

Penerapan Algoritma Apriori Pada Data Transaksi *Point of Sale* Untuk Analisis Pola Pembelian Konsumen di Restoran *Evergreen*

Nabila Khairani^{1*}, Surya Darma Nasution²

^{1,2} Sekolah Tinggi Ilmu Manajemen Sukma, Indonesia

*E-mail: khairani262@gmail.com

Information Article

History Article

Submission: 03-06-2026

Revision: 28-06-2026

Published: 20-07-2026

DOI Article:

10.62421/jibema.v3i4.621

ABSTRAK

Restoran *Evergreen* merupakan usaha kuliner yang telah menerapkan sistem *Point of Sale* (POS) untuk mencatat transaksi penjualan, namun data yang dihasilkan belum dimanfaatkan secara optimal untuk mendukung pengambilan keputusan bisnis, khususnya dalam memahami pola pembelian konsumen. Penelitian ini bertujuan menganalisis pola pembelian konsumen menggunakan algoritma Apriori guna menemukan *association rule* (*Association rules*) antar menu yang sering dibeli secara bersamaan. Data yang digunakan berupa 183 transaksi periode 1-30 September 2025 dengan 114 jenis item, diolah menggunakan perangkat lunak Altair AI Studio (*RapidMiner*) melalui operator *FP-Growth* dan *Create Association rules* dengan minimum *Support* 4% dan minimum *Confidence* 30%. Hasil penelitian menemukan 104 frequent itemset, dengan Aqua sebagai item berfrekuensi tertinggi (*Support* 36,1%), serta 71 *asosiation rule*. Aturan dengan *lift* tertinggi adalah Paket Bakso Ayam Prima-Paket Bakso Ayam Tea (*lift* 8,32), sedangkan aturan yang paling didukung data adalah Paket Nasi Ayam Penyet Tea-Paket Nasi Goreng Telur Tea (*Confidence* 34,8%, *lift* 2,89). Temuan ini dapat menjadi dasar strategi *bundling*, penempatan menu, dan promosi bagi manajemen restoran.

Kata Kunci: *Data Mining, Algoritma Apriori, Association rule, Point of Sale, Pola Pembelian Konsumen*

ABSTRACT

Evergreen Restaurant is a culinary business that has implemented a Point of Sale (POS) system to record sales transactions, yet the resulting data has not been optimally utilized to Support business decision-making, particularly in understanding consumer purchasing patterns. This study aims to analyze consumer purchasing patterns using the Apriori algorithm to discover Association rules among frequently co-purchased menu items. The data used comprises 183 transactions from 1-30 September 2025 with 114 item types, processed using Altair AI Studio (RapidMiner) through the FP-Growth and Create Association rules operators with a minimum Support of 4% and minimum Confidence of 30%. The results identified 104 frequent itemsets, with Aqua as the most frequent item (Support 36.1%), and 71 Association rules. The rule with the highest lift was Paket Bakso Ayam Prima-Paket Bakso Ayam Tea (lift 8.32), while the most data-Supported rule was Paket Nasi Ayam Penyet Tea-Paket Nasi Goreng Telur Tea (Confidence 34.8%, lift 2.89). These findings can serve as a

Acknowledgment

basis for bundling strategies, menu placement, and promotions for restaurant management.

Key word: *Data Mining, Apriori Algorithm, Association rule, Point of Sale, Consumer Purchasing Pattern*

©2026 Published by JIBEMA. Selection and/or peer-review under responsibility of JIBEMA

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital mendorong hampir seluruh sektor usaha kuliner untuk mengadopsi *Sistem Point of Sale* (POS) guna mencatat transaksi penjualan secara otomatis. Restoran *Evergreen*, yang beroperasi sebagai bagian dari kawasan Tamora Golf Club di Tanjung Morawa, merupakan salah satu usaha kuliner yang telah menerapkan sistem POS berbasis cloud bernama Olsera dalam operasional kasir sehari-hari. Seluruh transaksi yang tercatat memuat informasi rinci seperti nomor referensi, waktu, daftar item, kuantitas, dan metode pembayaran. Sayangnya, data tersebut selama ini hanya berfungsi sebagai arsip pencatatan dan belum dimanfaatkan secara optimal sebagai dasar pengambilan keputusan bisnis, khususnya dalam memahami pola pembelian konsumen.

