

ANALISIS POLA BELANJA MUSIMAN UNTUK REKOMENDASI STRATEGI PROMOSI MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI (STUDI KASUS: TOKO ARNATA, CILEUNYI)

Dara Nur Oktaviani, Castaka Agus Sugianto

Teknik Informatika, Politeknik TEDC Bandung

Jl. Politeknik Jl. Pesantren No.2, Cibabat, Kec. Cimahi Utara, Kota Cimahi, Jawa Barat 40513

daranurr44@gmail.com

ABSTRAK

Toko Arnata Cileunyi merupakan usaha ritel berskala menengah yang menyediakan berbagai kebutuhan konsumen, termasuk alat tulis kantor (ATK), perlengkapan rumah tangga, dan produk sejenis lainnya. Meskipun transaksi penjualan telah dicatat secara digital, hasil observasi dan wawancara dengan pemilik toko menunjukkan bahwa data historis yang terkumpul belum dianalisis secara sistematis. Pemanfaatannya masih terbatas pada keperluan administratif, tanpa digunakan lebih lanjut untuk mengungkap pola pembelian pelanggan atau mendukung strategi promosi. Penelitian ini bertujuan menganalisis pola pembelian produk ATK guna mendukung strategi promosi musiman dengan menerapkan algoritma Apriori menggunakan RapidMiner versi 10.4. Sebanyak 10.000 transaksi penjualan selama periode 2023–2024 digunakan sebagai *dataset*. Dengan parameter minimum *support* sebesar 0,05 dan *confidence* 0,90, diperoleh delapan aturan asosiasi yang memiliki nilai *confidence* $\geq 0,931$ dan *lift* di atas 3. Salah satu aturan menunjukkan keterkaitan antara pembelian Buku Big Boss dan Sampul Karton Coklat Boxy terhadap Sampul Plastik Rajawali Boxy isi 10 lembar, dengan *confidence* 0,931 dan *lift* 6,672. Temuan ini memberikan dasar bagi penyusunan strategi promosi musiman yang lebih tepat sasaran dan berbasis data.

Kata kunci : data mining, algoritma apriori, pola belanja, rekomendasi promosi, tren musiman

1. PENDAHULUAN

Pola belanja musiman seperti meningkatnya permintaan alat tulis kantor (ATK) menjelang tahun ajaran baru merupakan peluang strategis yang dapat dimanfaatkan pelaku usaha ritel, di mana lonjakan permintaan ATK sering terjadi pada periode tersebut [1].

Toko Arnata Cileunyi merupakan salah satu toko ritel berskala menengah yang menyediakan berbagai kategori barang, termasuk produk ATK. Meskipun toko ini telah memanfaatkan aplikasi desktop untuk mencatat transaksi penjualan harian, hasil observasi langsung dan wawancara dengan pemilik toko menunjukkan bahwa data transaksi historis yang telah dikumpulkan selama bertahun-tahun belum pernah dianalisis secara sistematis. Data tersebut hanya digunakan untuk kebutuhan administratif, seperti rekap penjualan atau pencarian transaksi tertentu, tanpa dimanfaatkan untuk mendeteksi pola belanja pelanggan ataupun mendukung strategi promosi yang lebih terarah.

Pendekatan *data mining* menjadi salah satu solusi yang relevan untuk menggali informasi tersembunyi dari data transaksi historis. Salah satu metode yang paling umum digunakan adalah algoritma Apriori, yang mampu mengidentifikasi keterkaitan antar produk berdasarkan frekuensi pembeliannya secara bersamaan [2]. Pola asosiasi ini dapat menjadi dasar dalam menyusun strategi promosi, mengatur tata letak produk di toko (*cross-selling*), serta merancang strategi pengelolaan stok yang lebih efisien.

Takdirillah (2020) menunjukkan bahwa algoritma Apriori mampu mengekstraksi keterkaitan

antar item pada data penjualan untuk mendukung strategi ritel [3]. Sementara itu, penelitian oleh Dewi et al. (2022) mengaplikasikan metode serupa untuk mengidentifikasi kombinasi produk dengan nilai *support* dan *confidence* yang tinggi sebagai dasar *market basket analysis* [4]. Penelitian lain oleh Hidayah dan Sugianto (2025) turut membuktikan bahwa metode asosiasi dapat digunakan untuk menggali fakta-fakta baru dari data historis. Studi tersebut menunjukkan bahwa analisis asosiasi mampu mengungkap pola perilaku pengguna yang sebelumnya tidak terdeteksi secara eksplisit [5]. Hal ini menegaskan bahwa metode asosiasi, termasuk algoritma Apriori, memiliki potensi besar dalam mendukung pengambilan keputusan yang lebih strategis berbasis data.

Namun, sebagian besar studi terkait penerapan algoritma Apriori dilakukan pada perusahaan ritel berskala besar seperti supermarket atau toko daring, sehingga belum banyak menjangkau toko ritel konvensional berskala menengah dengan fokus pada produk ATK dan dinamika musiman. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pola pembelian musiman pada produk ATK di Toko Arnata Cileunyi menggunakan algoritma Apriori, serta menyusun rekomendasi strategi promosi berdasarkan aturan asosiasi yang terbentuk.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Data mining

Data mining merupakan proses semi otomatis yang menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan (*artificial intelligence*), dan

machine learning untuk mengekstraksi serta mengidentifikasi informasi yang tersembunyi dari kumpulan data dalam jumlah besar dan kompleks [6][7]. Menurut Han et al. (2011), *data mining* mampu mengungkapkan informasi berharga dari data historis yang tampak acak dan tidak terstruktur [8]. Dalam dunia bisnis, *data mining* digunakan untuk mendeteksi pola perilaku konsumen, memetakan tren pasar, serta mendukung pengambilan keputusan berbasis data. Teknik-teknik *data mining* mencakup klasifikasi, klusterisasi, regresi, dan *association rule mining* yang menjadi fokus dalam penelitian ini.

