

Analisis Aturan Asosiasi untuk Optimalisasi Strategi Penjualan dengan Metode Algoritma Apriori

Association Rule Analysis for Sales Strategy Optimization with Apriori Algorithm Method

¹Avril Firda Amelia*, ²Rr. Rochmoeljati

^{1,2}Program Studi Teknik Industri, Fakultas Teknik dan Sains, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur

^{1,2}Jl. Rungkut Madya No. 1, Gunung Anyar, Surabaya, Jawa Timur 60294, Indonesia

*e-mail: halloavril@gmail.com, rochmoeljati@upnjatim.ac.id

(received: 9 May 2025, revised: 16 May 2025, accepted: 16 May 2025)

Abstrak

PT XYZ ialah perusahaan manufaktur yang memproduksi berbagai jenis valve industri. Meskipun telah merambah pasar ekspor, perusahaan masih mengalami fluktuasi jumlah pesanan tiap bulannya karena belum optimalnya pemanfaatan data dalam menyusun strategi penjualan yang tepat. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi aturan asosiasi dengan algoritma Apriori yang akan dijadikan dasar rekomendasi penjualan. Analisis dilakukan terhadap data transaksi selama periode Januari 2024 hingga Februari 2025, dengan parameter minimum support sebesar 20% dan minimum confidence sebesar 65% yang diperoleh melalui eksplorasi. Hasil analisis menghasilkan 14 aturan tingkat 1 (L_1), 21 aturan tingkat 2 (L_2), dan 8 aturan tingkat 3 (L_3), yang menunjukkan keterkaitan antar produk untuk menyusun skema *cross-sell* dan pemberian sampel. Pola ini digunakan untuk merancang strategi penjualan: *cross-selling* dan *product bundling* untuk meningkatkan nilai pembelian dalam satu transaksi, serta pemberian sampel produk untuk memperkenalkan produk tertentu yang belum populer. Produk GV dan CV menunjukkan asosiasi terkuat dengan nilai *support* sebesar 43% dan *confidence* sebesar 77%, serta nilai *lift* sebesar 1,5 yang mengindikasikan potensi peningkatan penjualan jika ditawarkan secara bersamaan. Rekomendasi strategi yang dipersonalisasi tersebut diharapkan dapat meningkatkan loyalitas pelanggan, memperluas jangkauan pasar, dan mendorong peningkatan volume penjualan perusahaan secara berkelanjutan.

Kata kunci: aturan asosiasi, apriori, valve, *cross-selling*, pemasaran

Abstract

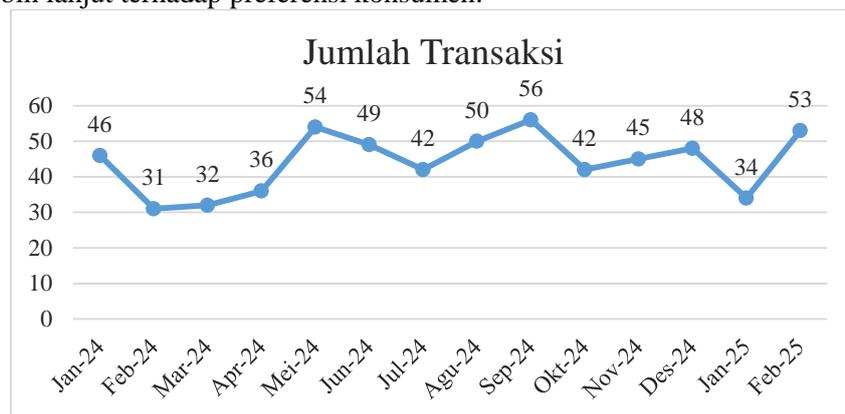
PT XYZ is a manufacturing company that produces various types of industrial valves. Despite having entered the export market, the company continues to experience monthly fluctuations in order volumes due to the suboptimal use of data in formulating effective sales strategies. This study aims to identify association rules using the Apriori algorithm as the basis for sales recommendations. The analysis was conducted on transaction data from January 2024 to February 2025, using a minimum support threshold of 20% and a minimum confidence threshold of 65%, determined through exploratory analysis. The results yielded 14 first-level (L_1) rules, 21 second-level (L_2) rules, and 8 third-level (L_3) rules, indicating associations between products that can inform *cross-selling* schemes and *product bundling* strategies. These patterns were used to design sales strategies, such as *cross-selling* and *product bundling*, to increase the average value per transaction, as well as *product sampling* to introduce less popular items. GV and CV products showed the strongest association, with a support value of 43%, a confidence level of 77%, and a lift value of 1.5—indicating a strong potential for increased sales when these products are offered together. These personalized strategy recommendations are expected to improve customer loyalty, expand market reach, and drive sustainable growth in the company's sales volume.

Keywords: association rules, apriori, valve, *cross-selling*, marketing

1 Pendahuluan

Meningkatnya iklim persaingan di pasar, baik pada skala nasional maupun global, menyebabkan tiap perusahaan untuk mampu mempertahankan eksistensinya dengan menerapkan strategi yang efektif untuk dapat memenangkan pangsa pasar. Elemen penting dalam mempertahankan eksistensi adalah memberikan analisis khusus pada preferensi konsumen. Analisis preferensi konsumen memberikan dasar yang kuat untuk memahami kebutuhan dan keinginan konsumen [1]. Mengetahui kecenderungan pelanggan serta merumuskan taktik berbasis informasi menjadi aspek krusial dalam memperkuat daya saing suatu perusahaan [2]. Dalam persaingan yang kian ketat, data menjadi aset berharga untuk mengenali pola perilaku konsumen. Data menjadi aset berharga untuk mengenali pola perilaku konsumen, data transaksi pelanggan menggerakkan pengembangan teknik yang menggali kaitan antar *item* pada basis data [3].

PT XYZ merupakan salah satu produsen *valve* terkemuka di Indonesia yang memiliki lebih dari 30 lini produk dan lebih dari 150 jenis variasinya. Berdasarkan data historis transaksi, rerata pesanan yang masuk setiap bulan adalah 44 pesanan, dengan pesanan terendah adalah 31 seperti yang terlihat pada Gambar 1. Jumlah pesanan yang berfluktuatif tersebut mencerminkan bahwa masih terdapat ruang untuk meningkatkan penjualan. Variasi jumlah pesanan ini menunjukkan perlunya pemahaman lebih lanjut terhadap preferensi konsumen.