Data mining merupakan proses penggalian pola dan pengetahuan tersembunyi dari kumpulan data berskala besar (Han et al., 2022), dan salah satu teknikny adalah *association rule mining* melalui algoritma Apriori. Algoritma ini bekerja dengan menemukan kombinasi item yang sering dibeli secara bersamaan berdasarkan nilai *Support* dan *Confidence*, sehingga menghasilkan *association rule* yang dapat dimanfaatkan untuk strategi *bundling* produk, penempatan menu, maupun promosi (Abizal et al., 2022; Fitriana Dewi et al., 2022). Penelitian sejenis telah banyak dilakukan pada berbagai jenis usaha, seperti penerapan Apriori pada data penjualan restoran sederhana (Abizal et al., 2022), analisis pola pembelian konsumen pada restoran makanan dan minuman (Kholid et al., 2021), serta analisis transaksi pada toko berbasis desktop (Falisha Suardi & Y, 2021). Studi-studi tersebut secara konsisten menunjukkan bahwa algoritma Apriori mampu mengungkap pola pembelian yang tidak tampak secara kasat mata dari data transaksi mentah.

Berbeda dari penelitian sebelumnya yang umumnya menggunakan perangkat lunak seperti *RapidMiner* tanpa menjelaskan detail teknis parameter yang digunakan, penelitian ini secara khusus mengungkap bagaimana parameter minimum *Support* yang ditetapkan di awal proses (4%) dapat berubah secara otomatis akibat mekanisme penyesuaian bawaan pada *operator FP-Growth* di Altair AI Studio (*RapidMiner*), sehingga menghasilkan nilai *Support* efektif yang berbeda dari nilai input awal. Aspek teknis ini penting diungkap agar hasil penelitian data mining yang menggunakan perangkat lunak serupa dapat direproduksi secara akurat oleh peneliti lain. Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pola pembelian konsumen pada Restoran *Evergreen* menggunakan

algoritma Apriori guna menemukan *association rule* antar menu yang sering dibeli secara bersamaan, sekaligus memberikan rekomendasi strategi bisnis yang berbasis data (*data-driven decision making*) bagi manajemen restoran.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan deskriptif kuantitatif dengan metode data mining. Objek penelitian adalah data transaksi *Point of Sale* Restoran *Evergreen* periode 1-30 September 2025 yang diperoleh melalui dokumentasi riwayat transaksi pada sistem POS Olsera. Data yang terkumpul sebanyak 183 transaksi dengan 114 jenis item menu, kemudian melalui tahapan *Knowledge Discovery in Database* (KDD) yang meliputi seleksi data, pembersihan data (*data cleaning*), dan transformasi data ke dalam format biner (0/1) sebelum diproses lebih lanjut.

Tahap seleksi data dilakukan dengan mengeluarkan transaksi yang berstatus dibatalkan atau tidak valid, serta memilih atribut nomor transaksi dan daftar item sebagai basis pembentukan basket transaksi. Tahap pembersihan data dilakukan untuk menstandarkan variasi penulisan nama item yang merujuk pada item yang sama, termasuk inkonsistensi kapitalisasi huruf dan keterangan tambahan yang tidak relevan dengan nama item. Data yang telah bersih kemudian ditransformasikan ke dalam format matriks biner, di mana setiap baris merepresentasikan satu transaksi dan setiap kolom merepresentasikan satu jenis item.

