

Analisis Pola Pembelian Produk Menggunakan Algoritma Apriori untuk Mendukung Strategi Penjualan

Muhamad Ansor ^{1,*}, Nuk Ghurroh Setyoningrum ²

¹ Sistem Informasi; Universitas Cipasung Tasikmalaya; Jl. Borolong Ciawi, Jalan Raya Singaparna, RT.03/RW.02, Cilampunghilir, Kec. Padakembang, Kabupaten Tasikmalaya, Jawa Barat 46466, e-mail: anshorleno@gmail.com

² Sistem Informasi; Universitas Cipasung Tasikmalaya; Jl. Borolong Ciawi, Jalan Raya Singaparna, RT.03/RW.02, Cilampunghilir, Kec. Padakembang, Kabupaten Tasikmalaya, Jawa Barat 46466, e-mail: nuke@uncip.ac.id

* Korespondensi: e-mail: anshorleno@gmail.com

Diterima: 24 Juni 2026 ; Review: 28 Juni 2026; Disetujui: 20 Juli 2026

Cara sitasi: Ansor M, Setyoningrum NG., 2026. Analisis Pola Pembelian Produk Menggunakan Algoritma Apriori untuk Mendukung Strategi Penjualan. Bina Insani ICT Journal . Vol. 13(1): 88 - 98.

Abstrak: Dokumentasi riwayat transaksi pada sektor distributor umumnya baru dimanfaatkan sebatas pengarsipan administratif, belum dieksplorasi mendalam untuk membaca kecenderungan perilaku konsumen. Riset ini bertujuan memetakan interkoneksi antarproduk yang dibeli pelanggan di PT Tridaya Sinergi Indonesia melalui teknik Market Basket Analysis berbasis model Apriori. Alur pengerjaan mencakup pembersihan data (*preprocessing*), restrukturisasi format berkas, penentuan kombinasi produk populer (*frequent itemset*), hingga ekstraksi aturan asosiasi bersandar pada indikator *support*, *confidence*, dan *lift ratio*. Komputasi data dioperasikan lewat ekosistem Google Colaboratory menggunakan bahasa pemrograman Python terhadap 253 rekaman transaksi yang telah tervalidasi bersih dari galat maupun duplikasi. Proses ini menghasilkan 274 frequent itemset serta 1.367 formulasi aturan asosiasi produk. Pengujian model pada aturan paling berpengaruh menunjukkan tingkat performa yang kuat dengan skor akurasi 0,874, presisi 0,935, recall 0,927, dan F1-score 0,931. Riset ini membuktikan keandalan sistem Apriori dalam mengonversi data transaksional menjadi rekomendasi taktis untuk manajemen stok dan perencanaan program penjualan korporasi. Kontribusi utama dari penelitian ini adalah dihasilkannya pemetaan pola asosiasi antarproduk yang valid dan terukur secara sistematis berdasarkan kombinasi parameter *support*, *confidence*, dan *lift ratio*. Model pemetaan ini berkontribusi nyata sebagai instrumen pengambilan keputusan bagi pihak manajemen PT Tridaya Sinergi Indonesia dalam meminimalkan risiko penumpukan barang di gudang melalui strategi penataan inventaris yang berlandaskan catatan transaksi aktual.

Kata kunci: algoritma apriori; aturan asosiasi; data mining; manajemen inventaris; market basket analysis.

Abstract: Transaction history documentation in the distributor sector is generally only utilized for administrative archiving and has not been deeply explored to discern consumer behavior trends. This research aims to map the interconnections between products purchased by customers at PT Tridaya Sinergi Indonesia through the Market Basket Analysis technique based on the Apriori model. The workflow includes data cleaning (*preprocessing*), file format restructuring, determining popular product combinations (*frequent itemsets*), and extracting association rules relying on *support*, *confidence*, and *lift ratio* indicators. Data computation was operated via the Google Colaboratory ecosystem using the Python programming language on 253 transaction records that have been validated as clean from errors and duplications. This process yielded 274 frequent itemsets and 1,367 product association rule formulations. Model testing on the most influential rules indicates a strong performance level with an accuracy score of 0.874, precision of 0.935, recall of 0.927, and an F1-score of 0.931. This research proves the reliability of the Apriori system

in converting transactional data into tactical recommendations for stock management and corporate sales program planning. The primary contribution of this study is the generation of a valid and systematically measurable mapping of product association patterns based on a combination of support, confidence, and lift ratio parameters. This mapping model provides a tangible contribution as a decision-making instrument for the management of PT Tridaya Sinergi Indonesia in minimizing the risk of goods accumulating in the warehouse through an inventory arrangement strategy that is based on actual transaction records.