2.2. Association rule mining

Association rule mining adalah teknik dalam *data mining* yang digunakan untuk menemukan hubungan antara satu item dengan item lainnya dalam suatu *dataset*. Hubungan ini berbentuk aturan "jika-maka" yang menunjukkan kecenderungan konsumen membeli produk secara bersamaan [9]. Ukuran yang digunakan untuk menilai kekuatan aturan ini adalah *support*, *confidence*, dan *lift*. Teknik ini sering diterapkan dalam analisis keranjang belanja untuk memahami perilaku pembelian konsumen [9].

2.3. Algoritma Apriori

Algoritma Apriori merupakan algoritma dasar dalam proses *association rule mining*. Algoritma ini bekerja dengan prinsip bahwa jika suatu *itemset* sering muncul dalam suatu data, maka subset-nya juga sering muncul [10]. Dengan pendekatan iteratif dan *bottom-up*, Apriori membentuk *itemset* yang sering muncul (*frequent itemset*), dan dari sana dibentuk aturan asosiasi yang memenuhi nilai ambang batas *support* dan *confidence*. Takdirillah (2020) menyebutkan bahwa Apriori mampu membantu pemilik usaha ritel dalam memahami kecenderungan konsumen melalui transaksi historis [3].

2.4. Market basket analysis

Market basket analysis (MBA) adalah metode analisis data yang digunakan untuk mengetahui kecenderungan pelanggan dalam membeli dua atau lebih produk secara bersamaan [11]. Dalam penelitian ini, MBA berguna untuk mengidentifikasi kombinasi produk ATK yang sering dibeli bersamaan, sehingga dapat digunakan untuk menyusun strategi promosi yang tepat. MBA umumnya menggunakan algoritma seperti Apriori untuk membentuk aturan asosiasi dari data transaksi [12].

2.5. Pola Belanja Musiman

Pola belanja musiman adalah perilaku konsumen yang dipengaruhi oleh waktu-waktu tertentu dalam satu tahun, seperti tahun ajaran baru, Ramadan, atau liburan akhir tahun. Permintaan terhadap produk tertentu seperti alat tulis kantor (ATK) meningkat signifikan pada masa-masa tersebut. Menurut Takdirillah (2020), lonjakan permintaan ATK menjelang tahun ajaran baru merupakan fenomena

umum yang dapat dimanfaatkan pelaku usaha untuk meningkatkan penjualan melalui strategi berbasis data [3].

2.6. Strategi Promosi Berbasis Data

Strategi promosi berbasis data memungkinkan pelaku usaha menyusun promosi secara terarah dan sesuai dengan pola pembelian konsumen. Dengan memahami produk apa saja yang sering dibeli bersamaan, toko dapat merancang paket *bundling* yang sesuai kebutuhan pasar. Riset oleh Sari et al. (2021) menunjukkan bahwa pendekatan promosi berbasis aturan asosiasi memberikan hasil lebih efektif dibanding promosi konvensional karena disusun berdasarkan perilaku konsumen nyata [13].

3. METODE PENELITIAN

3.1. Identifikasi Masalah

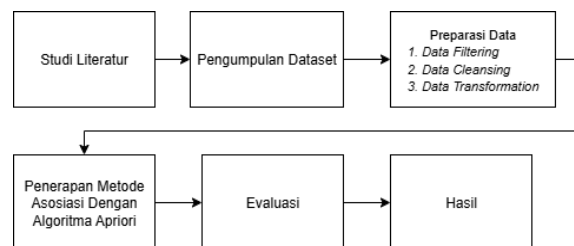
Strategi promosi di Toko Arnata Cileunyi belum berbasis analisis data transaksi, sehingga kurang tepat sasaran, terutama saat musim belanja tahun ajaran baru. Permintaan produk alat tulis kantor (ATK) meningkat signifikan pada periode tersebut, namun belum dioptimalkan dengan strategi berbasis data. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan analitis untuk mengidentifikasi pola pembelian musiman dan menyusun strategi promosi yang lebih efektif.

3.2. Tujuan dan Ruang Lingkup Penelitian

Penelitian ini bertujuan menganalisis pola pembelian produk ATK yang berulang menjelang tahun ajaran baru, menghasilkan aturan asosiasi menggunakan algoritma Apriori, serta merumuskan strategi promosi berbasis data. Ruang lingkup dibatasi pada transaksi ATK selama Mei–Juli 2023 dan 2024 di Toko Arnata Cileunyi. Analisis tidak mencakup faktor harga, stok, atau segmentasi pelanggan, serta hanya berfokus pada kategori ATK.

3.3. Metode yang Diusulkan

Penelitian ini menggunakan algoritma Apriori untuk mengidentifikasi pola belanja musiman dari data transaksi. Alur metode dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur metode yang diusulkan

3.4. Studi Literatur

Untuk menunjang pemahaman teoritis dan teknis, dilakukan studi literatur terhadap jurnal-jurnal ilmiah, buku, dan publikasi terkait dengan *data mining*, algoritma Apriori, dan strategi promosi berbasis data. Selain itu, dilakukan observasi langsung

dan wawancara dengan pemilik toko untuk memperoleh informasi tentang kategori produk, siklus pembelian konsumen, serta kebijakan promosi yang pernah diterapkan sebelumnya.

3.5. Pengumpulan Dataset

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data transaksi penjualan yang diperoleh langsung dari Toko Arnata Cileunyi. *Dataset* mencakup log transaksi pada periode Mei hingga Juli tahun 2023 dan 2024, yang bertepatan dengan masa menjelang tahun ajaran baru. Periode tersebut merupakan musim belanja yang umumnya ditandai dengan meningkatnya permintaan terhadap produk alat tulis kantor (ATK).