Gambar 1. Jumlah transaksi tiap bulan

Produk dari perusahaan ini diutamakan untuk tujuan ekspor, sehingga perusahaan tidak hanya bersaing secara lokal namun global dan membutuhkan strategi yang dinamis. Perusahaan perlu mengadopsi strategi pemasaran yang inovatif dan tepat diterapkan pada pabrik manufaktur. Kurangnya analisis terhadap pola transaksi dan preferensi pelanggan menyebabkan strategi penjualan cenderung bersifat umum dan tidak berbasis pada kecenderungan aktual konsumen. Untuk merancang promosi yang tepat sasaran dan lebih efektif, salah satu kiat yang dapat diterapkan ialah dengan memindai data transaksi pembelian. Oleh karena itu, pendekatan berbasis data khususnya dengan menerapkan teknik asosiasi diperlukan untuk mengidentifikasi hubungan antar produk dan menghasilkan rekomendasi strategi penjualan yang lebih relevan. Salah satu pendekatan yang dapat diterapkan untuk menggali wawasan baru ialah algoritma Apriori, yang dikenal sebagai teknik yang mampu mengidentifikasi pola dan penemuan aturan asosiasi dari kombinasi *item* tertentu yang sering muncul bersamaan [4]. Melalui analisis data tersebut, perusahaan mampu menjumpai hubungan antar produk yang tidak terlihat secara langsung, yang bisa diterapkan untuk mengembangkan strategi penjualan berbasis data dan tepat sasaran, seperti rekomendasi produk dan promosi berbasis pola pembelian konsumen [5]. Salah satu strategi yang terbukti efektif adalah *cross-selling*, yakni upaya menawarkan produk tambahan yang relevan kepada pelanggan untuk meningkatkan nilai transaksi serta memperluas pangsa pasar [6]. Selain itu, strategi pemberian sampel menjadi metode pemasaran yang krusial dalam membangun kepercayaan pelanggan [7]. Kedua strategi tersebut tidak hanya meningkatkan jumlah produk yang terjual, tetapi juga memperkuat loyalitas pelanggan.

Penelitian ini akan mengembangkan sebuah sistem yang menganalisis strategi penjualan yang efektif berdasarkan riwayat pembelian. Analisis ini dilakukan melalui proses *data mining* untuk menentukan aturan asosiasi dengan menggunakan metode *Association rule mining*, khususnya menggunakan algoritma Apriori. Data transaksi yang digunakan merupakan arsip yang mencatat produk yang terjual dalam tiap transaksi. Melalui pengolahan data tersebut, diharapkan hubungan dan

korelasi antar produk dapat diidentifikasi, sehingga catatan transaksi ini dapat menginterpretasikan wawasan baru bagi perusahaan [8]. Wawasan tersebut kemudian dapat dimanfaatkan untuk merancang rekomendasi strategi pemasaran yang bertujuan menjadikan perusahaan menjadi lebih unggul dan mengoptimalkan profitabilitas.

2 Tinjauan Literatur

Algoritma apriori ialah algoritma untuk menemukan aturan asosiatif pada penggalian data yang diaplikasikan untuk mendapatkan pola berfrekuensi tinggi. Pola yang memiliki frekuensi tinggi ialah variabel pada basis data yang melampaui batas minimum *support* dan *confidence* [9]. Penelitian [10] menyatakan bahwa algoritma Apriori tidak hanya dapat membantu dalam menggali pola penjualan, tetapi juga menyediakan wawasan berharga untuk strategi manajemen produk yang lebih baik sesuai dengan kebutuhan konsumen. Identifikasi pola keterkaitan antar produk dapat dimanfaatkan oleh distributor sebagai dasar dalam merumuskan strategi penjualan yang mempertimbangkan kecenderungan pembelian bersamaan oleh pelanggan. Dalam penelitian tersebut, rekomendasi produk ritel dengan permintaan distributor dapat dianalisis sehingga ketersediaan barang dapat diantisipasi dengan pengetahuan dan informasi terkait rekomendasi produk.

Penelitian kedua [11] mengidentifikasi penempatan barang yang hanya berdasar pada persepsi dan tidak adanya *bundling package*, sehingga mengurangi kenyamanan belanja pelanggan dan penjualan. Tidak adanya strategi penjualan yang berbasis data tersebut dapat mengurangi ekspektasi pendapatan Sakinah Mart, sehingga penelitian ini menerapkan metode *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) khususnya algoritma Apriori untuk analisis strategi yang tepat. Analisis ini menghasilkan 16 aturan untuk penataan barang dengan nilai dukungan minimum 42% dan kepercayaan 85%, serta 5 aturan untuk *bundling* dengan dukungan minimum 40% dan kepercayaan 90%. Hasil ini memberikan rekomendasi yang signifikan untuk tata letak produk dan paket *bundling* produk. Selanjutnya penelitian [12] mengkaji masalah penurunan penjualan di saluran *e-commerce* mereka. Tujuan penelitian ini ialah mengimplementasikan strategi bisnis baru, yaitu *mixed bundling*, yang merupakan penerapan prinsip *customer relationship management* (CRM) melalui apriori. Penelitian ini menemukan lima aturan asosiasi untuk produk keluarga dan lima aturan untuk *item* produk, yang memberikan landasan untuk menyusun rekomendasi strategi penjualan. Dengan hasil tersebut, diusulkan empat paket produk *mixed bundling* yang dapat dijadikan alternatif dalam strategi pemasaran. Selain itu, digunakan pula analisis melalui kuesioner untuk memvalidasi strategi *mixed bundling* sudah tepat diterapkan.