Keywords: *apriori algorithm; association rule; data mining; inventory management; market basket analysis*

1. Pendahuluan

Transformasi teknologi informasi yang masif memaksa entitas bisnis mengubah paradigma tata kelola data operasional. Log transaksi penjualan tidak lagi sekadar diposisikan sebagai dokumen pelengkap administrasi, melainkan dikonversi menjadi aset pengetahuan strategis guna menopang formulasi kebijakan korporasi. tumpukan data belanja harian menyimpan indikasi kuat mengenai kecenderungan preferensi konsumen, efektivitas skema promosi, hingga efisiensi pengelolaan komoditas gudang [1]. Lewat pemanfaatan instrumen *data mining*, korporasi mampu menggali sari pengetahuan berharga dari basis data berskala raksasa, menyajikan akurasi informasi yang jauh lebih tajam daripada metode pelaporan konvensional [2].

Salah satu teknik yang unggul dalam mengkaji karakteristik belanja pelanggan ialah *Market Basket Analysis* (MBA). Metodologi ini bekerja mengeksplorasi jalinan asosiasi antar-komoditas dengan melihat frekuensi kemunculan produk secara serentak dalam satu keranjang belanja [3]. Di dalam ekosistem penambangan data, Algoritma Apriori menjadi skema paling mapan untuk menyusun aturan asosiasi (*association rules*) berdasarkan kalkulasi kuantitatif terhadap parameter *support*, *confidence*, serta tingkat kedekatan *lift ratio* [4]. Output dari evaluasi ini sangat krusial bagi korporasi dalam mendesain promosi, menyusun tata letak etalase, serta menentukan arah operasional perusahaan ke depan [5].

Sebagai pelaku usaha distribusi, PT Tridaya Sinergi Indonesia mencatat volume transaksi yang sangat padat. Namun, aliran data tersebut sejauh ini baru digunakan untuk fungsi pembukuan standar tanpa ada tindak lanjut analisis analitis yang mendalam. Ketidadaan pengolahan ini berdampak pada minimnya pemahaman manajemen terhadap korelasi belanja antarproduk. Padahal, jika peta asosiasi produk dapat terbaca dengan jelas, perusahaan dapat dengan mudah menstabilkan ketersediaan stok, memprediksi permintaan barang, serta merancang kampanye pemasaran yang jauh lebih tertarget [6].

Meskipun demikian, mayoritas studi terdahulu cenderung membatasi ruang lingkupnya pada pendeteksian korelasi produk, penyajian visual hasil analisis, ataupun pengembangan sistem rekomendasi semata tanpa melakukan peninjauan kinerja *rule* secara menyeluruh lewat metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* [7], [8], [9], [10], [11]. Melengkapi kekurangan penelitian tersebut, eksperimen ini tidak hanya mengimplementasikan Algoritma Apriori guna mengungkap pola belanja pada basis data transaksi riil PT Tridaya Sinergi Indonesia, tetapi juga mengintegrasikan pengujian performa struktural menggunakan parameter *lift ratio* beserta kombinasi metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk memperkuat validitas hasil akhir [11].

Mengacu pada pemaparan celah masalah di atas, fokus utama dari kajian ini adalah membedah karakteristik kecenderungan belanja pelanggan lewat arsitektur *Market Basket Analysis* dengan mengimplementasikan model Algoritma Apriori pada basis data transaksi riil milik PT Tridaya Sinergi Indonesia.

Secara spesifik, tahapan analitis yang dilakukan dalam penelitian ini meliputi:

1. Melakukan pra-pemrosesan data (*preprocessing*) untuk membersihkan data transaksi dari galat atau duplikasi serta mentransformasikannya ke dalam format matriks transaksi (*basket format*).
2. Mengidentifikasi kumpulan kombinasi komoditas yang dinilai populer (*frequent itemset*) mengacu pada batas minimal parameter *support* yang telah ditetapkan sebelumnya.
3. Mengonstruksikan pola hubungan antarproduk (*association rules*) yang solid berdasarkan pada tolok ukur nilai batas minimum *confidence*.