Pengolahan data dilakukan menggunakan perangkat lunak Altair AI Studio Educational 2026.1.1 (*RapidMiner*) melalui alur proses yang terdiri atas operator *Retrieve*, *Numerical to Binominal*, *FP-Growth*, dan *Create Association rules*. Operator *FP-Growth* digunakan sebagai mesin pencarian frequent itemset karena secara fungsional setara dengan algoritma Apriori konvensional, dengan nilai minimum *Support* ditetapkan sebesar 4% dan minimum *Confidence* 30%, mengacu pada rentang nilai yang umum digunakan pada penelitian sejenis (Prasetya et al., 2021). Operator ini memiliki mekanisme *find minimal number of itemsets* yang menyesuaikan nilai *Support* secara otomatis apabila jumlah itemset yang ditemukan belum mencapai target minimal 100 itemset, sehingga nilai *Support* efektif yang digunakan menjadi sekitar 1,6%. Operator *Create Association rules* kemudian membentuk *association rule* berdasarkan kriteria tersebut, dan hasil akhirnya dievaluasi menggunakan nilai *lift* untuk menentukan kekuatan korelasi antar item. Keseluruhan alur proses (*process*) yang disusun pada Altair AI Studio (*RapidMiner*) untuk penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 1.



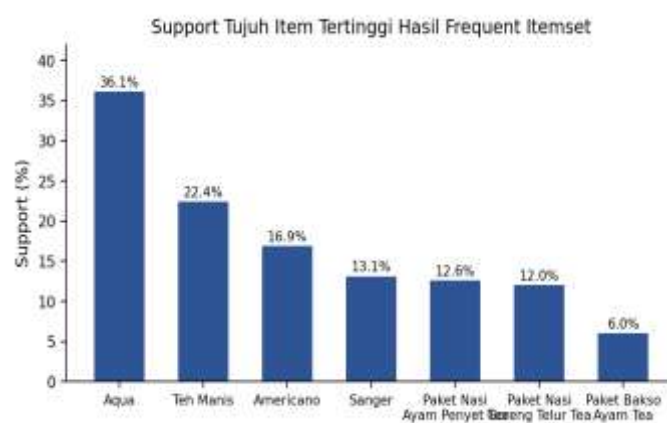
Gambar 1. Alur Proses (Process) Penerapan Algoritma pada *RapidMiner*

Sumber: Dokumentasi Peneliti (2026)

HASIL DAN PEMBAHASAN

HASIL

Berdasarkan pengolahan 183 transaksi dan 114 jenis item menggunakan operator *FP-Growth* pada *RapidMiner*, ditemukan 104 *frequent* itemset yang terdiri atas 48 itemset tunggal, 47 kombinasi dua item, dan 9 kombinasi tiga item. Item Aqua menjadi item dengan frekuensi kemunculan tertinggi (*Support* 36,1%), diikuti Teh Manis (22,4%),Americano (16,9%), Sanger (13,1%), Paket Nasi Ayam Penyet Tea (12,6%), Paket Nasi Goreng Telur Tea (12,0%), dan Paket Bakso Ayam Tea (6,0%), sebagaimana disajikan pada Gambar 2. Dominasi Aqua menunjukkan bahwa air mineral kemasan menjadi item pendamping yang paling sering dibeli konsumen terlepas dari menu utama yang dipesan.



Gambar 2. *Support* Tujuh Item dengan Frekuensi Kemunculan Tertinggi

Sumber: Hasil Pengolahan *RapidMiner* (2026)

Sebagai bukti hasil pengujian, Gambar 3 menampilkan tangkapan layar (screenshot) keluaran operator *FP-Growth* pada *RapidMiner* yang memuat daftar 104 *frequent itemset* beserta nilai *Support*

masing-masing, terdiri atas 48 itemset tunggal, 47 kombinasi dua item, dan 9 kombinasi tiga item. Tangkapan layar ini menjadi dasar empiris bagi seluruh angka *Support* yang dilaporkan pada bagian ini.

