakan untuk menemukan keterkaitan antaritem dalam suatu kumpulan data transaksi. Algoritma ini bekerja dengan menghasilkan kombinasi item secara bertahap, dimulai dari item tunggal hingga kombinasi item yang lebih kompleks, kemudian menyeleksi kombinasi tersebut berdasarkan ambang batas tertentu. Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa data transaksi penjualan Minimarket XYZ pada periode Oktober 2024 hingga September 2025. Data transaksi mencakup informasi antara lain tanggal transaksi, nomor transaksi, nama produk, jumlah pembelian, dan nilai transaksi. Data tersebut merepresentasikan aktivitas pembelian konsumen secara aktual dan digunakan sebagai dasar analisis pola belanja. Pengujian dan validasi performa algoritma Apriori dalam penelitian ini dilakukan melalui evaluasi terhadap kualitas aturan asosiasi yang dihasilkan serta kesesuaiannya dengan kebutuhan bisnis Minimarket XYZ. Validasi performa algoritma dilakukan dengan mengevaluasi nilai support, confidence, dan lift dari setiap aturan asosiasi yang dihasilkan untuk memastikan bahwa pola pembelian yang ditemukan bersifat kuat dan konsisten. Selain itu, hasil aturan asosiasi divalidasi secara konseptual melalui analisis kelayakan penerapan paket product bundling yang diusulkan. Aturan dengan nilai lift tinggi diprioritaskan karena menunjukkan keterkaitan produk yang tidak bersifat kebetulan. Validasi ini bertujuan untuk memastikan bahwa hasil pemodelan algoritma Apriori tidak hanya valid secara statistik, tetapi juga dapat diimplementasikan secara praktis sebagai dasar pengambilan keputusan strategis dalam penyusunan promosi dan pengelolaan stok minimarket.

4. Hasil dan Pembahasan

Pada bagian ini akan dijabarkan hasil dan analisisnya berdasarkan kerangka kerja CRISP-DM. Berikut tahapan-tahapan dan hasil akhir dari penelitian ini beserta dengan analisisnya.

4.1. Business Understanding

Pada tahap ini peneliti berfokus untuk memahami kebutuhan bisnis Minimarket XYZ, yaitu bagaimana meningkatkan efektivitas strategi penjualan dan pengelolaan stok barang. Permasalahan utama yang diidentifikasi adalah adanya barang yang kurang laku namun tetap menumpuk di gudang, serta barang yang laris tetapi sering kehabisan stok. Oleh karena itu, tujuan bisnis yang ingin dicapai adalah menemukan pola pembelian konsumen sehingga dapat dijadikan dasar dalam strategi bundling produk dan pengelolaan stok yang lebih efisien.

4.2. Data Understanding

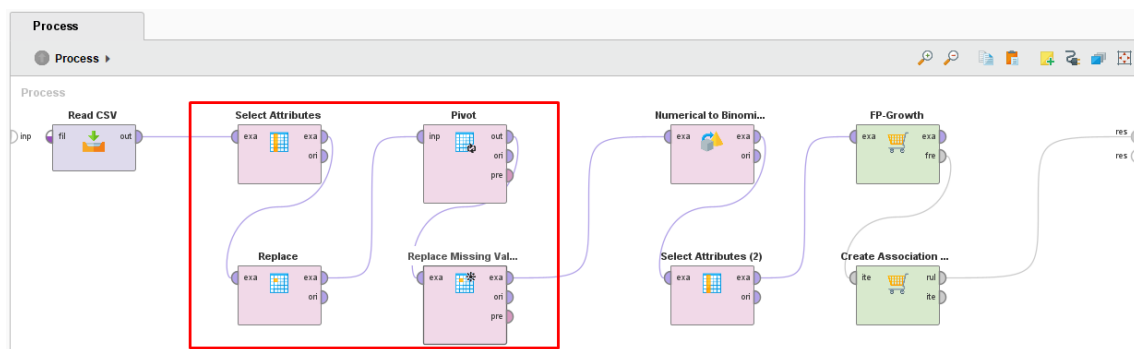
Tahap ini dilakukan dengan mengumpulkan data transaksi penjualan dari Minimarket XYZ selama periode Oktober 2024 hingga September 2025. Data yang diperoleh mencakup tanggal, id transaksim kode barang, nama barang, jumlah, satuan, harga satuan, subtotal dan total. Selanjutnya peneliti melakukan eksplorasi awal terhadap data untuk memahami karakteristiknya seperti frekuensi pembelian tiap produk, variasi jumlah transaksi serta potensi keterkaitan antar produk. Analisis awal ini bertujuan untuk memastikan bahwa data yang tersedia relevan dengan tujuan penelitian.