3.6. Preparasi Data

Sebelum dilakukan analisis, data mentah ini harus melalui beberapa tahap pra-pemrosesan untuk memastikan hanya data yang relevan dan bersih yang dianalisis. Berikut ini adalah data transaksi penjualan yang menjadi bahan awal penelitian yang dapat dilihat pada tabel 1 berikut:

Tabel 1. Contoh data transaksi penjualan mentah

Nomor	Tanggal	Kode	Nama Barang
2307000001	01/07/2023	16300002	parfum spray 15
2307000001	01/07/2023	16300001	parfum roll on
2307000001	01/07/2023	04012546	YE 992 HY
2307000002	01/07/2023	19200097	B 47/ B 44
2307000003	01/07/2023	1903049	Kertas Kado Sanwa Besar
2307000003	01/07/2023	00725600	bulu mata 5D
...	...	...	...
2407010961	31/07/2024	04617896	batre LR 44

Data pada Tabel 1 menunjukkan contoh transaksi mentah yang diperoleh dari Toko Arnata Cileunyi pada periode Mei hingga Juli 2023–2024. Data tersebut belum melalui proses penyaringan dan masih mengandung item non-ATK, seperti parfum dan kertas kado. Selanjutnya data ini diproses melalui tahapan data *preprocessing* yang terdiri dari tiga langkah utama, yaitu data *filtering*, data *cleansing*, dan data *transformation*.

3.7. Data Filtering

Pada tahap data *filtering*, data diseleksi untuk hanya menyertakan produk yang termasuk dalam kategori ATK. Produk non-ATK seperti makanan ringan, mainan, atau barang kebutuhan rumah tangga lainnya dikeluarkan dari *dataset* karena tidak berkaitan dengan fokus penelitian.

3.8. Data Cleansing

Tahap berikutnya adalah data *cleansing*, yang bertujuan membersihkan dan menyatukan format penulisan data. Transaksi yang hanya berisi satu produk dihapus karena tidak bisa menghasilkan aturan asosiasi. Selain itu, penulisan nama produk yang berbeda namun merujuk pada item yang sama

diseragamkan (misalnya: “Sidu 38”, “SIDU 38”, “buku sidu 38” menjadi “Buku SIDU 38”).

3.9. Data Transformation

Tahap akhir adalah data *transformation*, di mana data diubah ke dalam bentuk transaksi biner. Nilai 1 menunjukkan bahwa produk tersebut dibeli dalam transaksi, sedangkan nilai 0 menunjukkan tidak dibeli. Hasil akhir transformasi data setelah melalui seluruh tahapan *preprocessing* ditampilkan pada Tabel 2 berikut:

Tabel 2. Contoh data yang sudah di preparasi

transaksi_id	buku big foot jeep	buku pajero sport	pulpen constructi on	...	buku musik
2305000005	0	0	0	...	1
2305000006	0	1	0	...	0
2305000011	0	0	1	...	0
2305000015	1	0	0	...	0
2305000016	0	1	0	...	0
...	...	...	...	...	...
2307010632	1	0	0	...	0

Tabel 2 menyajikan hasil akhir dari tahap data *preprocessing* dalam format biner yang siap digunakan untuk analisis menggunakan algoritma Apriori. Pada format ini, setiap baris mewakili satu transaksi dan setiap kolom menunjukkan apakah suatu produk dibeli atau tidak. Nilai 1 berarti produk tersebut dibeli dalam transaksi tersebut, sedangkan nilai 0 menunjukkan tidak dibeli.

a. Penerapan Metode Asosiasi dengan Algoritma Apriori

Setelah data siap, proses analisis dilakukan menggunakan algoritma Apriori. Parameter yang digunakan dalam penelitian ini adalah minimum *support* sebesar 0,05 dan minimum *confidence* sebesar 0,90, yang ditentukan berdasarkan pertimbangan jumlah data dan kebutuhan hasil aturan yang tidak terlalu sempit namun tetap relevan. Algoritma ini bekerja dengan cara mencari *itemset* yang sering muncul dalam data transaksi, kemudian membentuk aturan asosiasi antar produk berdasarkan nilai *support* dan *confidence* yang memenuhi ambang batas tersebut. Untuk mengevaluasi kekuatan hubungan antar item, digunakan tiga metrik utama yaitu *support*, *confidence*, dan *lift* [14].

Nilai *support* digunakan untuk mengetahui seberapa sering item atau kombinasi item tertentu muncul dalam seluruh data transaksi. Semakin tinggi nilai *support*, semakin sering item tersebut dibeli bersamaan. Nilai ini dihitung menggunakan rumus (1)

$$\text{Support } (A \rightarrow B) = \frac{\text{Jumlah transaksi yang memuat } A \text{ dan } B}{\text{jumlah total transaksi}} \quad (1)$$

Sementara itu, nilai *confidence* mengukur seberapa besar kemungkinan konsumen membeli item B setelah membeli item A. Semakin tinggi *confidence*, semakin kuat hubungan antara kedua item tersebut. Perhitungannya dapat dilihat pada rumus (2)

$$\text{Confidence } (A \rightarrow B) = \frac{\text{Jumlah transaksi yang memuat } A \text{ dan } B}{\text{jumlah transaksi yang memuat } A} \quad (2)$$

Terakhir, nilai *lift* digunakan untuk mengetahui apakah hubungan antara item A dan B benar-benar berkaitan atau hanya kebetulan. Jika nilai *lift* lebih dari 1 maka terdapat korelasi positif antara keduanya, sebagaimana dijelaskan dalam rumus (3)

$$\text{Lift } (A \rightarrow B) = \frac{\text{Confidence } (A \rightarrow B)}{\text{Support } (B)} \quad (3)$$

b. Evaluasi

Hasil aturan asosiasi dievaluasi berdasarkan validitas logis dan kesesuaiannya dengan pola belanja aktual pelanggan. Evaluasi juga dilakukan melalui wawancara dengan pihak toko untuk memastikan aturan yang ditemukan memiliki relevansi bisnis.