The screenshot shows the SAP Fiori 'Personenliste' app. The table displays the following data:

Name	Age	Sex	Date of Birth
John Doe	30	M	1988-01-15
Jane Smith	28	F	1990-03-22
Mike Johnson	35	M	1983-07-10
Sarah Lee	25	F	1993-09-05
David Kim	32	M	1986-11-18
Emily White	29	F	1989-04-01
James Brown	38	M	1981-06-25
Alice Green	27	F	1991-12-08
Robert Black	31	M	1987-02-14
Michelle Davis	26	F	1992-08-30
Christopher Wilson	33	M	1985-10-03
Stephanie Taylor	24	F	1994-05-19
Benjamin Moore	36	M	1984-09-27
Natalie King	29	F	1989-01-11
Daniel Hall	34	M	1986-04-28
Olivia Young	27	F	1991-07-06
Matthew Scott	31	M	1987-11-23
Isabella Adams	25	F	1993-03-17
Ethan Baker	37	M	1982-06-04
Avery Nelson	28	F	1990-10-20
Lucas Hill	32	M	1986-02-09
Sophia King	26	F	1992-05-26
Andrew Ward	35	M	1984-08-30
Mia Evans	29	F	1989-12-01
Joshua Roberts	33	M	1985-04-16
Chloe Carter	27	F	1991-07-24
Nathan Phillips	31	M	1987-10-11
Liam Turner	25	M	1993-01-28
Zoe Perry	28	F	1990-04-05
Isaac Evans	36	M	1983-07-19
Grace Collins	24	F	1994-10-02
Samuel Allen	32	M	1986-12-15
Hannah King	29	F	1989-03-28
Benjamin Scott	34	M	1985-06-10
Abigail Baker	27	F	1991-09-23
Michael Hall	31	M	1987-11-07
Madeline King	26	F	1992-02-14
Joseph Lee	35	M	1984-05-21
Skylar Green	28	F	1989-08-04
Christopher Adams	32	M	1986-10-17
Victoria Baker	25	F	1993-01-30
Andrew King	37	M	1982-04-12
Samantha Hall	29	F	1989-07-25
Matthew King	33	M	1985-10-08
Emily King	27	F	1991-12-21
David King	31	M	1987-03-04
Olivia King	26	F	1992-05-17
Benjamin King	35	M	1984-08-30
Mia King	29	F	1989-11-27
Joshua King	32	M	1986-01-10
Chloe King	27	F	1991-03-23
Nathan King	31	M	1987-05-06
Liam King	25	M	1993-07-19
Zoe King	28	F	1990-10-02
Isaac King	36	M	1983-12-15
Grace King	24	F	1994-03-28
Samuel King	32	M	1986-06-10
Hannah King	29	F	1989-09-02
Benjamin King	34	M	1985-11-15
Abigail King	27	F	1991-02-28
Michael King	31	M	1987-05-11
Madeline King	26	F	1992-07-24
Joseph King	35		

Gambar 3. Daftar Frequent Itemset Hasil FP-Growth pada RapidMiner

Sumber: Dokumentasi Peneliti (2026)

Proses pembentukan *association rule* menggunakan operator *Create Association rules* dengan minimum *Confidence* 30% menghasilkan 71 *association rule*. Sepuluh aturan dengan nilai *lift* tertinggi disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1 menunjukkan bahwa aturan dengan nilai *lift* tertinggi adalah pasangan Paket Bakso Ayam Prima dengan Paket Bakso Ayam Tea (*lift* 8,32), meskipun didukung oleh jumlah transaksi yang relatif kecil (*Support* 1,6%). Di luar 10 aturan dengan *lift* tertinggi tersebut, ditemukan pula aturan antara dua menu paket utama, yaitu Paket Nasi Ayam Penyet Tea dengan Paket Nasi Goreng Telur Tea, yang tetap konsisten muncul pada kedua arah aturan (*lift* 2,89), dengan dukungan jumlah transaksi yang jauh lebih besar (*Support* 4,4%) dibandingkan seluruh aturan pada Tabel 1. Temuan ini menegaskan bahwa nilai *lift* tinggi tidak selalu berbanding lurus dengan kekuatan dukungan data.