Laporan Transaksi Mini Market J19								
Periode 01-Oct-2024 s/d 31-Sept-2025								
Tanggal	ID Transaksi	Kode Barang	Nama Barang	Jumlah	Satuan	Harga Satuan	Subtotal	Total
01-Oct-2024	TRX2024100100023	BRG0267	Enfagrow A+ 400g	2	PCS	100,000.00	200,000.00	200,000.00
01-Oct-2024	TRX2024100100039	BRG0073	Coca Cola Zero 390ml	1	PCS	6,000.00	6,000.00	6,000.00
01-Oct-2024	TRX2024100100071	BRG0273	Tropicana Slim Susu 250g	4	PCS	50,000.00	200,000.00	218,000.00
01-Oct-2024	TRX2024100100071	BRG0081	7Up 390ml	3	PCS	6,000.00	18,000.00	218,000.00
01-Oct-2024	TRX2024100100083	BRG0091	Fruit Tea Strawberry 350ml	1	PCS	5,000.00	5,000.00	218,000.00
01-Oct-2024	TRX2024100100083	BRG0238	Promag Tablet Strip	1	PCS	6,500.00	6,500.00	218,000.00
01-Oct-2024	TRX2024100100094	BRG0122	Frisian Flag Strawberry 225ml	3	PCS	6,500.00	19,500.00	218,000.00
01-Oct-2024	TRX2024100100094	BRG0115	Lipovitan 150ml	1	PCS	8,000.00	8,000.00	218,000.00
01-Oct-2024	TRX2024100100116	BRG0062	Aqua 600ml	1	PCS	4,000.00	4,000.00	218,000.00
01-Oct-2024	TRX2024100100139	BRG0058	Relaxa 120g	1	PCS	9,000.00	9,000.00	218,000.00
01-Oct-2024	TRX2024100100139	BRG0133	Indomie Goreng Rendang	1	PCS	3,500.00	3,500.00	218,000.00
01-Oct-2024	TRX2024100100139	BRG0163	Masako Ayam 250g	1	PCS	15,000.00	15,000.00	218,000.00
01-Oct-2024	TRX2024100100139	BRG0117	Ultra Milk Full Cream 250ml	3	PCS	7,000.00	21,000.00	218,000.00
01-Oct-2024	TRX2024100100178	BRG0090	Fruit Tea Blackcurrant 350ml	3	PCS	5,000.00	15,000.00	218,000.00
01-Oct-2024	TRX2024100100178	BRG0065	Le Minerale 330ml	2	PCS	3,000.00	6,000.00	218,000.00
01-Oct-2024	TRX2024100100203	BRG0065	Le Minerale 330ml	1	PCS	3,000.00	3,000.00	218,000.00
01-Oct-2024	TRX2024100100231	BRG0083	Mountain Dew 390ml	5	PCS	6,000.00	30,000.00	218,000.00
01-Oct-2024	TRX2024100100231	BRG0062	Aqua 600ml	1	PCS	4,000.00	4,000.00	218,000.00

Gambar 2. Sampel Data Transaksi Penjualan

4.3. Data Preparation

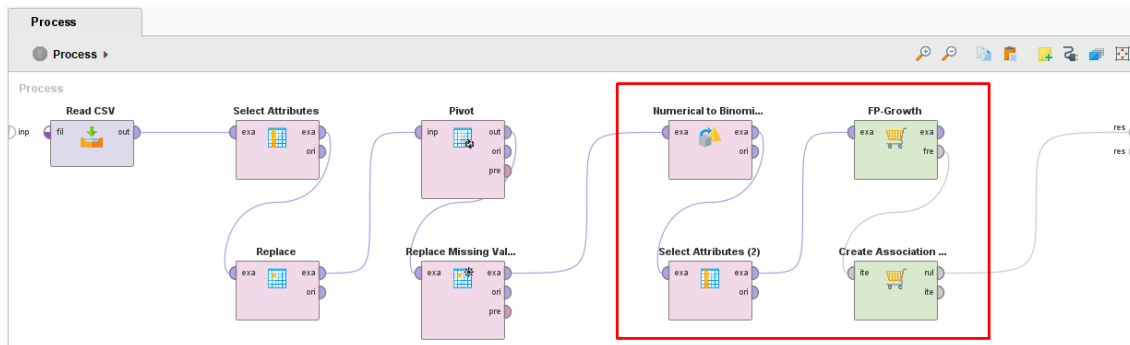
Pada tahap ini data transaksi yang telah dikumpulkan diproses agar siap digunakan dalam analisis. Kegiatan yang dilakukan meliputi pembersihan data (*data cleaning*) untuk memperbaiki inkonsistensi penulisan nama produk, membuat format data yang dapat diolah oleh apriori dan mengatasi data yang hilang. Selain itu dilakukan juga transformasi data ke dalam format kolom yang sesuai dengan kebutuhan algoritma Apriori dengan menghilangkan kolom-kolom yang tidak diperlukan sehingga hanya menyisakan id transaksi dan nama barang. Melalui tahap ini maka kualitas data yang digunakan dapat lebih valid dan konsisten. Berikut adalah operator yang digunakan pada tahapan ini.