c. Hasil

Tahap akhir menyajikan aturan asosiasi yang paling signifikan dan interpretasinya dalam konteks bisnis. Hasil ini digunakan untuk menyusun rekomendasi strategi promosi yang tepat sasaran, khususnya dalam menghadapi musim tahun ajaran baru.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Deskripsi Data

	A	B	C	D	E	F	G
1	nomor	tgl	kode	NAMA	ID SUP	QTY	sat
2							
3	2305000001	5/1/2023	1903049	Kertas Kado Samwa Besar	50019	1	PCS
4	2305000001	5/1/2023	0199328	k ucapan 84	50019	1	BK
5	2305000002	5/1/2023	08403704	korrek api R905	50084	1	BK
6	2305000003	5/1/2023	14200122	backdrop rumbai 2m	50142	1	BK
7	2305000003	5/1/2023	08403688	backdrop rumbai	50084	1	BK
8	2305000003	5/1/2023	14200273	balon latex 12in	50142	4	BK
9	2305000004	5/1/2023	06810097	bear bean tg	50068	1	BK
10	2305000005	5/1/2023	2901196	SRT JK B129	50029	1	PCS
11	2305000005	5/1/2023	02997626	bp zebra b1000	50029	1	BK
12	2305000005	5/1/2023	02997556	Pensil jk P88 sat	50029	2	BK
13	2305000005	5/1/2023	2901113	Mistar BTF 30cm	50029	1	PCS
14	2305000005	5/1/2023	2901524	stip joyko k40 w	50029	2	PCS
15	2305000006	5/1/2023	2901553	bk vision 58 pak	50029	1	PCS
16	2305000006	5/1/2023	02997735	urt jk A156	50029	1	BK
17	2305000006	5/1/2023	03010095	STip Joyko EB30	50003	1	LUSIN
18	2305000006	5/1/2023	2901113	Mistar BTF 30cm	50029	1	PCS
19	2305000006	5/1/2023	02997626	bp zebra b1000	50029	1	BK
20	2305000007	5/1/2023	09854104	Feeding set Nishikawa TG	50098	1	BK

Gambar 2. Data transaksi penjualan mentah

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data transaksi penjualan dari Toko Arnata Cileunyi pada periode Mei hingga Juli tahun 2023 dan 2024. Periode ini dipilih karena bertepatan dengan masa persiapan tahun ajaran baru, yaitu momen musiman di mana permintaan terhadap alat tulis kantor (ATK) meningkat secara signifikan. Data yang diperoleh bersifat historis dan berisi daftar item yang dibeli dalam setiap transaksi.

Penampakan data mentah pada Gambar 2 menunjukkan bahwa setiap baris merepresentasikan

satu entri transaksi, yang terdiri atas informasi seperti tanggal, kode produk, dan nama barang. Data ini belum disaring dan masih mengandung produk non-ATK.

Setelah melalui proses *data preprocessing* sebagaimana dijelaskan pada Bab 3, data diubah ke dalam format biner untuk mempermudah proses analisis.

	A	B	C	D	E	F	G	H
1	transaksi_id	uku big fo	uku pajer	en constru	ku maksi	9 buku mus	sm 156 bu	90 ppl pls
2	2305000005	0	0	0	0	0	0	0
3	2305000006	0	0	0	0	0	0	0
4	2305000011	0	0	0	0	0	0	0
5	2305000015	0	0	0	0	0	0	0
6	2305000016	0	0	0	0	0	0	0
7	2305000020	0	0	0	0	0	0	0
8	2305000023	0	0	0	0	0	0	0
9	2305000024	0	0	0	0	0	0	0
10	2305000025	0	0	0	0	0	0	0
11	2305000033	0	0	0	0	0	0	0
12	2305000057	0	0	0	0	0	0	0
13	2305000061	0	0	0	0	0	0	0

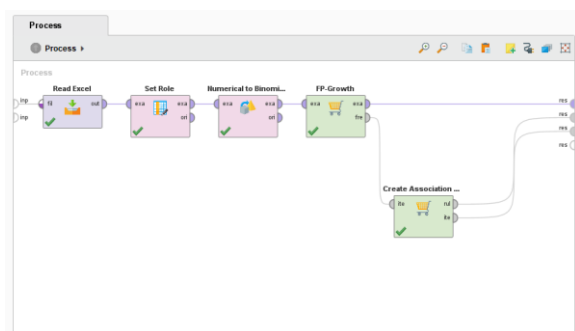
Gambar 3. Format data transaksi dalam bentuk biner

Seperti terlihat pada Gambar 3, setiap baris mewakili satu transaksi dan setiap kolom menunjukkan status kehadiran produk dalam transaksi tersebut. Nilai 1 menandakan bahwa produk dibeli, sedangkan nilai 0 berarti tidak dibeli. Format ini memudahkan algoritma *Apriori* dalam mendeteksi pola asosiasi antar produk.

4.2. Pelaksanaan Analisis Menggunakan Algoritma Apriori

Setelah data mentah mengalami proses *filtering*, *cleansing*, dan *transformation*, Analisis dilakukan menggunakan RapidMiner Studio versi 10.4. Perangkat lunak ini dipilih karena mendukung proses *data mining* berbasis visual, yang memungkinkan perancangan alur kerja secara intuitif.

Tampilan lengkap susunan operator yang digunakan dalam proses dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Workflow analisis algoritma apriori

Gambar 4 menampilkan alur analisis algoritma Apriori yang dilakukan menggunakan RapidMiner. Proses dimulai dengan memuat data menggunakan operator "Read Excel". Dataset berisi 10.000 baris transaksi dan 726 kolom produk ATK dalam format biner. Operator "Select Attributes" digunakan untuk menyaring atribut relevan, dengan mengecualikan kolom non-produk seperti ID transaksi.