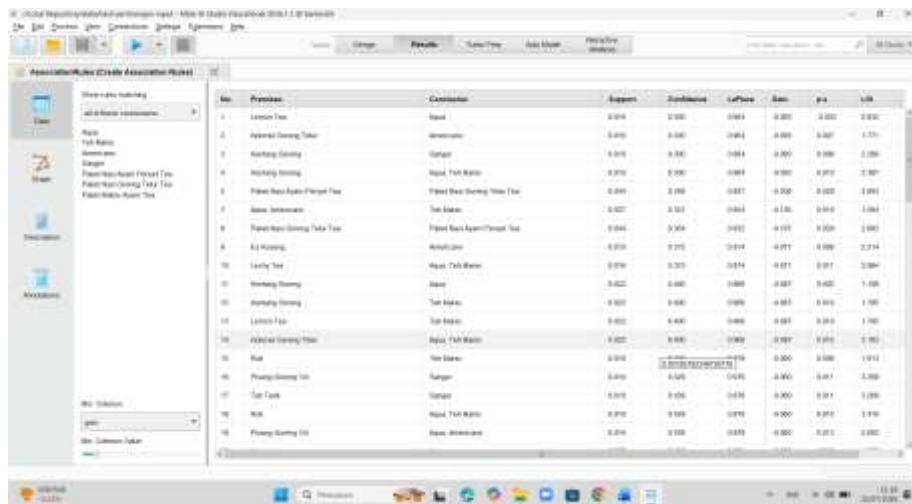
Tabel 1. Sepuluh Association dengan Nilai *Lift* Tertinggi

No	Association rule	Support Confidence Lift
1	Paket Bakso Ayam Prima -> Paket Bakso Ayam Tea	1,6% 50,0% 8,32
2	Semangka -> Aqua, Americano	1,6% 50,0% 6,54
3	Pisang Goreng Ori -> Aqua, Americano	1,6% 42,9% 5,60
4	Teh Tarik -> Aqua, Teh Manis	2,2% 57,1% 4,55
5	Aqua, Es Kosong -> Teh Manis	2,2% 100% 4,46

No	Association rule	Support Confidence Lift
6	Puding Telur -> Americano	1,6% 75,0% 4,43
7	Paket Bakso Ayam Prima -> Paket Nasi Ayam Penyet Tea	1,6% 50,0% 3,98
8	Paket Nasi Ayam Penyet Prima -> Paket Nasi Ayam Penyet Tea	1,6% 50,0% 3,98
9	Es Kosong -> Aqua, Teh Manis	2,2% 50,0% 3,98
10	Paket Bakso Ayam Tea -> Paket Nasi Ayam Penyet Tea	2,7% 45,5% 3,62

Sumber: Hasil Pengolahan *RapidMiner* (2026)

Sebagai kelengkapan bukti pengujian, Gambar 4 menampilkan tangkapan layar keluaran operator *Create Association rules* pada *RapidMiner* yang memuat keseluruhan 71 *asosiation rule* beserta nilai *Support*, *Confidence*, dan *lift* masing-masing, sebagai sumber data mentah bagi Tabel 1.



No	Premise	Conclusion	Support	Confidence	Lift	Item	Lift
1	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
2	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
3	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
4	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
5	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
6	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
7	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
8	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
9	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
10	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
11	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
12	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
13	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
14	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
15	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
16	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
17	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
18	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
19	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
20	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
21	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
22	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
23	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
24	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
25	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
26	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
27	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
28	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
29	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
30	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
31	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
32	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
33	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
34	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
35	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
36	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
37	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
38	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
39	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
40	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
41	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
42	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
43	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
44	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
45	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
46	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
47	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
48	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
49	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
50	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
51	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
52	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
53	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
54	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
55	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
56	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
57	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
58	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
59	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
60	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
61	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
62	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
63	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
64	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
65	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
66	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
67	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
68	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
69	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
70	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000
71	Latexan Tea	Espresso	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000