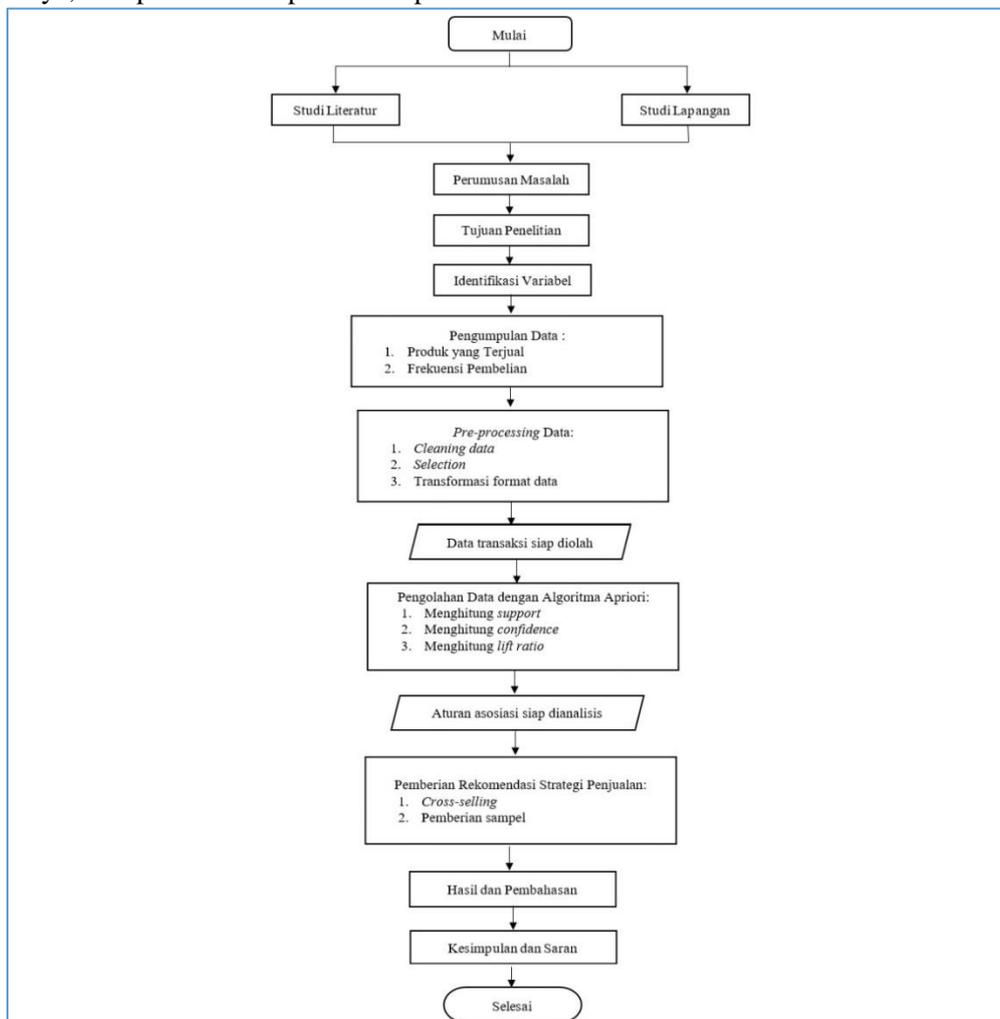
Temuan dari analisis pada penelitian [13] menunjukkan bahwa algoritma Apriori efektif dalam mengidentifikasi kombinasi *itemset* dengan tingkat dukungan tinggi, yang merefleksikan pola pembelian yang umum di kalangan pelanggan. Hasil ini dimanfaatkan perusahaan untuk merumuskan inovasi strategi, termasuk pengaturan tata letak produk dan strategi promosi yang lebih tertarget. Salah satu strategi utama adalah penempatan produk yang lebih strategis di toko, dengan mengelompokkan produk yang kerap dibeli bersama untuk memudahkan akses dan menarik perhatian pembeli. Selain itu, direkomendasikan pengembangan paket promosi khusus yang menggabungkan produk-produk terkait berdasarkan pola pembelian yang teridentifikasi. Misalnya, produk yang sering dibeli bersama bisa ditawarkan sebagai bundel dengan potongan harga untuk mendorong pembelian lebih banyak. Kemudian penelitian [14] bertujuan untuk membantu Lakoe Dessert Pondok Kacang dalam memanfaatkan data penjualan untuk meningkatkan strategi pemasaran produk, dengan fokus pada analisis hubungan antar produk menggunakan algoritma Apriori. Dengan 45 variasi produk yang dijual, analisis ini mengungkapkan bahwa *Pudding Strawberry* dan *Pudding Vanilla* merupakan produk dengan penjualan tertinggi, yang diidentifikasi melalui dukungan sebesar 2,4% dan kepercayaan mencapai 50%. Berdasarkan temuan ini, disarankan untuk mengembangkan promosi untuk produk populer, meningkatkan pengelolaan stok, menyusun strategi pemasaran sesuai pola pembelian, mempromosikan produk lain yang sering dibeli bersamaan, dan melakukan analisis berkelanjutan terhadap data penjualan untuk menyesuaikan strategi dengan preferensi pelanggan, guna meningkatkan penjualan dan kepuasan konsumen.

Kelima studi terdahulu memiliki kesamaan dalam pemanfaatan algoritma Apriori untuk menggali aturan asosiasi dari data transaksi, yang selanjutnya dijadikan dasar dalam perumusan strategi penjualan yang efektif. Hal ini mengindikasikan bahwa penelitian-penelitian tersebut relevan untuk

dijadikan landasan konseptual dalam penelitian ini, khususnya dalam menganalisis pola asosiasi produk guna mendukung pengambilan keputusan strategis di bidang penjualan. Penelitian ini mengadopsi pendekatan serupa, namun memiliki nilai inovatif karena diterapkan dalam konteks industri manufaktur yang cenderung belum banyak dikaji dibandingkan sektor ritel. Tidak seperti sektor ritel yang berfokus pada perilaku konsumen akhir, sektor manufaktur B2B memiliki karakteristik seperti beragamnya segmen konsumen dan orientasi pada permintaan industri. Oleh karena itu, temuan dalam penelitian ini berkontribusi dalam menyusun rekomendasi strategi penjualan yang lebih sesuai dengan dinamika pembelian produk manufaktur, sehingga hasil analisis lebih relevan dalam meningkatkan efektivitas penjualan di segmen pasar yang spesifik.

3 Metode Penelitian

Pelaksanaan penelitian ini berlangsung pada Februari 2025 di PT XYZ yang berlokasi di wilayah Jawa Timur. Fokus kajian ini ialah data penjualan dari seluruh kategori produk yang tercatat sepanjang periode Januari 2024 hingga Februari 2025. Dalam penelitian ini, variabel terikatnya adalah aturan asosiasi, sedangkan variabel bebas mencakup jenis produk yang terjual untuk menganalisis preferensi pelanggan dan menentukan pola pembelian, serta frekuensi transaksi masing-masing produk selama periode tersebut sebagai dasar untuk menentukan ambang batas dukungan. Penelitian ini menggunakan pendekatan *data mining* dengan metode association rule mining dan algoritma Apriori untuk mengidentifikasi pola pembelian pelanggan. Algoritma Apriori bekerja berdasarkan iterasi dari data transaksi menggunakan ambang batas *minimum support* dan *confidence* [15]. Data yang dianalisis mencakup data primer, yang diperoleh melalui kegiatan wawancara dan observasi terhadap tim pemasaran, lalu data sekunder berupa data penjualan dengan total 618 transaksi. Untuk lebih jelasnya, alur penelitian dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Alur penelitian

Setelah dikumpulkan, data akan melewati serangkaian *pre-processing* terlebih dahulu, yang berisi tahap seleksi, pembersihan, serta transformasi data ke dalam format biner 0/1. Dalam format ini, angka 1 menunjukkan bahwa suatu jenis produk dibeli oleh konsumen, sedangkan angka 0 menunjukkan sebaliknya. Setelah proses tersebut, dilakukan serangkaian percobaan atau eksplorasi dengan menguji beberapa kombinasi nilai *minimum support* dan *confidence* untuk melihat pengaruhnya terhadap jumlah dan relevansi aturan asosiasi yang terbentuk. Nilai parameter yang dipilih mempertimbangkan keseimbangan antara kemampuan dalam mengidentifikasi pola yang bermakna dan pembatasan terhadap jumlah aturan yang dihasilkan agar tidak berlebihan. Nilai yang terlalu rendah menghasilkan terlalu banyak aturan yang tidak bermakna, sedangkan nilai yang terlalu tinggi menghasilkan aturan yang terlalu sedikit. Pengolahan data ini bertujuan untuk mengidentifikasi produk-produk yang memiliki hubungan asosiasi yang memenuhi nilai ambang batas tersebut. Selain itu, perhitungan *lift ratio* juga dilakukan guna mengurangi potensi bias dari kedua metrik tersebut. Aturan asosiasi yang dihasilkan kemudian digunakan sebagai dasar dalam merumuskan strategi penjualan yang lebih efektif.

4 Hasil dan Pembahasan

Bagian ini menjelaskan luaran dari penelitian yang dilakukan di PT XYZ, yang berfokus pada penggalian aturan asosiasi pada tingkat 2 (L_2) dengan menggunakan algoritma apriori.