Selanjutnya, operator "FP-Growth" digunakan untuk menemukan *frequent itemsets* berdasarkan nilai minimum *support* yang telah ditentukan. *Itemsets* ini kemudian diproses oleh operator "Create Association Rules" untuk menghasilkan aturan asosiasi menggunakan nilai *confidence* yang telah ditentukan. Hasil akhirnya divisualisasikan menggunakan fitur "Result Viewer" dalam bentuk tabel, graf, dan matriks.

Nilai parameter minimum *support* dan *confidence* yang digunakan adalah 0,05 dan 0,90. Nilai *support* ini dipilih agar dapat menangkap pola belanja yang meskipun jarang terjadi, tetapi tetap signifikan untuk promosi. Sedangkan nilai *confidence* 0,90 memberikan aturan dengan tingkat kepercayaan tinggi.

Output RapidMiner menghasilkan delapan aturan asosiasi yang memenuhi kriteria. Seluruh aturan memiliki nilai *confidence* tinggi dan *lift* di atas 3, menunjukkan korelasi kuat antar produk yang sering dibeli bersamaan menjelang tahun ajaran baru. Hasil ini akan dibahas lebih lanjut pada bagian berikutnya.

4.3. Hasil dan Aturan Asosiasi

Penerapan algoritma Apriori pada data transaksi penjualan ATK di Toko Arnata Cileunyi menghasilkan delapan aturan asosiasi yang valid, dengan minimum *support* 0,05 dan *confidence* 0,90. Aturan-aturan ini menunjukkan keterkaitan kuat antar produk yang sering dibeli bersamaan selama musim belanja tahun ajaran baru.

Setiap aturan terdiri dari kombinasi produk awal (*premises*) dan produk yang diasosiasikan (*conclusion*), serta dievaluasi menggunakan metrik *support*, *confidence*, dan *lift*. Penjabaran delapan aturan asosiasi yang ditemukan dapat dijelaskan sebagai berikut:

- Pelanggan yang membeli Buku Big Boss dan Sampul Karton Coklat Boxy memiliki kemungkinan sebesar 93,1% untuk juga membeli Sampul Plastik Rajawali Boxy, dengan nilai *lift* 6,672.
- Kombinasi Sampul Karton Coklat Polos dan Buku Vision 58 lembar menunjukkan asosiasi kuat terhadap Sampul Plastik Rajawali, dengan *confidence* 93,1% dan *lift* 3,198.
- Pembelian Buku Sidu 38 lembar dan Sampul Karton Gambar juga mengarah pada pembelian Sampul Plastik Rajawali, dengan *confidence* 93,8% dan *lift* 3,223.
- Pola serupa terlihat pada Sampul Karton Polos dan Buku Sidu 38 lembar, yang menghasilkan *confidence* 94,3% dan *lift* 3,240 terhadap produk yang sama.
- Kombinasi Sampul Karton Polos dan Buku Sidu 58 lembar memiliki *confidence* 94,7% dan *lift* 3,252 terhadap pembelian Sampul Plastik Rajawali.
- Kombinasi tiga produk, yaitu Buku Big Boss, Sampul Karton Boxy, dan Sampul Plastik Rajawali, menghasilkan asosiasi sangat kuat terhadap pembelian Sampul Plastik Rajawali Boxy, dengan *confidence* 94,8% dan *lift* tertinggi yaitu 6,793.
- Sampul Karton Polos dan Buku Vision 38 lembar memiliki asosiasi dengan *confidence* 95,3% dan *lift* 3,274 terhadap Sampul Plastik Rajawali.
- Aturan dengan *confidence* tertinggi (95,8%) ditemukan pada kombinasi Sampul Karton Gambar dan Buku Vision 38 lembar, yang juga mengarah pada pembelian Sampul Plastik Rajawali, dengan *lift* 3,291.

Tabel 3 berikut merangkum aturan-aturan asosiasi tersebut secara rinci:

Tabel 3. Aturan asosiasi produk ATK yang dihasilkan oleh Algoritma Apriori

No	Premises	Conclusion	Support	Confidence	Lift
1	Buku Big Boss (1 pak), Sampul Karton Coklat Boxy	Sampul Plastik Rajawali Boxy (10 lembar)	0.046	0.931	6.672
2	Sampul Karton Coklat Polos, buku vision 58 pak	Sampul Plastik Rajawali (10 lembar)	0.018	0.931	3.198
3	Buku Sidu 38 lembar (1 pak), Sampul Karton Coklat Gambar	Sampul Plastik Rajawali (10 lembar)	0.026	0.938	3.223
4	Sampul Karton Coklat Polos, Buku Sidu 38 lembar (1 pak)	Sampul Plastik Rajawali (10 lembar)	0.038	0.943	3.240
5	Sampul Karton Coklat Polos, Buku Sidu 58 lembar (1 pak)	Sampul Plastik Rajawali (10 lembar)	0.025	0.947	3.252
6	Sampul Plastik Rajawali (10 lembar), Buku Big Boss (1 pak), Sampul Karton Coklat Boxy	Sampul Plastik Rajawali Boxy (10 lembar)	0.016	0.948	6.793
7	Sampul Karton Coklat Polos, Buku Vision 38 lembar (1 pak)	Sampul Plastik Rajawali (10 lembar)	0.022	0.953	3.274
8.	sampul Karton Gambar, Buku Vision 38 lembar (1 pak)	Sampul Plastik Rajawali (10 lembar)	0.018	0.958	3.291

Tabel 3 menjabarkan temuan dari delapan aturan asosiasi ini memberikan gambaran yang jelas mengenai kecenderungan pola belanja konsumen terhadap produk ATK menjelang tahun ajaran baru.