Gambar 4. Hasil Association rules pada RapidMiner

Sumber: Dokumentasi Peneliti (2026)

PEMBAHASAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Apriori, yang diimplementasikan melalui operator *FP-Growth* pada *RapidMiner*, mampu mengungkap pola pembelian konsumen Restoran *Evergreen* yang tidak tampak secara kasat mata dari data transaksi mentah. Temuan bahwa Aqua secara konsisten menjadi item pendamping dominan pada hampir seluruh kombinasi menu sejalan dengan karakteristik umum konsumen restoran yang cenderung memesan air mineral sebagai pelengkap standar terlepas dari menu utama yang dipilih, sebagaimana juga ditemukan pada penelitian Kholid et al. (2021) pada

Restaurant J.M.C Medan yang menunjukkan pola serupa pada item minuman pendamping. Temuan yang lebih menarik dari sisi nilai *lift* justru muncul pada pasangan dua varian paket bakso ayam, yang menunjukkan korelasi sangat kuat (*lift* 8,32) meskipun frekuensi kemunculannya tergolong rendah.

Validitas hasil pengujian pada penelitian ini didukung oleh tiga bukti visual langsung dari perangkat lunak yang digunakan. Gambar 1 memperlihatkan bahwa alur proses (process) yang disusun benar-benar terdiri atas empat operator yang saling terhubung secara berurutan (*Retrieve, Numerical to Binominal, FP-Growth, dan Create Association rules*), sehingga tahapan pengolahan data dapat ditelusuri dan direplikasi oleh peneliti lain. Gambar 3 dan Gambar 4 selanjutnya menjadi bukti empiris bahwa seluruh angka *Support, Confidence, dan lift* yang dilaporkan pada Tabel 1 bukan hasil perhitungan manual, melainkan keluaran langsung dari mesin pengolah data. Temuan yang tidak kalah penting dari sisi pengujian adalah teridentifikasinya mekanisme find minimal number of itemsets pada operator *FP-Growth*, yang secara otomatis menurunkan nilai minimum *Support* dari 4% yang ditetapkan di awal menjadi sekitar 1,6% (setara minimal 3 dari 183 transaksi) agar target minimal 100 itemset tercapai. Fenomena ini jarang diungkap pada penelitian sejenis yang menggunakan *RapidMiner*, seperti pada studi Arinal & Afsari (2023) dan Astuti & Novitasari (2022) yang melaporkan nilai *Support* tetap tanpa membahas kemungkinan penyesuaian otomatis oleh sistem. Tanpa pengungkapan ini, peneliti lain yang mencoba mereplikasi hasil penelitian dengan nilai input 4% berisiko memperoleh jumlah frequent itemset dan *association rule* yang berbeda, sehingga transparansi terhadap nilai *Support* efektif menjadi kontribusi metodologis penting dari penelitian ini.

Sebaliknya, pola asosiasi antara Paket Nasi Ayam Penyet Tea dan Paket Nasi Goreng Telur Tea, yang didukung oleh jumlah transaksi lebih besar, dapat dianggap sebagai temuan yang lebih andal dan layak dijadikan dasar pengambilan keputusan bisnis, sejalan dengan prinsip yang dikemukakan Abizal et al. (2022) bahwa *association rule* dengan dukungan data yang memadai lebih tepat dijadikan acuan strategi pemasaran dibandingkan aturan dengan *Support* rendah. Berdasarkan temuan tersebut, manajemen Restoran *Evergreen* dapat mempertimbangkan strategi *bundling* antara kedua paket nasi tersebut, menempatkan Aqua sebagai rekomendasi tambahan otomatis saat pelanggan memesan menu utama, serta menyusun paket promosi khusus untuk kombinasi camilan ringan dengan minuman kopi yang juga menunjukkan asosiasi kuat dalam hasil penelitian ini. Selain nilai praktis bagi manajemen restoran, penelitian ini turut mengungkap aspek teknis penting dalam penggunaan *RapidMiner*, yaitu adanya mekanisme penyesuaian otomatis nilai minimum *Support* pada operator *FP-Growth*, yang perlu diperhatikan oleh peneliti lain agar hasil penelitian data mining dapat direproduksi secara akurat.