Gambar 3. Proses Data Preparation

4.4. Modeling

Tahap pemodelan dilakukan dengan menerapkan algoritma Apriori pada data transaksi yang telah dipersiapkan. Peneliti menentukan parameter minimum *support* dan minimum *confidence* sebagai ambang batas untuk menghasilkan aturan asosiasi yang signifikan. Proses ini menghasilkan kombinasi produk yang sering dibeli secara bersamaan oleh konsumen. Hasil pemodelan berupa *association rules* yang menunjukkan keterkaitan antar produk seperti jika konsumen membeli produk A maka kemungkinan besar juga membeli produk B. Berikut di bawah ini adalah operator yang digunakan di dalam tahapan modeling.



Gambar 4. Proses Modeling

4.5. Evaluation

Untuk menentukan paket bundling yang paling efektif, peneliti memilih aturan-aturan asosiasi yang memiliki nilai *support*, *confidence*, dan *lift* terbaik. Ketiga nilai tersebut menunjukkan seberapa sering barang dibeli bersamaan, seberapa besar kemungkinan konsumen membeli barang lain setelah membeli barang tertentu, dan seberapa kuat hubungan antarproduk tersebut dibandingkan kejadian acak. Aturan dengan nilai tertinggi dianggap memiliki potensi paling besar untuk dijadikan dasar strategi bundling karena menunjukkan pola pembelian yang konsisten. Dari seluruh aturan yang dihasilkan oleh RapidMiner, peneliti menyeleksi sepuluh aturan dengan nilai terbaik sebagai rekomendasi awal. Sepuluh aturan prioritas tersebut diringkas dalam Tabel 1 dan dapat digunakan sebagai acuan dalam menyusun paket bundling yang lebih tepat sasaran bagi Minimarket XYZ.

Tabel 1. Hasil Association Rules

No.	Premises (jika membeli)	Conclusion	Support	Confidence	Lift
1	Filma 1 L & Coca Cola Zero 390ml	Teh Kotak 300ml	0.0618	0.9993	1264.53
2	Indomie Ayam Bawang & Pop Mie Rasa Baso 75g	Le Minerale 330ml	0.0588	0.99925	1170.60
3	Pepsi 390ml & Kopiko 150g	Wafer Tango Coklat 130g	0.0602	0.9978	411.07
4	Wafer Tango Coklat 130g & Kopiko 150g	Pepsi 390ml	0.0602	0.9978	410.08
5	Teh Kotak 300ml & Coca Cola Zero 390ml	Filma 1 L	0.0618	0.9971	325.45
6	Teh Kotak 300ml & Filma 1 L	Coca Cola Zero 390ml	0.0618	0.9950	186.54
7	Le Minerale 330ml & Pop Mie Rasa Baso 75g	Indomie Ayam Bawang	0.0588	0.9948	178.09
8	Chitato Keju 68g & Fanta Strawberry 390ml	Coca Cola 390ml	0.06156	0.99428	153.86
9	Le Minerale 330ml & Indomie Ayam Bawang	Pop Mie Rasa Baso 75g	0.05882	0.99104	104.32
10	Wafer Tango Vanilla & Greenfields/Ultra (kombinasi susu)	Ultra Milk Strawberry / sejenis	0.06427	0.98775	73.56