Dengan melihat kekuatan asosiasi dari masing-masing aturan, dapat diidentifikasi produk-produk mana yang berpotensi besar untuk dipaketkan atau dipromosikan secara bersama.

4.4. Interpretasi Temuan

Interpretasi terhadap hasil aturan asosiasi menunjukkan bahwa konsumen cenderung membeli produk pelengkap secara bersamaan, terutama pada kategori buku tulis dan perlengkapan sampul. Kombinasi produk seperti buku dengan sampul plastik atau sampul karton dengan pelindung luar mencerminkan pola belanja yang konsisten dan fungsional, khususnya dalam konteks persiapan tahun ajaran baru. Pola tersebut tercermin dalam aturan-aturan dengan *confidence* dan *lift* tinggi, misalnya pada Aturan 1, di mana kombinasi Buku Big Boss dan Sampul Karton Coklat Boxy mengarah pada pembelian Sampul Plastik Rajawali Boxy dengan *confidence* 93,1% dan *lift* 6,672. Nilai-nilai tersebut menunjukkan korelasi kuat yang potensial untuk dijadikan dasar promosi berbentuk *bundling*, penataan produk, atau strategi *cross-selling*. Meski beberapa aturan memiliki *support* yang tidak terlalu besar secara persentase, nilai aktualnya tetap signifikan mengingat volume transaksi mencapai 10.000 data. Misalnya, *support* 0,046 berarti 460 transaksi nyata. Secara keseluruhan, pola-pola belanja yang terungkap terbukti tidak acak, melainkan menunjukkan hubungan fungsional antar produk yang mendukung efektivitas algoritma Apriori sebagai alat untuk merancang strategi promosi musiman di Toko Arnata Cileunyi.

4.5. Eksperimen Parameter Support dan Confidence

Untuk mengevaluasi pengaruh parameter terhadap jumlah dan kualitas aturan, dilakukan pengujian dengan beberapa kombinasi nilai *minimum support* dan *confidence*.

No.	Premises	Conclusion	Support	Confidence	Lift
10	buku gambar dodo a4	Sampul Plastik Rajawali (10 lembar)	0.024	0.457	1.571
11	Sampul Plastik Rajawali (10 lembar), Buku Sidu 3...	Sampul Karton Coklat Polos	0.038	0.461	3.151
12	Sampul Plastik Rajawali (10 lembar), Buku Big Bo...	Sampul Plastik Rajawali Boxy (10 lembar), Sampu...	0.016	0.470	5.992
13	Sampul Plastik Rajawali (10 lembar), buku vision ...	Sampul Karton Coklat Polos	0.018	0.474	3.044
14	Sampul Plastik Rajawali (10 lembar), Buku Vision ...	Sampul Karton Coklat Polos	0.022	0.481	3.287
15	Sampul Plastik Rajawali (10 lembar), Sampul Pla...	Buku Big Boss (1 pak)	0.028	0.483	4.013
16	Sampul Karton Coklat Boxy	Sampul Plastik Rajawali Boxy (10 lembar), Buku B...	0.046	0.483	6.373
17	Sampul Plastik Rajawali (10 lembar), Buku Sidu 5...	Sampul Karton Coklat Polos	0.025	0.489	3.346
18	Sampul Plastik Rajawali (10 lembar), Buku Big Bo...	Sampul Karton Coklat Boxy	0.017	0.496	5.240
19	Sampul Plastik Rajawali (10 lembar), Sampul Pla...	Sampul Karton Coklat Boxy	0.030	0.517	5.467
20	Sampul Karton Coklat Boxy	Buku Big Boss (1 pak)	0.049	0.519	4.314
21	buku gambar vision it a4	Sampul Plastik Rajawali (10 lembar)	0.019	0.533	1.830
22	Sampul Plastik Rajawali (10 lembar), Sampul Pla...	Buku Big Boss (1 pak)	0.016	0.542	4.601
23	Sampul Plastik Rajawali Boxy (10 lembar)	Buku Big Boss (1 pak)	0.076	0.543	4.517
24	penul jlyko p88 pak	Sampul Plastik Rajawali (10 lembar)	0.028	0.558	1.917
25	Sampul Plastik Rajawali Boxy (10 lembar)	Sampul Karton Coklat Boxy	0.078	0.562	5.941
26	Sampul Plastik Rajawali (10 lembar), Sampul Pla...	Sampul Karton Coklat Boxy	0.016	0.580	6.132
27	Sampul Plastik Rajawali Boxy (10 lembar), Sampu...	Buku Big Boss (1 pak)	0.046	0.583	4.845
28	Sampul Plastik Rajawali Boxy (10 lembar), Buku B...	Sampul Karton Coklat Boxy	0.046	0.603	6.373
29	buku gambar itay a4	Sampul Plastik Rajawali (10 lembar)	0.020	0.616	2.115
30	Buku Big Boss (1 pak)	Sampul Plastik Rajawali Boxy (10 lembar)	0.076	0.630	4.517
31	Buku Vision 38 lembar (1 pak)	Sampul Plastik Rajawali (10 lembar)	0.046	0.651	2.236
32	Buku Sidu 38 lembar (1 pak)	Sampul Plastik Rajawali (10 lembar)	0.083	0.658	2.260
33	Buku Sidu 58 lembar (1 pak)	Sampul Plastik Rajawali (10 lembar)	0.051	0.695	2.389
34	buku vision 58 pak	Sampul Plastik Rajawali (10 lembar)	0.037	0.707	2.428

Gambar 5. Hasil aturan asosiasi (*support* $\geq 0,02$ dan *confidence* $\geq 0,40$) dari RapidMiner