4.1 Pengumpulan Data

Data yang dihimpun berupa informasi mengenai jenis produk valve yang berhasil terjual serta frekuensi transaksi untuk tiap jenis produk selama periode Januari 2024 hingga Februari 2025 di PT Ever Age Valves Metals. Sumber data berasal dari data transaksi milik PT Ever Age Valves Metals, yang disimpan dalam format *file* Excel (.xlsx). Data produk yang terjual ini memuat informasi mengenai jenis produk *valve* yang berhasil terjual untuk memberikan gambaran untuk menganalisis preferensi pelanggan. Sedangkan frekuensi transaksi mencerminkan seberapa sering jenis produk tersebut dibeli oleh konsumen mengetahui intensitas pembelian dan dijadikan landasan dalam menentukan tingkat *support*. Jenis-jenis produk yang dijual beserta frekuensi transaksinya dijabarkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Data jenis produk dan frekuensi transaksi

No.	Jenis Produk	Frekuensi
1	ADP	149
2	ADPX	98
3	ADPE	17
4	ADPH	8
5	ADPU	5
6	ADPL	63
7	ADPLX	51
8	ADPLZ	3
9	ADPT	78
10	AV	45
11	AVS	6
12	AVU	6
13	BTC	3
14	BD	22
15	BE	10
16	BLV	2
17	BS	72
18	BSH	20
19	BSX	7
20	BSF	12

No.	Jenis Produk	Frekuensi
21	BSR	36
22	BSRX	4
23	BSRH	15
24	BV	80
25	BVF	5
...
140	TRAP	12
141	TP	11
142	TPW	8
143	TR	55
144	TRC	63
145	TRSCC	4
146	TW	9
148	TY	40
149	VB	91
150	WM	22
151	WMB	39

4.2 Pre-processing

Pre-processing data dilakukan untuk memastikan bahwa data yang berpotensi mengganggu proses analisis dapat disaring sebelum digunakan. Pada tahap ini akan dilakukan integrasi data menjadi satu basis data. Setelah itu, data dibersihkan untuk menghapus atau memperbaiki data yang tidak akurat, lalu dilakukan seleksi variabel yang relevan dengan penelitian. Selanjutnya, proses *transformation* untuk menyesuaikan format data agar kompatibel dengan metode analisis yang akan diterapkan. Saat proses pembersihan data, ditemukan beberapa *noisy* seperti penulisan warna atau ukuran produk yang tidak relevan, nama produk yang tidak konsisten, dan adanya data yang duplikat, sehingga masalah-masalah tersebut kemudian dibersihkan. Metode *association rule mining* umumnya bekerja optimal di tingkat *item* paling dasar, sehingga dilakukan penyederhanaan struktur nama produk menjadi tingkat jenis produk. Semua *item* dari jenis produk yang sama dianggap sebagai satu *item* saja, tanpa memperhatikan ukuran, bahan, dan material produk. Contoh data produk yang terjual pada tiap transaksi dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Contoh data transaksi

No. Urut	No. Transaksi	Nama Barang						
1	T001	HB	GV					
2	T002	HB	STEMAV	ADP	GV	HBH	BS	
3	T003	BVL	SVL	SVS				
4	T004	HB	CV	GV	CVI			
5	T005	CV	CVR					
6	T006	MF	CVI	CVR				
7	T007	GV	CV	MB	STY	CVY	MVB	
8	T008	STY	SMP	WMB				
9	T009	CV	GV	HDL	FFA	CVI	T	
10	T010	MC	FO	CV				
11	T011	CAP	RE	MC	FO	PLUG	RT	FH
12	T012	CV	CVF					
13	T013	MC	FO	CV				
14	T014	STY	SMP	WMB				
15	T015	CV	GV	HB	FFA	CVI	CVF	MNF
16	T016	MFB	RV	WMB	ADPLX	COP	COS	ADP

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

No. Urut	No. Transaksi	Nama Barang						
17	T017	RT	RS	RF	RE	CV	CAP	PLUG
18	T018	ADP	ADPXL	ADPLX	ADPT	ADPX	MC	GVL
19	T019	MB	RV	CVI	T	ADP	T	TC
20	T020	CV	GV	DE	HB	VB	CVI	MNF
21	T021	STY	BE	TEC				
22	T022	BVL	STY	SVL	SVS			
23	T023	STY	FF	RAH				
24	T024	MFVB	STY	RF				
25	T025	STY	BSRX	PF				

Setelah itu, data yang sudah bersih akan ditransformasi ke representasi biner, yaitu 0 dan 1. Contoh hasil luaran dari tahap data *pre-processing* pada Excel terlihat pada Tabel 3, yang berupa data transaksi dalam bentuk biner 0 dan 1. Dalam tabel tersebut, simbol "?" menggantikan angka 0 yang menandakan bahwa suatu jenis produk tidak dibeli dalam transaksi tertentu. Hal ini dikarenakan angka "0" pada format biner tidak dapat dikenali oleh perangkat lunak Orange, sehingga ditampilkan sebagai "?".

Tabel 3. Contoh luaran tahap *pre-processing*

No. Urut	ADP	ADPX	ADPE	ADPH	ADPU	ADPL	ADPLX	ADPLZ	ADPT	AV
1	?	?	?	?	?	?	?	?	?	?
2	1	?	?	?	?	?	?	?	?	?
3	?	?	?	?	?	?	?	?	?	?
4	?	?	?	?	?	?	?	?	?	?
5	?	?	?	?	?	?	?	?	?	?
6	?	?	?	?	?	?	?	?	?	?
7	?	?	?	?	?	?	?	?	?	?
8	?	?	?	?	?	?	?	?	?	?
9	?	?	?	?	?	?	?	?	?	?
10	?	?	?	?	?	?	?	?	?	?
11	?	?	?	?	?	?	?	?	?	?
12	?	?	?	?	?	?	?	?	?	?
13	?	?	?	?	?	?	?	?	?	?
14	?	?	?	?	?	?	?	?	?	?
15	?	?	?	?	?	?	?	?	?	?
16	1	1	?	?	?	1	1	?	1	?
17	?	?	?	?	?	?	?	?	?	?
18	1	1	?	?	?	?	1	?	1	?
19	1	1	?	?	?	1	?	?	1	?
20	?	?	?	?	?	?	?	?	?	?
21	?	?	?	?	?	?	?	?	?	?
22	?	?	?	?	?	?	?	?	?	?
23	?	?	?	?	?	?	?	?	?	?
24	?	?	?	?	?	?	?	?	?	?
25	?	?	?	?	?	?	?	?	?	?

4.3 Pengolahan Data dengan Algoritma Apriori

Pada tahap pengolahan data, dilakukan pengujian terhadap parameter *minimum support* dan *confidence* untuk menemukan kombinasi nilai yang paling optimal dalam membentuk aturan asosiasi. Beberapa percobaan dilakukan dengan variasi nilai *support* dan *confidence*, guna mengevaluasi pengaruh perubahan kedua parameter tersebut terhadap jumlah dan kekuatan aturan yang terbentuk. Selain memenuhi kedua parameter tersebut, aturan yang dihasilkan juga harus menunjukkan korelasi positif antar *item*, yang ditandai dengan nilai *lift ratio*-nya melampaui 1. *Support* merupakan salah

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

satu barometer pada aturan asosiasi yang digunakan sebagai parameter ukuran frekuensi variabel yang tampak pada kumpulan data. Lalu *confidence* mengindikasikan sebanyak apa suatu aturan asosiasi terbukti valid dalam sekumpulan data. Terakhir nilai *lift ratio* menunjukkan tingkat kevalidan informasi mengenai kecenderungan pembelian produk A bersamaan dengan produk B [16].