Berdasarkan sepuluh aturan prioritas yang ditampilkan pada Tabel 1, terlihat bahwa beberapa kombinasi produk memiliki hubungan pembelian yang sangat kuat dan berulang dalam transaksi konsumen. Nilai *confidence* yang tinggi menunjukkan bahwa ketika konsumen membeli produk pada bagian premis, mereka hampir selalu membeli produk pada bagian konklusi. Sementara itu, nilai *lift* yang besar menegaskan bahwa keterkaitan antarproduk tersebut bukan terjadi secara kebetulan, melainkan mencerminkan pola perilaku belanja yang nyata. Informasi ini memberikan dasar yang kuat bagi penyusunan paket bundling yang lebih terarah, terutama untuk meningkatkan penjualan produk yang sering dibeli bersama. Dengan demikian, hasil evaluasi ini dapat mendukung Minimarket XYZ dalam mengembangkan strategi

promosi yang lebih efektif dan sesuai dengan kebiasaan belanja konsumen. Penilaian nilai support, confidence, dan lift yang digunakan dalam penelitian ini juga sejalan dengan praktik terbaik yang direkomendasikan dalam literatur *Handbook of Big Data Technologies dan Big Data and Analytics in Accounting and Auditing*, di mana indikator tersebut dipandang penting dalam menjamin reliabilitas hasil analisis berbasis data besar [14], [15].

4.6. Deployment

Pada tahap ini, seluruh aturan prioritas yang telah dievaluasi sebelumnya diinterpretasikan lebih lanjut untuk memahami implikasi praktisnya terhadap pola belanja konsumen. Evaluasi dilakukan dengan meninjau kesesuaian setiap aturan dengan tujuan bisnis, yaitu meningkatkan efektivitas penyusunan paket bundling serta mendukung pengelolaan stok yang lebih efisien. Melalui interpretasi yang komprehensif, minimarket dapat mengidentifikasi kelompok produk yang memiliki hubungan pembelian kuat, sehingga dapat diprioritaskan dalam penyediaan stok maupun program promosi. Hasil analisis ini menjadi dasar penyusunan strategi berbasis data yang membantu Minimarket XYZ untuk membuat keputusan yang lebih terukur dan tepat sasaran.

Berdasarkan sepuluh aturan teratas yang dipilih melalui kombinasi support, confidence, dan lift ratio, ditemukan bahwa terdapat sejumlah kelompok produk dengan kecenderungan pembelian yang konsisten. Misalnya, beberapa aturan menunjukkan adanya pola kuat antara snack dan minuman bersoda, sementara aturan lain memperlihatkan hubungan antara mie instan dan air mineral. Temuan ini tidak hanya memberikan gambaran mengenai perilaku konsumen, tetapi juga memberikan peluang bagi minimarket untuk menawarkan paket bundling yang relevan dengan kebutuhan dan kebiasaan belanja pelanggan. Berikut ini adalah interpretasi rinci dari sepuluh aturan prioritas yang telah dihasilkan melalui proses analisis menggunakan RapidMiner:

- 1) Filma 1 L + Coca Cola Zero = Teh Kotak 300ml
Aturan ini menunjukkan bahwa konsumen yang membeli kebutuhan rumah tangga seperti minyak goreng dan minuman bersoda diet cenderung menambahkan Teh Kotak sebagai minuman pelengkap. Pola ini mengindikasikan bahwa ketiga produk tersebut sering dibeli dalam satu transaksi, sehingga sangat berpotensi dijadikan paket bundling rumah tangga atau promosi *cross selling*.
- 2) Indomie Ayam Bawang + Pop Mie Baso = Le Minerale 330ml
Konsumen yang membeli dua varian mie instan cenderung melengkapi pembeliannya dengan air mineral ukuran kecil. Hal ini menunjukkan preferensi konsumen terhadap paket makanan cepat saji yang praktis dan lengkap, sehingga bundling "Mie Hemat Plus Minuman" berpotensi menarik bagi pelajar maupun pekerja.
- 3) Pepsi 390ml + Kopiko 150g = Wafer Tango Coklat 130g
Aturan ini mengungkapkan bahwa kombinasi minuman bersoda dan permen kopi hampir selalu dilengkapi dengan wafer sebagai camilan tambahan. Pola ini sangat cocok untuk promosi impulsif di area kasir, mengingat keterkaitan produk yang kuat.
- 4) Wafer Tango Coklat 130g + Kopiko 150g = Pepsi 390ml
Kebalikan dari aturan sebelumnya, pola ini memperkuat keterkaitan antara snack manis dan minuman berkarbonasi. Hubungan dua arah ini menunjukkan bahwa konsumen cenderung menggabungkan snack dan minuman, sehingga bundling dapat meningkatkan penjualan kedua jenis produk secara bersamaan.
- 5) Teh Kotak 300ml + Coca Cola Zero = Filma 1 L
Pola ini mungkin tampak tidak intuitif, namun data menunjukkan adanya kecenderungan konsumen memasukkan minyak goreng dalam keranjang belanja ketika membeli dua jenis minuman. Temuan ini dapat dimanfaatkan untuk membuat paket hemat rumah tangga dalam volume tertentu.
- 6) Teh Kotak 300ml + Filma 1 L = Coca Cola Zero
Aturan ini menegaskan bahwa konsumen yang membeli kebutuhan dapur seperti minyak goreng dan minuman teh sering kali menambahkan Coca Cola Zero. Hal ini memberikan peluang untuk menawarkan bundling yang memadukan kebutuhan harian dengan minuman siap konsumsi.
- 7) Le Minerale 330ml + Pop Mie Baso = Indomie Ayam Bawang
Aturan ini menunjukkan bahwa pembeli mie instan cup dan air mineral cenderung menambahkan varian mie bungkus. Konsumen dalam kelompok ini biasanya mencari