Pada eksperimen pertama digunakan *minimum support* 0,02 dan *confidence* 0,40 untuk menjangar lebih banyak pola belanja dengan frekuensi rendah

namun tetap relevan. Hasilnya, algoritma Apriori menghasilkan puluhan aturan asosiasi yang lebih kompleks dan bervariasi. Gambar 5 menampilkan sebagian *rule list* yang diperoleh dari RapidMiner Studio 10.4

Gambar 5 menunjukkan 56 aturan yang dihasilkan pada eksperimen *threshold* rendah, sebagian besar memiliki nilai *confidence* antara 0,40 hingga 0,70 dan *lift* di atas 1. Hal ini menunjukkan adanya korelasi positif antar produk, yang mengindikasikan kecenderungan konsumen membeli produk-produk tersebut secara bersamaan. Meskipun demikian, karena nilai *confidence* yang digunakan lebih rendah dibanding eksperimen utama (0,90), aturan-aturan ini perlu dikaji lebih selektif. Beberapa aturan mungkin tidak cukup kuat untuk dijadikan dasar promosi utama, namun tetap memberikan gambaran pola belanja lain yang potensial dan belum terlihat pada parameter yang lebih ketat.

Setelah mengevaluasi *threshold* rendah, eksperimen kedua dilakukan dengan menetapkan parameter yang lebih ketat, yaitu minimum *support* sebesar 0,10 dan *confidence* sebesar 0,50. Tujuan dari eksperimen ini adalah untuk menguji apakah terdapat aturan asosiasi yang cukup kuat dan sering muncul dalam data transaksi Toko Arnata Cileunyi jika diterapkan ambang batas *support* yang lebih tinggi.

Hasil dari pengolahan data dengan parameter ini menunjukkan bahwa hanya terbentuk satu aturan asosiasi yang memenuhi kriteria, seperti diperlihatkan pada Tabel 4 di bawah.

Tabel 4. Output RapidMiner pada *support* $\geq 0,10$ dan *confidence* = 0,50

No	Premises	Conclusion	Support	Confidence	Lift
2	sampul kt ckt q pls	sampul plstk rjwl q 10l	0.130	0.891	3.059

Tabel 4 menunjukkan bahwa kombinasi dua jenis sampul pelengkap dibeli bersamaan pada 13% transaksi, dengan *confidence* mendekati 90% dan *lift* di atas 3—cukup kuat untuk dijadikan acuan promosi sederhana. Namun, jumlah aturan yang sangat terbatas menunjukkan bahwa *threshold* tinggi dapat membatasi variasi pola yang muncul. Dalam identifikasi pola belanja musiman, parameter ini kurang ideal karena berisiko mengabaikan pola belanja yang spesifik namun konsisten yang dapat dianalisis menjadi sangat terbatas.

Berdasarkan hasil dua eksperimen tersebut, dilakukan perbandingan menyeluruh untuk menilai efektivitas dan dampak dari masing-masing kombinasi parameter yang digunakan, dilakukan perbandingan terhadap hasil yang diperoleh dari tiga eksperimen utama. Tabel 4 berikut menyajikan ringkasan karakteristik hasil asosiasi yang terbentuk dari setiap konfigurasi *threshold* minimum *support* dan *confidence*.

Tabel 5. Tabel Perbandingan *Threshold Apriori*

Threshold	Jumlah Aturan	Avg. Confidence	Avg. Lift	Keterangan Singkat
Support $\geq 0,05$, Conf $\geq 0,90$	8	0.94	3.6	Keseimbangan optimal
Support $\geq 0,02$, Conf $\geq 0,40$	56	0.66	2.8	Banyak aturan, tapi lemah
Support $\geq 0,10$, Conf $\geq 0,50$	1	0.891	3.059	Sangat selektif, kurang variatif

Berdasarkan data pada Tabel 4, konfigurasi *support* $\geq 0,05$ dan *confidence* $\geq 0,90$ terbukti memberikan keseimbangan optimal antara jumlah aturan dan kualitas asosiasi. Parameter ini menghasilkan aturan yang tidak hanya cukup banyak, tetapi juga memiliki tingkat kepercayaan dan korelasi yang tinggi. Sebaliknya, ambang batas yang terlalu rendah cenderung menghasilkan aturan berlimpah namun kurang kuat, sedangkan nilai yang terlalu tinggi membatasi munculnya variasi pola. Dengan demikian, kombinasi parameter sedang ini dinilai paling sesuai untuk menganalisis pola belanja musiman di Toko Arnata Cileunyi.

4.6. Rekomendasi Strategi Promosi

Berdasarkan aturan asosiasi yang ditemukan, disusun beberapa rekomendasi strategi promosi musiman yang dapat diterapkan oleh Toko Arnata Cileunyi, khususnya menjelang periode masuk sekolah:

- Bundling Produk:** Gabungkan produk-produk yang sering dibeli bersamaan, seperti buku dan sampul, dalam satu paket.
- Penataan Rak:** Tempatkan produk-produk terkait secara berdekatan untuk mendorong pembelian spontan.
- Diskon Terikat:** Berikan potongan harga untuk pembelian kombinasi produk tertentu.
- Personalisasi Promosi:** Gunakan histori transaksi (jika tersedia) untuk menawarkan produk pelengkap secara personal.