4. Mengevaluasi kekuatan korelasi antarproduk yang dibeli secara bersamaan dengan menggunakan parameter *lift ratio*.

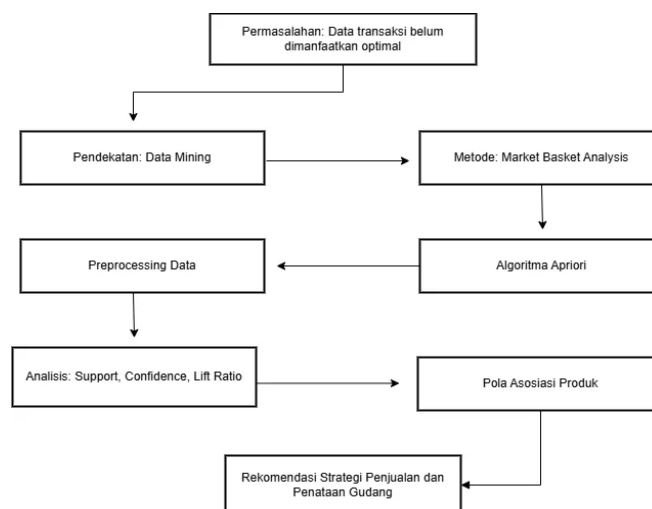
Kontribusi utama yang dicapai dalam hasil penelitian ini adalah dihasilkannya pemetaan pola perilaku konsumen dan hubungan keterkaitan antarproduk yang valid secara sistematis. Hasil analisis ini memberikan kontribusi praktis yang nyata bagi manajemen korporasi sebagai dasar pertimbangan dalam menyusun strategi pengelolaan penjualan yang lebih optimal, seperti perencanaan program promosi paket produk (*bundling*), penerapan strategi saling silang penjualan (*cross-selling*), serta optimalisasi tata letak barang di gudang inventaris.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif yang berfokus pada kerangka kerja eksplorasi data (*data mining*) dengan menerapkan skema Apriori guna membedah karakteristik kecenderungan belanja pelanggan di PT Tridaya Sinergi Indonesia. Pilihan metodologi ini didasari oleh ketangguhannya dalam mengekstrak implikasi logis hubungan antar-item berdasarkan kedekatan intensitas kemunculannya di dalam korpus transaksi, sehingga menghasilkan aturan asosiasi (*association rules*) yang valid untuk menopang formulasi kebijakan perusahaan. [12].

Data historis penjualan milik PT Tridaya Sinergi Indonesia Cabang Tasikmalaya edisi Januari 2026 dijadikan sebagai objek utama dalam riset ini. Dokumen transaksi tersebut dieksplorasi untuk merumuskan kecenderungan perilaku belanja pasar melalui metode *Market Basket Analysis* (MBA). *Framework* pengolahan datanya sendiri mengandalkan bahasa Python yang dioperasikan pada platform Google Colaboratory dengan bantuan *libraries* khusus analisis asosiasi.

Tahapan penelitian dilakukan secara sistematis yang terdiri atas pengumpulan data, preprocessing, transformasi data, pembentukan frequent itemset, pembentukan aturan asosiasi, evaluasi hasil, dan interpretasi pola pembelian. Tahapan tersebut ditunjukkan pada Gambar 1.



Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Gambar 1. Tahapan Penelitian Menggunakan Algoritma Apriori

Langkah awal diwujudkan melalui pengumpulan data, yakni sebuah prosedur untuk menghimpun catatan riwayat transaksi penjualan yang diposisikan sebagai objek eksperimen. Fase berikutnya berfokus pada sterilisasi (*preprocessing*) data yang diorientasikan untuk mendongkrak mutu dataset, dikerjakan lewat pembersihan data (*data cleaning*), eliminasi records ganda, verifikasi kolom kosong, hingga restrukturisasi data ke format keranjang belanja (*basket format*) sehingga siap dieksekusi oleh sistem algoritma [13].

Tahap berikutnya difokuskan pada penerapan model Apriori guna membentuk kombinasi item populer (*frequent itemset*) berdasarkan acuan *minimum support* sebesar 0,20 dan *minimum confidence* sebesar 0,70. *Frequent itemset* yang diekstraksi bertindak sebagai acuan dasar perumusan draf aturan asosiasi dalam mendeteksi pola transaksi produk. Tingkat signifikansi

hubungan biner antarproduk ditakar lewat indikator *support*, *confidence*, dan skor *lift ratio*. Guna menjamin mutu luaran, riset ini memperkuat tahapan uji validitas menggunakan metrik evaluasi klasifikasi berupa *accuracy*, *precision*, *recall*, serta *F1-score* terhadap aturan dominan yang dihasilkan sistem [14].

Hasil akhir penelitian berupa pola keterkaitan pembelian produk yang digunakan sebagai dasar penyusunan rekomendasi strategi penjualan dan pengelolaan persediaan pada PT Tridaya Sinergi Indonesia.