variasi makanan instan yang cepat disiapkan, sehingga potensi bundling "Paket Mie Lengkap" dapat menjadi solusi yang menarik.

- 8) Chitato Keju + Fanta Strawberry = Coca Cola 390ml
Konsumen yang membeli snack asin dan minuman soda tertentu sering melengkapi belanjanya dengan Coca Cola. Hal ini memperlihatkan tingginya preferensi untuk mengombinasikan snack dan minuman, sehingga bundling pada kategori ini dapat meningkatkan penjualan minuman bersoda.
- 9) Le Minerale 330ml + Indomie Ayam Bawang = Pop Mie Baso
Aturan ini mengindikasikan bahwa konsumen yang membeli mie instan bungkus dan air mineral cenderung menambahkan mie instan cup. Dengan demikian, bundling variasi mie instan merupakan strategi yang relevan dan berpotensi meningkatkan frekuensi pembelian.
- 10) Wafer Tango Vanilla + Greenfields/Ultra Milk = Ultra Milk Strawberry
Pola ini menunjukkan bahwa konsumen yang membeli snack manis dan susu cenderung melengkapi pembeliannya dengan varian susu lain. Temuan ini sangat cocok diterapkan untuk promosi paket sarapan atau bekal anak sekolah.

Berdasarkan hasil analisis association rules yang dihasilkan oleh algoritma Apriori, diperoleh sepuluh aturan asosiasi dengan nilai *support*, *confidence*, dan *lift* tertinggi. Namun, tidak seluruh aturan tersebut dipilih sebagai paket *bundling* karena beberapa kombinasi produk kurang relevan untuk diterapkan sebagai paket promosi. Oleh karena itu, dari sepuluh aturan asosiasi tersebut dipilih tiga kombinasi produk yang memiliki nilai *support* dan *confidence* tinggi serta nilai *lift* terbesar. Selain itu, kombinasi produk yang dipilih juga mempertimbangkan keterkaitan produk yang logis untuk dikemas dalam satu paket penjualan. Pemilihan tiga kombinasi ini juga mempertimbangkan nilai ambang batas yang telah ditetapkan pada tahap metodologi, yaitu minimum *support* sebesar 5% dan minimum *confidence* sebesar 90%, sehingga aturan yang dipilih benar-benar merepresentasikan pola pembelian konsumen yang kuat dan relevan untuk diterapkan sebagai strategi *product bundling* pada Minimarket XYZ.

- 1) Paket *Snack & Drink Combo*
Terdiri dari Pepsi 390ml, Kopiko 150g, dan Wafer Tango Coklat 130g. Paket ini relevan dengan perilaku belanja bulanan maupun harian dan cocok ditempatkan di dekat area kasir.
- 2) Paket Mie Hemat Plus Minuman
Berisi Indomie Ayam Bawang, Pop Mie Baso 75g, dan Le Minerale 330ml. Paket ini menarik bagi konsumen yang menginginkan makanan cepat saji lengkap yang umumnya dibeli oleh anak kos, pekerja maupun anak tongkrongan yang sedang berkunjung ke rumah teman.
- 3) Paket Sarapan Cepat
Terdiri dari Wafer Tango Vanilla 130g, Greenfields/Ultra Milk dan Ultra Milk Stroberi 250ml. Paket ini sesuai untuk konsumen yang membutuhkan camilan dan minuman praktis baik itu untuk bekal di perjalanan maupun konsumen yang sudah berkeluarga atau mempunyai anak.