Pemilihan nilai *support* dan *confidence* dalam algoritma Apriori bukanlah nilai tetap yang universal, melainkan harus disesuaikan dengan konteks dan tujuan analisis. Maka dari itu, penelitian ini mencakup empat kali percobaan dengan variasi nilai minimum *support* dan *confidence*. Pemilihan nilai *minimum support* yang berkisar antara 15%-20% dan *confidence* antara 60% hingga 65% didasarkan pada jumlah data yang digunakan dan praktik umum dalam penelitian sebelumnya. Selain itu, pemilihan parameter ini didasarkan pada pendekatan *trial and error* kedua parameter tersebut guna memperoleh sejumlah aturan asosiasi yang paling relevan [17]. Pada percobaan pertama, digunakan nilai *support* sebesar 15% dan *confidence* sebesar 60%. Percobaan kedua menggunakan parameter yang sama untuk *support*, yaitu 15%, namun dengan *confidence* sebesar 65%. Pada percobaan ketiga, nilai *support* yang diterapkan meningkat menjadi 20%, sementara *confidence* tetap di angka 60%. Sementara itu, percobaan keempat menggunakan kombinasi nilai *support* sebesar 20% dan *confidence* sebesar 65%. Setelah melihat aturan asosiasi yang terbentuk, digunakan nilai *minimum support* 20% dan *minimum confidence* sebesar 65%. Parameter tersebut dipilih sebagai titik tengah yang seimbang untuk menangkap pola yang signifikan tanpa menghasilkan terlalu banyak aturan. Hasil dari percobaan menggunakan kedua parameter tersebut memunculkan 14 *frequent itemsets* berukuran 1 (L_1) pada Tabel 4, 21 *frequent itemsets* berukuran 2 (L_2) seperti pada Tabel 5, dan 8 *frequent itemsets* berukuran 3 (L_3).

Tabel 4. Frequent itemsets berukuran 1 (L_1)

<i>Itemsets</i> (L_1)	Frekuensi	<i>Support</i> (%)
GV	344	55,66
CV	325	52,59
CVI	295	47,73
FFA	253	40,94
MV	224	36,25
HB	185	29,94
MC	179	28,96
STY	173	27,99
RV	160	25,89
DE	156	25,24
HBH	155	25,08
ADP	149	24,11
FO	134	21,68
T	127	20,55

Tabel 5. Frequent itemsets berukuran 2 (L_2)

Aturan ke-	<i>Antecedent</i> (a)	<i>Consequent</i> (b)	Frekuensi	<i>Support</i> ($a \cap b$)	<i>Confidence</i>	<i>Lift Ratio</i>
1	GV	CV	263	0,426	0,765	1,454
2	CV	GV	263	0,426	0,809	1,454
3	CVI	CV	222	0,359	0,753	1,431
4	CV	CVI	222	0,359	0,683	1,431
5	GV	CVI	234	0,379	0,68	1,425
6	CVI	GV	234	0,379	0,793	1,425
7	FFA	CV	169	0,273	0,668	1,27
8	FFA	CVI	178	0,288	0,704	1,474
9	FFA	GV	198	0,32	0,783	1,406
10	MV	GV	169	0,273	0,754	1,355

Aturan ke-	Antecedent (a)	Consequent (b)	Frekuensi	Support (a ∩ b)	Confidence	Lift Ratio
11	HB	FFA	129	0,209	0,697	1,703
12	HB	CV	131	0,212	0,708	1,346
13	HB	CVI	149	0,241	0,805	1,687
14	HB	GV	160	0,259	0,865	1,554
15	MC	CV	153	0,248	0,855	1,625
16	MC	GV	134	0,217	0,749	1,345
17	STY	CV	146	0,236	0,844	1,605
18	STY	GV	132	0,214	0,763	1,371
19	HBH	CV	134	0,217	0,865	1,644
20	HBH	CVI	128	0,207	0,826	1,73
21	HBH	GV	134	0,217	0,865	1,553

Contoh perhitungan *support*, *confidence*, dan *lift ratio* dapat dilihat pada persamaan (1)-(5) di bawah:

$$\text{Support } (A \cap B) = \frac{\Sigma \text{Transaksi Mengandung A dan B}}{\Sigma \text{Transaksi}} \times 100\% \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \text{Support } GV \rightarrow CV &= \frac{263}{618} \times 100\% \\ &= 42,6\% \end{aligned}$$

$$\text{Support } (A) = \frac{\text{Jumlah Transaksi A}}{\Sigma \text{Transaksi}} \times 100\% \quad (2)$$

$$\begin{aligned} \text{Support } GV &= \frac{344}{618} \times 100 \\ &= 55,66\% \end{aligned}$$

$$\text{Confidence } (A, B) = \frac{\text{Jumlah Transaksi A dan B}}{\text{Jumlah Transaksi A}} \times 100\% \quad (3)$$

$$\begin{aligned} &= \frac{263}{344} \times 100\% \\ &= 76,5\% \end{aligned}$$

$$\text{Expected confidence} = \frac{\text{Jumlah Transaksi mengandung B}}{\text{Jumlah Transaksi}} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} &= \frac{\text{Jumlah Transaksi mengandung CV}}{\text{Jumlah Transaksi}} \\ &= \frac{325}{618} \\ &= 0,526 \end{aligned}$$

$$\text{Lift Ratio} = \frac{\text{Confidence}}{\text{Expected confidence}} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} &= \frac{0,765}{0,526} \\ &= 1,454 \end{aligned}$$

Aturan dengan *support* tertinggi sebesar 43% terdapat pada aturan pertama dan kedua, yaitu $GV \rightarrow CV$ dan $CV \rightarrow GV$, yang masing-masing memiliki nilai *confidence* sebesar 76,5% dan 81% serta *lift ratio* sebesar 1,454 dan 1,495. Persentase tersebut mengindikasikan bahwa probabilitas konsumen yang membeli produk GV maka akan membeli produk CV secara bersamaan sebesar 43%. Lalu nilai *confidence* 76,5% berarti dari seluruh pembeli produk GV , 76,5% di antaranya juga membeli produk CV . Nilai *lift ratio* 1,454 menunjukkan bahwa pelanggan yang membeli produk GV memiliki peluang 1,454 kali lebih besar untuk membeli produk CV dibandingkan tidak membeli produk CV . Selanjutnya, aturan dengan *confidence* tertinggi sebesar 0,875 ditunjukkan oleh aturan ke-14, yaitu $HB \rightarrow GV$, yang memiliki *support* sebesar 0,259 dan *lift ratio* sebesar 1,554. Aturan lainnya yang juga menunjukkan kekuatan asosiasi yang kuat adalah $STY \rightarrow GV$ dengan *support* 0,236, *confidence* 0,844, dan *lift ratio* 1,605. Secara keseluruhan, terdapat *item* GV , CV , dan CVI yang kerap muncul sebagai *antecedent* maupun *consequent*.