Pola dominasi satu item pendamping serta keberadaan *association rule* dengan *lift* tinggi namun dukungan data rendah sejalan dengan temuan penelitian penerapan Apriori pada domain usaha lain.

Sitanggang et al. (2022) pada studi paket pernikahan dan Tarigan et al. (2022) pada persediaan barang sama-sama melaporkan bahwa aturan dengan *lift* tertinggi cenderung muncul pada kombinasi item bervolume transaksi kecil, sementara Noviyanti & Juanita (2024) pada rekomendasi paket pakaian dan Sibarani (2020) pada pola penjualan obat menekankan pentingnya mempertimbangkan nilai *Support* di samping *lift* agar aturan yang direkomendasikan benar-benar mencerminkan kebiasaan mayoritas konsumen, bukan hanya kombinasi yang kebetulan sering muncul bersamaan pada sedikit transaksi. Konsistensi temuan lintas domain usaha ini memperkuat argumen bahwa interpretasi *association rule mining* sebaiknya tidak berhenti pada nilai *lift* semata, melainkan mempertimbangkan kombinasi ketiga metrik *Support*, *Confidence*, dan *lift* secara bersamaan sebagaimana dilakukan pada penelitian ini.

Dari sisi implikasi praktis, manajemen Restoran *Evergreen* dapat memanfaatkan temuan ini secara berjenjang. Pada level operasional harian, Aqua dapat dijadikan rekomendasi otomatis kasir saat pelanggan memesan menu utama apa pun, mengingat dominasinya sebagai item pendamping pada hampir seluruh kombinasi. Pada level taktis mingguan hingga bulanan, *bundling* Paket Nasi Ayam Penyet Tea dengan Paket Nasi Goreng Telur Tea layak diprioritaskan karena didukung volume transaksi yang lebih besar dan karenanya lebih stabil sebagai dasar keputusan bisnis. Sementara itu, kombinasi dengan *lift* tinggi namun dukungan data kecil, seperti pasangan dua varian paket bakso ayam, sebaiknya diperlakukan sebagai hipotesis awal yang perlu diuji lebih lanjut, bukan langsung dijadikan dasar keputusan permanen, mengingat penelitian ini hanya menggunakan data satu bulan (September 2025) sehingga rentan terhadap fluktuasi musiman. Keterbatasan periode data ini menjadi catatan penting bagi interpretasi hasil, sekaligus arah bagi penelitian lanjutan untuk memperpanjang cakupan waktu pengambilan data guna memverifikasi kestabilan pola yang ditemukan.

SIMPULAN

Penelitian ini berhasil menerapkan algoritma Apriori melalui operator *FP-Growth* dan *Create Association rules* pada *RapidMiner* untuk menganalisis 183 transaksi dan 114 jenis item dari data *Point of Sale* Restoran *Evergreen* periode September 2025. Hasil pengolahan data menghasilkan 104 frequent itemset dan 71 *association rule*, dengan Aqua sebagai item pendamping paling dominan dan pasangan Paket Bakso Ayam Prima-Paket Bakso Ayam Tea sebagai aturan dengan korelasi (*lift*) tertinggi. Meskipun demikian, aturan antara Paket Nasi Ayam Penyet Tea dengan Paket Nasi Goreng Telur Tea terbukti sebagai temuan yang paling andal karena didukung oleh volume transaksi yang lebih besar. Temuan-temuan ini memberikan gambaran nyata mengenai kombinasi menu yang sering dibeli bersamaan, sekaligus menjadi dasar rekomendasi strategi *bundling*, penempatan menu, dan promosi bagi manajemen restoran. Bagi peneliti selanjutnya, disarankan untuk memperpanjang periode pengambilan data guna memverifikasi kestabilan pola yang masih didukung oleh jumlah transaksi kecil,

serta membandingkan hasil algoritma *FP-Growth* dengan algoritma Apriori konvensional atau metode lain seperti Eclat untuk mengevaluasi konsistensi dan efisiensi pemrosesan.