Variabel *support* digunakan untuk mengukur seberapa besar proporsi kemunculan suatu kelompok *itemset* di dalam total populasi transaksi penjualan yang ada [12]. Yang dihitung menggunakan Persamaan (1):

$$Support(A \rightarrow B) = \frac{Jumlah\ Transaksi\ Mengandung\ A}{Total\ Seluruh\ Transaksi} \dots\dots\dots(1)$$

Sementara itu, variabel *confidence* menjadi parameter untuk mengukur tingkat kepastian atau probabilitas kondisional munculnya produk B ketika produk A hadir di dalam nota belanja pelanggan secara bersamaan [11]. Formulasi nilai *confidence* ini dikalkulasikan bersandarkan pada Persamaan (2):

$$Confidence(A \rightarrow B) = \frac{Support(A, B)}{Support(A)} \dots\dots\dots(2)$$

Guna menguji signifikansi dan kekuatan dari formulasi aturan asosiasi yang berhasil diproduksi oleh sistem, riset ini mengintegrasikan pengujian nilai *lift ratio* [15]. Indikator metrik ini merefleksikan tingkat kekuatan jalinan interdependensi antar-kedua produk yang dipasangkan, yang secara matematis diekspresikan melalui Persamaan (3):

$$Lift = \frac{Support(A, B)}{Support(A) \times Support(B)} \dots\dots\dots(3)$$

Ketentuan analisis interpretasi terhadap parameter *lift ratio* ini dijabarkan secara terstruktur. Nilai koefisien yang berhasil melampaui indeks angka satu ($Lift > 1$) merefleksikan adanya korelasi timbal balik yang positif, yang berarti komoditas tersebut memiliki kecenderungan mutlak untuk dibeli secara bersamaan dalam intensitas yang jauh lebih tinggi daripada kondisi acak normal. Sebaliknya, raihan koefisien yang setara dengan angka satu ($Lift = 1$) mencerminkan hubungan yang bersifat independen (tanpa ada pengaruh antar-item), sedangkan nilai koefisien yang bertengger di bawah indeks angka satu ($Lift < 1$) mengindikasikan adanya hubungan asosiasi yang bertolak belakang (*negative association*).

Evaluasi Kinerja Aturan

Untuk mengukur mutu kualitas, validitas, serta keandalan dari produk kaidah asosiasi dominan yang diperoleh melalui Algoritma Apriori, riset ini mengimplementasikan tahapan uji performa memanfaatkan instrumen matriks kekeliruan (*confusion matrix*). Tahapan pengujian ini diaplikasikan untuk menilai kualitas kedekatan antara model prediksi aturan dengan pola transaksi nyata di lapangan. Skema pemetaan *confusion matrix* sendiri membagi sampel data ke dalam empat domain klasifikasi inti, yakni *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN), di mana seluruh komponen tersebut dikombinasikan demi mengukur performa prediktif sistem secara utuh.

Sebagai langkah kebaruan yang membedakan kajian ini dengan riset konvensional terdahulu, eksperimen tidak hanya bersandar pada parameter tradisional seperti *support*, *confidence*, dan *lift ratio* semata. Riset ini mengadopsi empat dimensi metrik klasifikasi untuk kebutuhan evaluasi, yaitu *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Integrasi metrik ganda ini menyajikan instrumen penilaian yang jauh lebih objektif untuk memvalidasi performa *rule* sekaligus mengukur sejauh mana keandalan aturan tersebut dalam mencerminkan dinamika kebiasaan belanja riil dari konsumen.

Metrik akurasi (*accuracy*) digunakan sebagai barometer untuk menghitung proporsi total ketepatan prediksi klasifikasi positif dan negatif yang berhasil ditebak secara benar oleh sistem

dari keseluruhan sampel data berdasarkan kerangka evaluasi [11]. Nilai ini dihitung menggunakan Persamaan (4):

$$\text{Accuracy} = \frac{(TP + TN)}{(TP + TN + FP + FN)} \quad \dots\dots\dots (4)$$

Metrik presisi (*precision*) difungsikan untuk menakar rasio kebenaran prediksi positif sistem dibandingkan dengan keseluruhan total proyeksi positif yang dikeluarkan oleh model, yang diformulasikan melalui Persamaan (5):

$$\text{Precision} = \frac{TP}{(TP + FP)} \quad \dots\dots\dots (5)$$

Metrik daya serap (*recall*) mengukur kapasitas dan ketangkasan model algoritma dalam melacak serta mengidentifikasi kembali keseluruhan sampel data kelompok positif secara riil di lapangan, yang diekspresikan lewat Persamaan (6):

$$\text{Recall} = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad \dots\dots\dots (6)$$

Sebagai parameter puncak, metrik *F1-score* merepresentasikan nilai rata-rata harmonis (*harmonic mean*) yang menjembatani keseimbangan nilai antara variabel *precision* dengan *recall*. Formulasi nilai keseimbangan model ini dikalkulasikan menggunakan Persamaan (7):

$$F1 - \text{Score} = 2 \times \frac{((\text{Precision} \times \text{Recall}))}{(\text{Precision} + \text{Recall})} \quad \dots\dots\dots (7)$$