Meskipun pada percobaan yang telah dilakukan juga terbentuk aturan asosiasi tingkat tiga (L_3), namun analisis difokuskan pada aturan tingkat dua (L_2) karena lebih relevan untuk pengambilan keputusan pemasaran seperti promosi *cross-selling*. Aturan L_2 juga lebih umum digunakan karena hanya melibatkan dua produk, sehingga memungkinkan fleksibilitas dalam pemasaran, tanpa

kehilangan akurasi asosiasi produk utama. Namun demikian, aturan L_3 tetap digunakan secara selektif sebagai penguat terhadap temuan pada L_2 , yang menunjukkan konsistensi dan kekuatan asosiasi dari aturan-aturan tersebut. Jadi dapat disimpulkan bahwa 21 aturan L_2 dianggap paling layak untuk dianalisis dan dijadikan acuan dalam penyusunan strategi pemasaran yang efektif dan terarah.

4.4 Pemberian Rekomendasi Strategi Penjualan

Strategi penjualan yang direkomendasikan berdasarkan hasil aturan asosiasi menggunakan algoritma apriori yang telah terbentuk pada analisis sebelumnya. Usulan strategi penjualan yang disarankan kepada PT XYZ berupa kegiatan pemasaran yang berfokus promosi produk. Promosi produk dilakukan dengan tujuan meningkatkan awareness pelanggan kepada produk-produk yang dimiliki oleh PT XYZ. Hal ini dikarenakan perusahaan ini memiliki banyak varian produk, namun berdasarkan data historis transaksi, produk yang sering dibeli atau populer hanya berkutat di beberapa jenis produk saja. Rekomendasi strategi penjualan yang disarankan untuk perusahaan adalah sebagai berikut:

1) *Cross-selling*

Penerapan *market basket analysis* melalui metode *association rule mining* memiliki salah satu kegunaan penting, yaitu mendukung strategi penjualan berupa *cross-selling*. *Cross-selling* merupakan teknik penjualan yang dilakukan dengan menawarkan produk-produk yang saling berkaitan kepada pelanggan, atau dengan menyatukan beberapa barang dalam satu paket yang dijual dengan harga lebih menarik untuk melengkapi produk sebelumnya [18]. Hasil analisis terhadap data transaksi di PT XYZ menghasilkan beberapa aturan asosiasi yang kuat dan saling berkorelasi, sehingga mempermudah tim pemasaran dalam mengenali pola dan keterkaitan, menentukan kategori *bundling* produk dan menyederhanakan proses pemilihan produk yang akan ditawarkan untuk *cross-selling*.

Salah satu metode dalam menawarkan *cross-selling* adalah menginstruksikan tim pemasaran untuk menyarankan produk yang memiliki hubungan dengan barang yang dibeli pelanggan. Melalui interaksi langsung antara staf penjualan dan konsumen, peluang terjadinya *cross-selling* dalam proses transaksi dapat ditingkatkan. Penyampaian rekomendasi produk dilakukan dengan menyertakan barang yang berkaitan dengan produk tertentu yang dibeli pelanggan. Akan tetapi, diperlukan penyesuaian saran produk sesuai dengan kebutuhan pelanggan agar rekomendasi yang ditawarkan tetap tepat sasaran dan pelanggan dapat memperoleh manfaat dari rekomendasi dan penawaran yang dipersonalisasi sehingga selaras dengan kebutuhan mereka [19]. Dengan pendekatan tersebut, peluang penjualan tambahan melalui *cross-selling* dapat lebih dimaksimalkan. Hasil analisis yang dijadikan landasan penerapan strategi *cross-selling* adalah aturan pada Tabel 3, yang memuat luaran kombinasi produk-produk dengan asosiasi kuat dan saling berkorelasi. Berdasarkan temuan tersebut, sejumlah produk yang berpotensi untuk ditawarkan dalam skema *cross-selling* meliputi: produk GV dengan CV, produk GV dengan CVI, produk CVI dengan CV, produk FFA dengan CVI, produk FFA dengan GV, produk FFA dengan CV, produk MV dengan GV, produk HB dengan FFA, produk HB dengan CV, produk HB dengan CVI, produk HB dengan GV, produk MC dengan CV, produk MC dengan GV, produk STY dengan CV, produk STY dengan GV, produk HBH dengan CVI, produk HBH dengan GV, dan produk HBH dengan CV.

Meskipun terdapat beberapa aturan asosiasi dan produk-produk tersebut dapat ditawarkan dalam skema *cross-selling*, rekomendasi akhir sebaiknya disesuaikan dengan kebutuhan pelanggan dan profil pelanggan. Sebagai contoh, ketika pelanggan membeli produk HB, sistem secara otomatis menyarankan produk GV karena kedua produk ini dibeli secara bersamaan sebanyak 160 transaksi sehingga nilai *support* dan *confidence*-nya masing-masing sebesar 0,259 dan 0,865. Sebagai alternatif, sistem menyarankan produk CV, yang memiliki nilai dukungan dan kepercayaan masing-masing sebesar 0,212 dan 0,708. Agar saran tersebut tetap kontekstual, tim pemasaran perlu mempertimbangkan segmentasi pengguna, seperti merekomendasikan CV sebagai pelengkap jika keperluan konsumen adalah tingkat rumah tangga, sedangkan untuk keperluan proyek industri atau bangunan berskala besar, maka GV menjadi pilihan yang lebih tepat.

Selain melibatkan tim penjualan secara langsung dalam strategi *cross-selling*, PT XYZ juga dapat mengeksplorasi pendekatan alternatif untuk mengenalkan produk-produk terkait kepada konsumen. Pendekatan lain yang bisa diaplikasikan adalah dengan menyusun paket penjualan (*bundling*) yang terdiri dari produk-produk dengan asosiasi yang kuat. Pembentukan paket ini bisa disesuaikan dengan segmen dan kebutuhan pelanggan, seperti untuk rumah tangga, proyek, dan kontraktor. Meski demikian, perumusan strategi *bundling* memerlukan kajian lanjutan dengan

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

mempertimbangkan sejumlah variabel seperti harga, jumlah produk, permintaan pasar, serta preferensi konsumen terhadap produk-produk yang akan dikombinasikan. Produk *bundling* ini dapat diklasifikasikan berdasarkan segmen atau kebutuhan pasar tertentu. Misalnya, pada kategori *home series* yang ditujukan bagi toko ritel, dapat ditawarkan produk-produk berukuran kecil yang umum digunakan dalam instalasi rumah tangga, seperti paket yang terdiri dari CV, HB, dan BV. Meskipun BV tidak tercantum dalam aturan asosiasi, produk ini tetap relevan untuk dimasukkan ke dalam paket karena fungsinya yang saling melengkapi dengan CV dan HB dalam sistem instalasi rumah. Rekomendasi ini mengacu pada asosiasi kuat antara HB → CV dengan nilai *support* sebesar 21,2% dan *confidence* sebesar 70,8%, yang mengindikasikan kecenderungan pembelian secara bersamaan, sehingga kehadiran BV berpotensi meningkatkan utilitas paket serta mendorong peningkatan penjualan BV.