Implementasi strategi ini diharapkan mampu meningkatkan volume penjualan, mengurangi stok produk yang stagnan, serta menciptakan pengalaman belanja yang lebih praktis dan memuaskan bagi konsumen.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa algoritma Apriori mampu mengidentifikasi pola belanja musiman produk ATK di Toko Arnata Cileunyi berdasarkan data transaksi bulan Mei hingga Juli tahun 2023 dan 2024. Dengan parameter minimum *support* $\geq 0,05$ dan *confidence* $\geq 0,90$, diperoleh delapan aturan asosiasi berkualitas tinggi dengan nilai *confidence* $\geq 93\%$ dan *lift* > 3 . Sementara itu, penggunaan *threshold* yang lebih rendah (*support* $\geq 0,02$; *confidence* $\geq 0,40$)

menghasilkan 56 aturan dengan tingkat kekuatan asosiasi yang lebih bervariasi. Aturan-aturan tersebut menunjukkan keterkaitan kuat antar produk pelengkap, seperti buku tulis dan sampul, yang dapat dimanfaatkan dalam perencanaan strategi promosi musiman. Penelitian ini memiliki kelebihan dalam menghasilkan rekomendasi berbasis data yang dapat diterapkan secara praktis, namun juga memiliki keterbatasan pada skala data yang digunakan serta hanya mengandalkan satu algoritma asosiasi. Oleh karena itu, disarankan agar penelitian selanjutnya mengeksplorasi algoritma lain seperti FP-Growth atau ECLAT, serta mengembangkan sistem visualisasi atau rekomendasi berbasis web untuk meningkatkan pemanfaatan hasil analisis.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Wijaya, "Calyptra: Jurnal Ilmiah Mahasiswa Universitas Surabaya Vol.7 No.2," *Calyptra*, vol. 2, no. 2, pp. 1–12, 2013.
- [2] K. Nisa, "Penerapan *Data mining* Terhadap Data Transaksi Sebagai Pendukung Informasi Strategi Penjualan Menggunakan Algoritma Apriori," *J. Tek. Inform. UNIKA St. Thomas*, vol. 06, pp. 306–315, 2021, doi: 10.54367/jtiust.v6i2.1454.
- [3] R. Takdirillah, "Penerapan *Data mining* Menggunakan Algoritma Apriori Terhadap Data Transaksi Sebagai Pendukung Informasi Strategi Penjualan," *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, vol. 4, no. 1, pp. 37–46, 2020, doi: 10.29408/edumatic.v4i1.2081.
- [4] H. F. Dewi, H. H. Handayani, and J. Indra, "Implementasi Algoritma Apriori Terhadap *Market basket analysis* Pada Data Penjualan Retail," *J. Inform. Teknol. dan Sains*, vol. 4, no. 4, pp. 432–436, 2022, doi: 10.51401/jinteks.v4i4.2182.
- [5] H. N. Hidayah and C. A. Sugianto, "Algoritma *FP-Growth* Untuk Menemukan Data Minat Baca Pengunjung Di Perpustakaan Dengan Metode Asosiasi (Studi Kasus Perpustakaan Umum Kota Cimahi)," vol. 05, no. 01, pp. 3–9, 2025.
- [6] N. Nurdin, "Analisa *Data mining* Dalam Memprediksi Masyarakat Kurang Mampu Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 2, pp. 1090–1098, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i2.4131.
- [7] D. N. Huda, "Perbandingan Software *Data mining* Berbayaran Open Source," *J. Bangkit Indones. (STT Indones. Tanjungpinang)*, vol. 5, no. 1, pp. 1–11, 2016.
- [8] J. Han, M. Kamber, and J. Pei, *Data mining: Concepts and Techniques*. 2011. doi: 10.1016/C2009-0-61819-5.
- [9] F. R. Junaedi, M. Muhammad, and U. Hayati, "Analisis Pola Transaksi Pembelian Makanan Dan Minuman Menggunakan Algoritma *FP-Growth*," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 1, pp. 360–367, 2024, doi:

- 10.36040/jati.v8i1.8429.
- [10] M. R. Q. Baihaqie, "Analisis Perilaku Konsumen Pada Usaha Ritel Dengan Menggunakan Metode Association Rule - Market basket analysis Dan Clustering Sebagai Usulan Strategi Peningkatan Penjualan (Studi Kasus: Intimart Gedongan)," *Univ. Islam Indones.*, pp. 1–112, 2023.
 - [11] M. I. A. Pramudya, "Penerapan Market basket analysis Menggunakan Proses Knowledge Discovery in Database (Kdd) Sebagai Strategi Penjualan ...," *Repository.Radenintan.Ac.Id*, 2022.
 - [12] G. Soepriyono, "Penerapan Market basket analysis Data mining Pada Penjualan Batik dengan Menerapkan Algoritma Apriori," *J. Comput. Syst. Informatics*, vol. 5, no. 3, pp. 516–525, 2024, doi: 10.47065/josyc.v5i3.5198.
 - [13] N. D. Sari, B. S. Wiraatmadja, and A. Nasiri, "Penerapan Metode Algoritma Apriori untuk Menentukan Pola Pembelian Produk Implementation of Apriori Algorithm for Determining Product Purchase Patterns," *J. Sisfotenika*, vol. 11, no. 1, pp. 1–14, 2021.
 - [14] I. Nawangsih and P. Purnamasari, "Analisis Pola Pembelian Produk Kecantikan Menggunakan Algoritma Apriori," *J. Teknol. Inform. dan Komput.*, vol. 9, no. 1, pp. 537–546, 2023, doi: 10.37012/jtik.v9i1.1614.
 - [15] R. Amelia, D. Darmansyah, and A. M. Rismadin, "Perbandingan Algoritma Apriori dan FP-Growth dalam Pengaplikasian Market basket analysis untuk Strategi Bisnis Retail," *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 6, no. 1, pp. 279–288-279–288, 2024, doi: 10.47065/bits.v6i1.5388.
 - [16] Zulhilmi, Nahar Mardiyantoro, Dimas Prasetyo Utomo, Iman Ahmad Ihsannuddin, and Nulngafan, "Implementasi Data mining Untuk Menentukan Pola Penjualan Di Armada Computer Menggunakan Algoritma Apriori," *STORAGE J. Ilm. Tek. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 1, pp. 25–31, 2023, doi: 10.55123/storage.v2i1.1749.