DAFTAR PUSTAKA

- Abizal, R., Syahra, Y., & Hafizah, H. (2022). Implementasi Algoritma Apriori Dalam Menganalisis Pola Penjualan Pada Restoran Sederhana. *J-SISKO TECH (Jurnal Teknologi Sistem Informasi Dan Sistem Komputer TGD)*, 5(1), 76. <https://doi.org/10.53513/jsk.v5i1.4794>
- Arinal, V., & Afsari, M. (2023). Penerapan Metode Asosiasi Pada Data Penjualan Transaksi Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus Circle'K Apartemen Marabella Jakarta Selatan). *Jurnal Sains Dan Teknologi*, 5(1), 170–176. <https://doi.org/10.55338/saintek.v5i1.1366>
- Astuti, Y., & Novitasari, H. (2022). Algoritma Apriori sebagai Penentu Pola Penjualan Produk Jeans. *Jurnal Ilmiah Edutic: Pendidikan Dan Informatika*, 9(1), 20–28. <https://doi.org/10.21107/edutic.v9i1.7416>
- Falisha Suardi, C., & Y, H. S. (2021). Implementasi Algoritma Apriori Untuk Analisis Data Transaksi Penjualan Pada Toko Berbasis Desktop. *Jurnal Tekno Kompak*, 17(1), 136–146. <https://doi.org/10.30599/jipfri.v1i1.6>
- Fitriana Dewi, H., Hanny Hikmayanti Handayani, & Jamaludin Indra. (2022). Implementasi Algoritma Apriori Terhadap Market Basket Analysis Pada Data Penjualan Retail. *Jurnal Informatika Teknologi Dan Sains*, 4(4), 432–436. <https://doi.org/10.51401/jinteks.v4i4.2182>
- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2022). *Data Mining: Concepts and Techniques* (4th ed.). Morgan Kaufmann.
- Kholid, M., Fitri Boy, A., & Syahra, Y. (2021). Implementasi Data Mining Metode Algoritma Apriori Untuk Mengetahui Pola Pembelian Konsumen pada Transaksi Penjualan Makanan Dan Minuman (Studi Kasus Restaurant J.M.C Medan). *Jurnal CyberTech*, 4(7).
- Noviyanti, A., & Juanita, S. (2024). Rekomendasi Paket Pakaian Berdasarkan Pola Penjualan Menggunakan Algoritma Apriori. *SISFOTENIKA*, 14(2). <https://doi.org/10.30700/sisfotenika.v14i2.424>
- Prasetya, T., Yanti, J. E., Purnamasari, A. I., & Dikananda, A. R. (2021). Analisis Data Transaksi Terhadap Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Metode Algoritma Apriori. *Jurnal Ilmiah*, 6(1), 43–52.
- Sibarani, A. J. P. (2020). Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Meningkatkan Pola Penjualan Obat. *JATISI (Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi)*, 7(2), 262–276. <https://doi.org/10.35957/jatisi.v7i2.195>
- Sitanggang, D., Muham, N. A. Br S., Rangkuti, S. H., Zalukhu, S. P., & Indra, E. (2022). Penerapan Data Mining Untuk Rekomendasi Paket Pernikahan Menggunakan Metode Algoritma Apriori. *Jurnal Teknik Informasi Dan Komputer (Tekinkom)*, 5(1), 130. <https://doi.org/10.37600/tekinkom.v5i1.509>
- Tarigan, P. M. S., Hardinata, J. T., Qurniawan, H., Safii, M., & Winanjaya, R. (2022). Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dalam Menentukan Persediaan Barang. *Jurnal Janitra Informatika Dan Sistem Informasi*, 2(1), 9–19. <https://doi.org/10.25008/janitra.v2i1.142>