Di samping itu, terdapat juga opsi *bundling* dalam bentuk paket *industrial* atau *contractor* yang ditujukan untuk proyek-proyek berskala besar yang memerlukan komponen bertekanan tinggi, berdiameter besar, dengan kemampuan kontrol aliran yang presisi serta daya tahan tinggi. Paket ini dapat terdiri dari kombinasi produk seperti GV, MC, dan HBH; CVI, CV, dan GV; atau disesuaikan dengan kebutuhan pelanggan. Rekomendasi *bundling* ini disusun berdasarkan kekuatan hubungan asosiasi di antara produk-produk dalam masing-masing kelompok. Sebagai ilustrasi, hubungan MC → GV memiliki nilai *support* sebesar 21,7% dan *confidence* sebesar 74,9%, sementara HBH → GV menunjukkan *support* sebesar 20,7% dan *confidence* sebesar 82,6%, yang mengindikasikan adanya kecenderungan pembelian GV secara bersamaan dengan MC dan HBH, sehingga pengelompokan produk dalam satu paket menjadi relevan. Selanjutnya, korelasi yang tinggi juga ditemukan antara produk CVI, CV, dan GV, yang tercermin dari kemunculan ketiganya secara konsisten sebagai *antecedent* maupun *consequent* dalam aturan asosiasi. Selain itu, disarankan pula *bundling* untuk proyek jaringan distribusi air berskala besar atau proyek irigasi, yang mencakup produk FFA, GV, dan STY. Sebagai alternatif, FFA dapat digantikan oleh CV mengingat CV menunjukkan korelasi yang signifikan dengan GV maupun STY.

Temuan ini selaras dengan tujuan strategis PT XYZ untuk meningkatkan nilai penjualan per transaksi serta memperluas penetrasi pasar melalui pendekatan penjualan yang lebih terarah. *Itemsets* yang ditemukan dapat dimanfaatkan dalam penyusunan strategi *cross-selling*, dengan menawarkan produk pelengkap seperti CVI saat pelanggan membeli GV atau CV. Strategi ini dinilai efektif, terutama karena pelanggan PT XYZ sebagian besar berasal dari segmen B2B yang mengutamakan efisiensi pemesanan dan kelengkapan produk. Selain itu, keberadaan produk-produk tersebut dalam asosiasi yang kuat juga menunjukkan potensi untuk pengembangan paket *bundling* yang berbasis kebutuhan fungsional.

2) Pemberian sampel

Strategi ini memberikan kesempatan kepada pelanggan untuk mencicipi produk secara riil sebelum melakukan pembelian, sehingga dapat meningkatkan kepercayaan dan persepsi positif terhadap produk tersebut. Adanya tester yang diberikan bagi pelanggan saat menunaikan transaksi akan meninggalkan impresi yang baik sehingga pelanggan bisa menetapkan kehendaknya. Tujuan utama pemberian sampel produk adalah untuk memperkenalkan produk kepada konsumen, membangun persepsi positif terhadap merek, serta meningkatkan kemungkinan pembelian berulang. Melalui pengalaman langsung terhadap produk, konsumen akan lebih mudah mengenali kualitas serta manfaatnya, yang pada akhirnya dapat memperkuat loyalitas. Dengan memberikan sampel, perusahaan dapat memperkenalkan produk lain kepada konsumen dan mendorong pelanggan untuk melakukan pembelian berulang, terutama untuk produk yang belum dikenal luas [20]. Pemberian sampel sebaiknya tidak dilakukan secara acak, melainkan berdasarkan hasil analisis *association rule* seperti pada Tabel 3, sehingga produk yang diberikan benar-benar relevan dengan pola pembelian sebelumnya. Strategi ini dapat diperkuat dengan menyertakan media edukatif seperti brosur atau katalog mini yang menjelaskan keunggulan dan manfaat teknis produk terkait. Pemberian sampel juga sebaiknya difokuskan pada konsumen strategis seperti toko retail, kontraktor, atau pembeli dalam jumlah besar.

Berdasarkan Tabel 3, produk MV menunjukkan asosiasi kuat hanya dengan GV, sementara GV memiliki hubungan yang lebih luas dengan produk lain seperti CV, CVI, FFA, HB, MC, STY, dan HBH. Meskipun MV tidak memiliki asosiasi langsung dengan produk-produk tersebut, keterkaitannya dengan GV membuka peluang untuk memperkenalkan MV melalui pemberian sampel kepada

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

pembeli produk-produk yang berelasi dengan GV. Strategi ini memungkinkan MV dikenalkan kepada segmen konsumen potensial secara tidak langsung. Pendekatan serupa juga dapat diterapkan untuk produk yang kurang diminati seperti *Handle* dan *Flange*, yang meskipun jarang dibeli, memiliki peran penting dalam sistem perpipaan dan dapat menjadi pelengkap produk utama. Dengan pemberian sampel yang tepat sasaran kepada pelanggan yang relevan, perusahaan dapat meningkatkan kesadaran terhadap produk tersebut sekaligus mendorong penjualan lanjutan. Dengan demikian, strategi ini tidak hanya mendukung peningkatan volume penjualan, tetapi juga memperluas cakupan penggunaan produk dalam berbagai segmen pasar.

5 Kesimpulan

Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola pembelian pelanggan PT XYZ melalui metode *association rule mining* menggunakan algoritma Apriori guna mendukung penyusunan strategi penjualan. Selama periode Januari 2024 hingga Februari 2025, permintaan *valve* di PT XYZ menunjukkan pola yang fluktuatif, yang menunjukkan kurangnya pemanfaatan data dalam pengambilan keputusan. Berdasarkan analisis dengan *minimum support* 20%, *minimum confidence* 65%, dan *lift ratio* > 1, diperoleh 14 aturan tingkat 1 (L_1), 21 aturan tingkat 2 (L_2), dan 8 aturan tingkat 3 (L_3). Terdapat sembilan produk yang saling berkorelasi, yaitu GV, CV, CVI, FFA, MC, MV, HB, STY, dan HBH, dengan aturan terkuat adalah GV dan CV (*support* 43%, *confidence* 77%). Berdasarkan temuan, produk-produk tersebut dapat ditawarkan dalam skema *cross-selling*, yakni menyarankan produk pelengkap yang berasosiasi, baik saat transaksi langsung maupun dengan mengemasnya dalam satu kantong (*bundling*). Misalnya, HB dengan GV yang memiliki nilai *support* dan *confidence* sebesar 26% dan 87% dapat ditawarkan dalam satu paket, *lift ratio* 1,554 mengindikasikan potensi peningkatan penjualan kedua produk tersebut. Strategi lainnya ialah memberi sampel produk produk yang kurang populer namun potensial, seperti MV (*support* 33%) yang jarang muncul dalam aturan asosiasi tingkat lanjut. Segmen prioritasnya adalah pelanggan industri dengan volume pembelian tinggi. Dengan menerapkan rekomendasi strategi penjualan ini, pemahaman pelanggan terhadap produk kurang populer akan meningkat, sehingga PT XYZ memiliki kesempatan untuk meningkatkan penjualan berbagai produk. Karena penelitian ini belum mempertimbangkan kesiapan rantai pasok, perusahaan disarankan mengintegrasikan hasil asosiasi dengan metode perencanaan persediaan seperti EOQ, agar strategi penjualan yang diterapkan didukung oleh ketersediaan produk yang memadai.