Eksplorasi terhadap rangkaian metrik evaluasi komprehensif pada Persamaan (4) hingga (7) ini menyajikan pembuktian validasi berlapis bagi aturan asosiasi yang terbentuk. Pendekatan pengujian komparatif ini menjamin mutu luaran yang jauh lebih kredibel apabila disandingkan dengan studi-studi terdahulu yang hanya bertumpu pada indikator *support* dan *confidence* standar. Dengan demikian, laporan evaluasi ini menjadi basis legitimasi yang kuat untuk mengonfirmasi efektivitas nyata dari Algoritma Apriori dalam menyaring pola pembelian yang bernilai tinggi dari timbunan data transaksi penjualan korporasi.

3. Hasil dan Pembahasan

Deskripsi Data Penelitian

Penelitian ini mengacu pada data transaksi penjualan PT Tridaya Sinergi Indonesia Cabang Tasikmalaya yang diperoleh dari aktivitas distribusi produk perusahaan. Data yang digunakan merupakan data historis transaksi penjualan yang telah melalui tahap seleksi dan validasi sebelum dilakukan proses analisis.

Berdasarkan hasil pengolahan data diperoleh sebanyak 253 transaksi dengan 20 atribut produk yang digunakan sebagai dasar pembentukan pola asosiasi. Seluruh data transaksi kemudian dipersiapkan untuk proses analisis menggunakan pendekatan Market Basket Analysis dan Algoritma Apriori.

Tabel 1. Keterangan Kode Produk

Kode Produk	Nama Produk
SPS TSI	SIN PLATINUM TSI
SKM TSI	SIN KUJANG MAS TSI
SM	SINERGI MIND
SP19 TSI	SIN PROVOST 19 TSI
SPF	SIN PLATINUM FILTER
SMM	SINERGI MIND MENTHOL
ST	SIN TRUST
SSJ	SIN SAPU JAGAT
STM	SIN TRUST MENTHOL
SKMF	SIN KUJANG MAS FILTER
SK	SIN KRAKATAU
SNN ORG	SIN NEW NORMAL ORG
SNN MIND	SIN NEW NORMAL MIND

SNNM	SIN NEW NORMAL MENTHOL
SPW	SIN PROVOST WHITE
SP	SIN PRECISION
KMK	KOPI MANA KOPI
KO	KOPI ORIGINAL
SSE	SIN SINERGI ENCODE

Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Tabel 1 digunakan sebagai acuan interpretasi hasil analisis karena selama proses komputasi digunakan kode produk untuk meningkatkan efisiensi pengolahan data. Transformasi nama produk menjadi kode alfanumerik yang lebih ringkas bertujuan untuk mempercepat waktu eksekusi algoritma saat melakukan pemindaian data transaksi berskala besar. Melalui pengkodean ini, sistem dapat melakukan pencarian kombinasi produk populer (frequent itemset) secara lebih optimal tanpa membebani memori komputer.

Tahap Preprocessing Data

Pemrosesan awal (*preprocessing*) diterapkan demi memastikan seluruh sampel data siap digunakan dalam pemodelan aturan asosiasi. Rangkaian prosedur ini meliputi pengecekan data kosong (*missing value*), pembersihan data duplikat, serta penataan ulang tabel transaksi ke format yang sesuai dengan kebutuhan Algoritma Apriori. Luaran dari fase pemeriksaan ini mengonfirmasi bahwa seluruh data memenuhi standar riset tanpa menyisakan catatan yang hilang ataupun replikasi nota belanja [16].

Tabel 2. Hasil Preprocessing Data

Komponen	Hasil
Jumlah Transaksi	253
Jumlah Kolom Produk	20
Missing Value	0
Data Duplikat	0

Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Tabel 2 menunjukkan bahwa kualitas data telah memenuhi kebutuhan proses data mining sehingga dapat dilanjutkan ke tahapan pembentukan pola asosiasi. Kondisi dataset yang telah tervalidasi bersih dari nilai kosong (*missing value*) serta transaksi ganda ini sangat penting untuk memastikan seluruh perhitungan nilai support dan confidence terhindar dari risiko bias komputasi. Dengan demikian, aturan asosiasi yang terbentuk nantinya memiliki tingkat validitas dan keandalan yang tinggi dalam merepresentasikan pola perilaku pembelian konsumen yang aktual di PT Tridaya Sinergi Indonesia.