4.7 Uji Performa Algoritma

Untuk memastikan bahwa paket *bundling* yang dihasilkan oleh algoritma Apriori relevan dari sudut pandang konsumen, maka dilakukan proses validasi secara langsung kepada pelanggan minimarket. Pengujian dilakukan melalui pendekatan *random sampling*, di mana peneliti melakukan observasi langsung di Minimarket XYZ selama satu hari di jam operasional dan meminta pelanggan yang datang serta bersedia untuk memberikan tanggapan terhadap paket *bundling* yang diusulkan. Sebanyak 40 pelanggan dipilih secara acak untuk memberikan respon terhadap tiga paket bundling yang dihasilkan dari proses association rule mining, yaitu:

1. Paket *Snack & Drink Combo*
2. Paket Mie Hemat Plus Minuman
3. Paket Sarapan Cepat

Setiap responden diminta untuk memberikan penilaian terhadap paket *bundling* dengan dua kategori respon, yaitu setuju apabila paket tersebut pernah dibeli bersamaan atau dianggap relevan untuk dibeli dan tidak setuju apabila paket tersebut tidak pernah mereka beli secara bersamaan atau tidak sesuai menurut pandangan mereka. Hasil konfirmasi dari sudut pandang pelanggan kemudian digunakan sebagai dasar untuk menghitung *precision* dan *recall* sebagai

indikator performa algoritma dalam menghasilkan rekomendasi *bundling* yang sesuai dengan preferensi dari pelanggan Minimarket XYZ.

Tabel 2. Respon Jawaban Pelanggan

No.	Paket <i>Bundling</i>	Setuju	Tidak Setuju	Total
1	<i>Snack & Drink Combo</i>	32	8	40
2	Mie Hemat Plus Minuman	30	10	40
3	Sarapan Cepat	29	11	40

Dalam pengujian ini digunakan metrik *precision* dan *recall* untuk mengevaluasi kualitas rekomendasi paket *bundling* yang dihasilkan oleh algoritma Apriori. *Precision* digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan rekomendasi *bundling* yang dihasilkan algoritma terhadap preferensi pelanggan, sedangkan *recall* digunakan untuk mengukur kemampuan algoritma dalam menangkap preferensi pelanggan yang benar-benar tertarik terhadap paket *bundling* tersebut. Rumus yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5)$$

Dimana:

- TP (*True Positive*) = pelanggan yang menyatakan setuju terhadap pake *bundling*
 FP (*False Postive*) = pelanggan yang tidak setuju terhadap paket *bundling*
 FN (*False Negative*) = pelanggan yang sebenarnya setuju tetapi tidak pernah membeli paket tersebut

Tabel 3. Evaluasi *Precision* dan *Recall*

No.	Paket <i>Bundling</i>	TP	FP	FN	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
1	<i>Snack & Drink Combo</i>	32	8	5	0.80	0.86
2	Mie Hemat Plus Minuman	30	10	6	0.75	0.83
3	Sarapan Cepat	29	11	7	0.73	0.81

Berdasarkan hasil evaluasi pada tabel di atas, dapat diketahui bahwa seluruh paket *bundling* yang dihasilkan oleh algoritma Apriori memiliki nilai *precision* dan *recall* yang cukup tinggi. Paket *bundling Snack & Drink Combo* memperoleh nilai *precision* sebesar 0.80 dan *recall* sebesar 0.86, yang menunjukkan bahwa sebagian besar pelanggan memberikan respon positif terhadap paket tersebut. Sementara itu, paket *Mie Hemat Plus Minuman* memperoleh nilai *precision* sebesar 0.75 dan *recall* sebesar 0.83, yang menunjukkan bahwa kombinasi produk mie instan dan air mineral cukup sesuai dengan kebiasaan pelanggan minimarket. Paket *Sarapan Cepat* juga menunjukkan performa yang cukup baik dengan nilai *precision* sebesar 0.73 dan *recall* sebesar 0.81, yang mengindikasikan bahwa paket tersebut masih relevan bagi sebagian besar pelanggan sebagai pilihan makanan *instant*. Secara keseluruhan, nilai *precision* yang berada pada kisaran 73% hingga 80% serta nilai *recall* antara 81% hingga 86% menunjukkan bahwa algoritma Apriori mampu menghasilkan rekomendasi paket *bundling* yang cukup akurat dan sesuai dengan kebiasaan pembelian dari pelanggan minimarket.