Referensi

- [1] A. C. Puspita, B. Setiawan, C. Ayu, and J. Heikal, "Analisis Preferensi Konsumen dan Profil Pembeli di Industri Otomotif: Studi Kasus Pembelian Kendaraan di Wilayah Jabodetabek," *Akademik: Jurnal Mahasiswa Ekonomi & Bisnis*, Vol. 4, no. 3, pp. 1036–1050, 2024, doi: 10.37481/jmeh.v4i3.870.
- [2] N. Angelita and H. Ali, "Pengaruh Persaingan Global, Perubahan Preferensi Konsumen dan Opini Publik terhadap Ancaman Perusahaan," *Jurnal Greenation Ilmu Teknik*, Vol. 2, No. 2, pp. 85–96, 2024, doi: 10.38035/jgit.v2i2.
- [3] T. K. Husain and F. D. Amran, "Analisis Pola Pembelian Produk pada *E-Commerce Panenmart*," *Journal of Food System and Agribusiness*, Vol. 4, No. 2, pp. 76–82, 2020, doi: 10.25181/jofsa.v4i2.1618.
- [4] M. H. Santoso, "Application of Association Rule Method using Apriori Algorithm to Find Sales Patterns Case Study of Indomaret Tanjung Anom," *Brilliance: Research of Artificial Intelligence*, Vol. 1, No. 2, pp. 54–66, 2021, doi: 10.47709/brilliance.v1i2.1228.
- [5] S. Valencia and W. T. Atmojo, "Analisis Pola Pembelian pada Data Penjualan CanNgopi menggunakan Algoritma FP-Growth," *Jurnal Komtika (Komputasi dan Informatika)*, Vol. 8, No. 2, pp. 214–224, 2024, doi: 10.31603/komtika.v8i2.12672.
- [6] A. Apris and D. Dahmiri, "Relationship Marketing dan Cross Selling terhadap Kinerja Pemasaran pada PT. Asuransi Umum Videi Kantor Pemasaran Jambi," *Jurnal Manajemen Terapan dan Keuangan*, Vol. 10, No. 02, pp. 207–218, 2022, doi: 10.22437/jmk.v10i02.12631.
- [7] M. Jufriyano, T. B. Muslimah, and A. Setiawan, "Evaluasi Pemasaran berbasis 4P terhadap

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

- Kepuasan Konsumen dengan SEM-PLS (*Structural Equation Modelling-Part Least Square*) Evaluation of 4P-based Marketing on Consumer Satisfaction with SEM-PLS (*Structural Equation Modelling-Part Least Square*),” *Jurnal Media Teknik dan Sistem Industri*, Vol. 8, No. 2, pp. 104–111, 2024, doi: 10.35194/jmtsi.v8i2.4242.
- [8] A. Maulidah and F. A. Bachtiar, “Penerapan Metode *Association Rule Mining* untuk Asosiasi Ulasan terhadap Aspek Tempat Wisata Jawa Timur Park 3,” *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, Vol. 8, No. 5, pp. 1029–1038, 2021, doi: 10.25126/jtiik.2021854417.
- [9] D. M. Sinaga, A. P. Windarto, H. S. Tambunan, and I. S. Damanik, “Data Mining menggunakan Metode Asosiasi Apriori untuk Merekomendasi Pola Obat pada Puskesmas,” *Journal of Information System Research (JOSH)*, Vol. 3, No. 2, pp. 143–149, 2022, doi: 10.47065/josh.v3i2.1237.
- [10] A. Kurniawan and N. Suwaryo, “Analysis of the Apriori Algorithm for Enhancing Retail Product Staple Sales Recommendations,” *International Journal Software Engineering and Computer Science (IJSECS)*, Vol. 3, No. 3, pp. 449–456, 2023, doi: 10.35870/ijsecs.v3i3.1877.
- [11] K. D. Fernanda, A. P. Widodo, and J. Lemantara, “Analysis and Implementation of the Apriori Algorithm for Strategies to Increase Sales at Sakinah Mart,” *JUITA: Jurnal Informatika*, Vol. 11, No. 2, p. 203, 2023, doi: 10.30595/juita.v11i2.17341.
- [12] Y. A. Iskandar, F. E. Zulvia, and A. I. Nissya, “Implementasi Algoritma Apriori untuk Peningkatan Penjualan Produk Makanan Kemasan Sehat melalui Strategi *Mixed Bundling*,” *JISI: Jurnal Integrasi Sistem Industri*, Vol. 11, No. 2, pp. 249–260, 2024.
- [13] F. D. Ramadani, B. Irawan, and A. Bahtiar, “Analisis Keranjang Pasar untuk Peningkatan Penjualan menggunakan *Algoritma Apriori*,” *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, Vol. 8, No. 3, pp. 2942–2951, 2024.
- [14] A. Harist N, I. R. Munthe, and A. P. Juledi, “Implementasi Data Mining *Algoritma Apriori* untuk meningkatkan Penjualan,” *Jurnal Teknik Informatika UNIKA Santo Thomas*, Vol. 06, No. 1, pp. 188–197, 2021, doi: 10.54367/jtiust.v6i1.1276.
- [15] L. Ningrum, R. Nooraeni, S. M. Berliana, and L. K. Sari, “Association of *SDG Indicators of the Social Development Pillar in Indonesia using the Apriori Algorithm*,” *Procedia Computer Science*, Vol. 245, No. C, pp. 450–459, 2024, doi: 10.1016/j.procs.2024.10.271.
- [16] A. Wijaya, A. Faqih, D. Solihudin, C. L. Rohmat, and S. Eka Permana, “Penerapan *Association Rules* menggunakan *Algoritma Apriori* untuk Identifikasi Pola Pembelian,” *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, Vol. 7, No. 6, pp. 3871–3878, 2024, doi: 10.36040/jati.v7i6.8270.
- [17] A. Mugnia and M. M. Mutoffar, “Implementasi Algoritma Apriori untuk Sistem Rekomendasi Buku pada Perpustakaan Digital,” *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, Vol. 11, No. 1, pp. 1–12, 2024.
- [18] M. Z. Hadi, A. H. P. Pasaribu, F. S. Didin, and L. Aulia, “A Design of Cross-Selling Products based on Frequent Itemset Mining for Coffee Shop Business,” *TEKNOSAINS : Jurnal Sains, Teknologi dan Informatika*, Vol. 11, No. 2, pp. 286–297, 2024, doi: 10.37373/tekno.v11i2.1065.
- [19] K. Mavundla, S. Thakur, E. Adetiba, and A. Abayomi, “Predicting Cross-Selling Health Insurance Products using Machine-Learning Techniques,” *Journal of Computer Information Systems*, Vol. 00, No. 00, pp. 1–18, 2024, doi: 10.1080/08874417.2024.2395913.
- [20] M. Sedliacikova, A. Kocianova, M. Dzian, and J. Drabek, “Product Sampling as a Sales Promotion Tool,” *Marketing and Management of Innovations*, No. 1, pp. 136–148, 2020, doi: 10.21272/mmi.2020.1-11.