Pembentukan Frequent Itemset

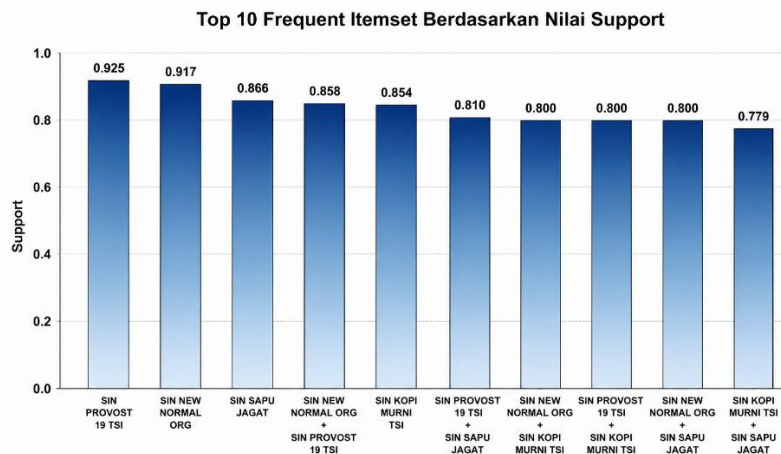
Proses berikutnya dilakukan menggunakan Algoritma Apriori untuk membentuk frequent itemset berdasarkan parameter yang telah ditentukan [17]. Pembentukan dilakukan dengan menetapkan nilai minimum support sebesar 0,20 dan minimum confidence sebesar 0,70.

Tabel 3. Parameter Algoritma Apriori

Parameter	Nilai
Minimum Support	0,20
Minimum Confidence	0,70

Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Tabel 3 menunjukkan bahwa berdasarkan hasil pengolahan diperoleh sebanyak 274 frequent itemset yang memenuhi parameter yang telah ditentukan. Data *frequent itemset* tersebut mencerminkan kecenderungan kuat dari beberapa varian produk yang jamak bertumpuk dalam satu struk transaksi riil pelanggan. Banyaknya pola kombinasi yang berhasil diidentifikasi ini menjadi basis instrumen utama sistem untuk melahirkan aturan asosiasi (*association rules*) berkinerja tinggi pada tahapan analitis selanjutnya [15].



Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Gambar 2. Top 10 Frequent Itemset

Berdasarkan Gambar 2, produk SIN PROVOST 19 TSI (SP19 TSI) mencatat indeks *support* puncak sebesar 0,925, disusul oleh SIN NEW NORMAL ORG (SNN ORG) sebesar 0,917 dan SIN SAPU JAGAT (SSJ) sebesar 0,866. Angka yang tinggi ini membuktikan komoditas tersebut paling dominan dalam transaksi di PT Tridaya Sinergi Indonesia. Selain produk eceran, kombinasi SNN ORG dan SP19 TSI juga mencetak *support* tinggi sebesar 0,858, menandakan kuatnya kecenderungan konsumen membeli keduanya sekaligus. Temuan ini sangat berguna bagi perusahaan untuk merancang promosi, menyusun paket produk (*bundling*), serta menata stok gudang secara efisien.

Tabel 4. Frequent Itemset Dominan

No	Itemset	Support
1	SIN PROVOST 19 TSI	0,925
2	SIN NEW NORMAL ORG	0,917
3	SIN SAPU JAGAT	0,866
4	SIN NEW NORMAL ORG, SIN PROVOST 19 TSI	0,858
5	SIN KUJANG MAS TSI	0,854
6	SIN PROVOST 19 TSI, SIN SAPU JAGAT	0,810
7	SIN NEW NORMAL ORG, SIN KUJANG MAS TSI	0,798
8	SIN PROVOST 19 TSI, SIN KUJANG MAS TSI	0,798
9	SIN NEW NORMAL ORG, SIN SAPU JAGAT	0,798
10	SIN KUJANG MAS TSI, SIN SAPU JAGAT	0,779

Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Merujuk pada data Tabel 4, komoditas SIN PROVOST 19 TSI mengantongi bobot *support* tertinggi mencapai 0,925, lalu diikuti oleh SIN NEW NORMAL ORG di angka 0,917. Di samping itu, paduan dari sepasang produk tersebut turut memperlihatkan tingkat kemunculan yang intens di dalam keranjang belanja dengan perolehan nilai *support* sebesar 0,858. Temuan ini mengindikasikan adanya kecenderungan konsumen melakukan pembelian kedua produk secara bersamaan sehingga berpotensi menjadi produk unggulan dalam strategi pemasaran perusahaan.

Pembentukan Association Rules

Langkah selanjutnya yaitu mengonstruksikan *association rules* mengacu pada akumulasi *frequent itemset* yang berhasil dijaring. Formulir aturan asosiasi ini diaplikasikan guna memetakan ikatan interdependensi serta pola relasi belanja antar-komoditas barang sehingga dapat digunakan untuk memahami pola transaksi konsumen [18]. Hasil pengolahan menghasilkan sebanyak 1.367 aturan asosiasi.