4.8 Pembahasan

Hasil pengujian dan validasi performa algoritma Apriori pada penelitian ini menunjukkan bahwa aturan asosiasi yang dihasilkan memiliki tingkat relevansi yang baik dalam merepresentasikan pola pembelian konsumen di Minimarket XYZ. Nilai *support*, *confidence*, dan *lift* yang tinggi pada aturan prioritas, serta konsistensi kemunculannya pada data transaksi uji, mengindikasikan bahwa pola pembelian yang ditemukan bukan bersifat kebetulan, melainkan mencerminkan perilaku belanja konsumen yang sama berulang kali dilakukan. Temuan ini menegaskan bahwa algoritma Apriori memiliki kinerja yang memadai untuk diterapkan pada data transaksi ritel skala kecil hingga menengah.

Temuan penelitian ini sejalan dengan hasil penelitian Marindah dan Setiawan yang menerapkan algoritma Apriori pada data transaksi *marketplace Shopee* Jaktimstore. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa dengan minimum support 20% dan confidence 80%, algoritma Apriori mampu menghasilkan sejumlah aturan asosiasi yang relevan dan dapat dimanfaatkan untuk rekomendasi produk guna meningkatkan penjualan. Kesamaan temuan terletak pada kemampuan algoritma Apriori dalam mengidentifikasi keterkaitan antarproduk yang sering dibeli secara bersamaan, meskipun konteks penelitian berbeda, yaitu *marketplace online* dan minimarket fisik.[16]

Selain itu, hasil penelitian ini juga sejalan dengan penelitian Prastika, Pali, dan Marchelin yang menganalisis pola pembelian konsumen di Minimarket Harapan Jaya. Penelitian tersebut menemukan kombinasi produk dengan nilai *support* dan *confidence* yang sangat tinggi, seperti keterkaitan antara air mineral dan roti. Kesamaan pola ini menunjukkan bahwa produk kebutuhan sehari-hari memiliki kecenderungan untuk dibeli secara bersamaan oleh konsumen. Namun, penelitian ini memperluas temuan tersebut dengan menekankan pemanfaatan aturan asosiasi tidak hanya untuk penataan produk, tetapi juga sebagai dasar penyusunan strategi bundling produk yang lebih dapat diimplementasikan bagi minimarket [17].

Dari sisi metodologis, temuan penelitian ini juga memperkuat hasil penelitian Prasetya, dkk. yang menyatakan bahwa algoritma Apriori efektif dalam menggali pola pembelian konsumen dari data transaksi penjualan dan dapat digunakan sebagai alat pendukung pengambilan keputusan manajerial. Meskipun penelitian Prasetya dkk. membandingkan algoritma Apriori dengan *FP-Growth* pada konteks toko elektronik, kesamaan hasil menunjukkan bahwa algoritma Apriori tetap relevan digunakan pada berbagai jenis usaha ritel dengan karakteristik data yang berbeda [18].

Dengan demikian, penelitian ini berkontribusi dalam mengintegrasikan temuan-temuan sebelumnya dengan menunjukkan bahwa efektivitas algoritma Apriori tidak hanya terbatas pada ritel berskala besar atau *marketplace*, tetapi juga dapat diterapkan secara kontekstual pada minimarket dengan skala data yang lebih terbatas. Secara teori, penelitian ini memperkaya pembahasan *association rule mining* dengan menegaskan peran algoritma Apriori sebagai instrumen analisis pola sekaligus alat pendukung keputusan strategis. Secara praktis, hasil pembahasan ini memberikan dasar ilmiah bagi minimarket dalam merancang strategi promosi dan *bundling* produk berbasis data riwayat transaksi.

5. Simpulan

Penelitian ini berhasil mengidentifikasi pola pembelian konsumen di Minimarket XYZ melalui penerapan algoritma Apriori dalam kerangka kerja CRISP-DM. Hasil analisis menunjukkan adanya hubungan asosiasi dengan nilai *support*, *confidence*, dan *lift* yang tinggi, yang menunjukkan adanya hubungan kuat antarproduk yang tidak terduga sebelumnya. Temuan tersebut memberikan wawasan penting mengenai produk-produk yang sering dibeli secara bersamaan, seperti kombinasi snack–minuman, mie instan–air mineral, serta susu–camilan manis. Berdasarkan sepuluh aturan prioritas yang diperoleh, penelitian ini berhasil merumuskan rekomendasi strategi bundling yang relevan dengan pola perilaku konsumen di Minimarket XYZ. Tiga paket bundling utama yang direkomendasikan yaitu Snack & Drink Combo, Paket Mie Hemat Plus Minuman, dan Paket Sarapan Cepat, yang menunjukkan potensi untuk meningkatkan efektivitas promosi serta penjualan produk dengan keterkaitan pembelian yang tinggi.

Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan bahwa penerapan data mining dengan algoritma Apriori efektif dalam mengidentifikasi pola pembelian konsumen serta mendukung pengambilan keputusan bisnis pada sektor ritel. Berdasarkan hasil penelitian, minimarket disarankan untuk menerapkan strategi bundling produk tersebut sebagai bagian dari strategi promosi dan pengelolaan stok. Selain itu, penelitian selanjutnya dapat mengembangkan analisis dengan mempertimbangkan variabel tambahan seperti waktu transaksi, kategori pelanggan, harga, serta margin keuntungan untuk menghasilkan rekomendasi yang lebih komprehensif.

Daftar Referensi

- [1] H. Essalmi and et al., "Dynamic Algorithm for Mining Relevant Association Rules," *Information*, vol. 16, no. 3, pp. 1–22, 2025.
- [2] I. Hunyadi, "Efficient Discovery of Association Rules in E-Commerce," *Appl. Sci.*, vol. 15,

- no. 2, pp. 1–15, 2025.
- [3] R. Sarkar and et al., “Improved Apriori Method for Safety Signal Detection Using Weighted Measures,” *Mathematics*, vol. 12, no. 4, pp. 1–18, 2024.
- [4] J. A. Díaz-García and et al., “A Survey on the Use of Association Rules Mining Techniques in Social Media,” *Artif. Intell. Rev.*, vol. 56, pp. 1121–1157, 2023, doi: 10.1007/s10462-022-10351-1.
- [5] P. Andriani and L. Lelah, “Penerapan Algoritma Apriori Dengan Market Basket Analysis Untuk Pengaturan Tata Letak Barang,” *J. Teknol. Inform. dan Komput.*, vol. 7, no. 2, pp. 60–69, 2021, doi: 10.37012/jtik.v7i2.633.
- [6] R. Noviana, A. Hermawan, and D. Avianto, “Market Basket Analysis Menggunakan Algoritma Apriori dan FP Growth untuk Menentukan Pola Pembelian Konsumen,” *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 7, no. 3, p. 1474, 2023, doi: 10.30865/mib.v7i3.6304.
- [7] A. Prastika, E. Pali, and Marchelin, “Analisis Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Algoritma Apriori Pada Minimarket Harapan Jaya,” *J. Soc. Sci. Res.*, vol. 4, no. 4, pp. 6813-6824, 2024.
- [8] I. Fister Jr. and et al., “Toward Explainable Time-Series Numerical Association Rule Mining,” *Mathematics*, vol. 13, no. 2, pp. 1–25, 2025.
- [9] Gunawan, “Data Mining Using Crisp-Dm Process Framework On Official Statistics: A Case Study of East Java Province,” *J. Ekon. dan Pembang.*, vol. 29, no. 2, pp. 183–198, 2021, doi: <https://doi.org/10.14203/jep.29.2.2021>.
- [10] I. Fister Jr., “A Comprehensive Review of Visualization Methods for Association-Rule Mining,” *Knowledge-Based Syst.*, vol. 284, pp. 110–128, 2023, doi: 10.1016/j.knosys.2023.110.
- [11] Y. Tan and et al., Eds., *Data Mining and Big Data*. Springer, 2021.
- [12] L. Cao and et al., Eds., *Advanced Data Mining and Applications*. Springer, 2022.
- [13] S. K. Pal and et al., Eds., *Data Mining and Information Security*. Springer, 2024.
- [14] A. Gandomi and et al., *Handbook of Big Data Technologies*. Springer, 2023.
- [15] R. W. Knechel and et al., *Handbook of Big Data and Analytics in Accounting and Auditing*. Edward Elgar, 2023.
- [16] Marindah and K. Setiawan, “Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Terhadap Pola Pembelian Konsumen Di Marketplace Shopee Jaktimstore,” *J. Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 7, no. 5, pp. 1473–1481, 2024.
- [17] S.D. Putri, & S. Sitohang, “Analisis Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Algoritma Apriori. *Computer and Science Industrial Engineering (COMASIE)*, vol. 9, no. 7, pp. 889-898, 2023
- [18] T. Prasetya, J. Eka Yanti, A. Irma Purnamasari, A. Rinaldi Dikananda, and S. Anwar, “Analisis Data Transaksi Terhadap Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Metode Algoritma Apriori,” *Informatics Educ. Prof.*, vol. 6, no. 1, pp. 43–52, 2021.