Tabel 5. Association Rules Dominan

No	Antecedents	Consequents	Support	Confidence	Lift
1	SM, SKM TSI, STM	SNN ORG, SPS TSI, SP19 TSI, SSJ	0,206	0,712	1,609
2	SM, SP19 TSI, SKM TSI, STM	SNN ORG, SPS TSI, SSJ	0,206	0,722	1,603
3	SPS TSI, SKM TSI, STM	SM, SNN ORG, SP19 TSI, SSJ	0,206	0,825	1,594
4	SPS TSI, STM	SNN ORG, SM, SSJ, SP19 TSI, SKM TSI	0,206	0,776	1,584
5	SM, SKM TSI, STM	SNN ORG, SPS TSI, SSJ	0,206	0,712	1,581

Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Berdasarkan Tabel 5 diperoleh bahwa seluruh aturan asosiasi dominan memiliki nilai lift ratio melebihi ambang batas angka satu ($\text{lift} > 1$), yang menunjukkan adanya korelasi timbal balik yang positif antar-item. Aturan dengan nilai lift tertinggi mencapai 1,609, yang mengindikasikan bahwa kombinasi produk pada kelompok antecedents memiliki kemungkinan pembelian bersama yang lebih tinggi dibandingkan kondisi acak. Temuan tersebut menunjukkan bahwa produk-produk yang terlibat dalam aturan asosiasi memiliki keterkaitan yang kuat dan berpotensi dimanfaatkan dalam strategi cross-selling maupun penyusunan paket produk (bundling).

Evaluasi Aturan Menggunakan Lift Ratio

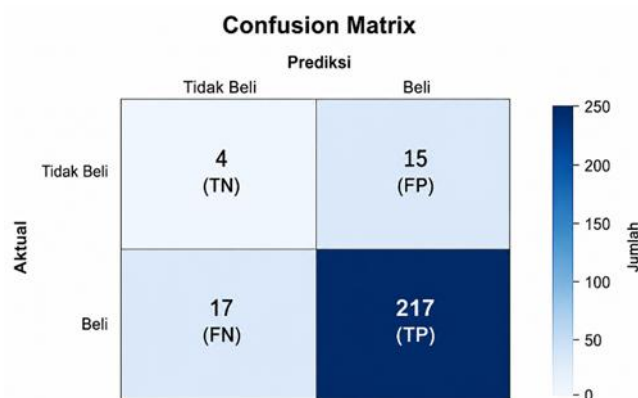
Analisis nilai *lift ratio* difungsikan untuk menakar kekuatan interdependensi antar-item dalam *association rules* yang dihasilkan [19]. Koefisien yang melampaui angka satu menandakan adanya korelasi positif, sedangkan skor yang tepat menyentuh angka satu mencerminkan sifat hubungan yang saling bebas (*independen*). Sementara itu, perolehan indeks di bawah indeks angka satu mengindikasikan jalinan asosiasi yang bertolak belakang (*negatif*). Semakin besar nilai lift ratio, maka semakin kuat tingkat keterkaitan antar produk dalam suatu transaksi.

Berdasarkan hasil pembentukan aturan asosiasi diperoleh bahwa setiap aturan utama mencatatkan skor *lift ratio* di atas ambang batas satu. Temuan tersebut mengonfirmasi bahwa jalinan korelasi antar-item yang dikonstruksikan sistem memiliki ikatan keterkaitan yang solid serta valid untuk dijadikan basis analisis pola pembelian.

Sebagai contoh, salah satu aturan asosiasi menghasilkan nilai lift ratio sebesar 1,609, yang mengungkapkan bahwa probabilitas pembelian produk pada kelompok consequents meningkat ketika produk pada kelompok antecedents dibeli secara bersamaan. Dengan demikian, aturan yang dihasilkan dapat dikategorikan sebagai aturan asosiasi yang valid.

Evaluasi Performa Aturan Asosiasi

Guna menakar derajat keandalan pola hubungan yang dirumuskan oleh model Apriori, riset ini mengintegrasikan validasi kuantitatif memanfaatkan instrumen matriks konfusi (*confusion matrix*). Evaluasi ini bertujuan untuk membandingkan hasil prediksi dengan kondisi aktual sehingga dapat diketahui tingkat ketepatan aturan asosiasi yang terbentuk.



Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Gambar 3. Confusion Matrix

Berdasarkan Gambar 3, hasil confusion matrix menunjukkan Arsitektur Apriori terbukti andal dalam memetakan karakteristik transaksi secara presisi. Angka *True Positive* (TP) sebanyak 217 mengonfirmasi bahwa mayoritas nota belanja yang memuat item target sukses diproyeksikan secara akurat. Di sisi lain, torehan *True Negative* (TN) senilai 4 memvalidasi records yang terbebas dari komoditas target dan berhasil dikelompokkan dengan tepat. Walau masih menyisakan margin kekeliruan kecil berupa *False Positive* (FP) sebesar 15 serta *False Negative* (FN) sebanyak 17, deviasi tersebut tidak signifikan dibanding total akurasi tebakan benar sistem.

Output dari pemetaan matriks konfusi ini diposisikan sebagai variabel input utama untuk mengkalkulasi parameter *accuracy*, *precision*, *recall*, hingga *F1-score* demi membedah performa aturan utama secara menyeluruh.

Evaluasi Performa Aturan Dominan

Selain menggunakan parameter *lift ratio*, dilakukan evaluasi tambahan terhadap salah satu aturan dominan untuk mengetahui kualitas prediksi pola pembelian yang terbentuk. Aturan dominan yang dievaluasi pada penelitian ini menunjukkan hubungan antara produk SIN NEW NORMAL ORG (SNN ORG) terhadap SIN PROVOST 19 TSI (SP19 TSI).

Pengukuran dilakukan menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* [11].

Tabel 6. Evaluasi Rule Dominan

Metrik	Nilai
Accuracy	0,874
Precision	0,935
Recall	0,927
F1-Score	0,931

Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Berdasarkan Tabel 6 diperoleh nilai *accuracy* sebesar 0,874 yang menunjukkan tingkat ketepatan aturan dalam merepresentasikan pola transaksi. Nilai *precision* sebesar 0,935 menunjukkan tingkat relevansi hasil aturan yang tinggi terhadap kondisi aktual. Selanjutnya nilai *recall* sebesar 0,927 menunjukkan kemampuan aturan dalam menemukan pola transaksi yang sesuai. Nilai *F1-score* sebesar 0,931 menunjukkan keselarasan antara *precision* dan *recall*, sehingga aturan yang dihasilkan memiliki performa yang baik.

Hasil evaluasi tersebut memperlihatkan bahwa Algoritma Apriori tidak hanya mampu menghasilkan aturan asosiasi dalam jumlah besar, tetapi juga menghasilkan pola pembelian yang memiliki kualitas prediksi yang baik untuk mendukung keputusan perusahaan.

Pembahasan

Output eksperimen membuktikan keandalan pendekatan Apriori dalam menyingkap karakteristik belanja berbasis data historis PT Tridaya Sinergi Indonesia. Merujuk pada pemetaan *frequent itemset*, produk SIN PROVOST 19 TSI (SP19 TSI) bersama SIN NEW NORMAL ORG (SNN ORG) mencatatkan intensitas kemunculan paling masif. Indikator ini menegaskan bahwa sepasang komoditas tersebut mengantongi volume permintaan yang jauh lebih superior dibanding varian produk lainnya.

Di sisi lain, formulasi *association rules* melahirkan draf aturan dengan perolehan skor *lift ratio* melampaui angka satu. Korelasi ini mengonfirmasi adanya kecenderungan laten dari pelanggan untuk memborong rumpun produk tersebut secara simultan. Basis pengetahuan ini dapat dieksplorasi oleh manajemen korporasi untuk menyusun taktik pemasaran silang (*cross-selling*), mendesain paket penjualan (*bundling*), serta mengefisiensikan kontrol manajemen stok [20].

Selain memproduksi aturan asosiasi berskala besar, riset ini memperkuat validasi draf aturan utama menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Dominasi nilai tinggi pada seluruh indikator membuktikan kekuatan model proyeksi dalam merepresentasikan pola transaksi aktual pasar. Dengan demikian, implementasi Algoritma Apriori sukses menyediakan instrumen pendukung kebijakan operasional (*data-driven decision*) yang valid bagi PT Tridaya Sinergi Indonesia.

4. Kesimpulan

Eksperimen ini sukses membuktikan ketangguhan sistem Apriori dalam membedah pola belanja menggunakan basis records PT Tridaya Sinergi Indonesia. Lewat arsitektur *Market*

Basket Analysis, riset mendeteksi bahwa varian SIN PROVOST 19 TSI dan SIN NEW NORMAL ORG mencatatkan volume kemunculan paling padat sekaligus kecenderungan mutlak untuk dibeli secara berpasangan oleh pelanggan. Basis pengetahuan mengenai pola hubungan dominan ini dapat dimanfaatkan secara taktis oleh manajemen perusahaan sebagai dasar ilmiah dalam penyusunan strategi penjualan, penerapan cross-selling, perancangan paket produk (bundling), serta tata letak inventaris gudang yang lebih terencana.

Keandalan dari aturan asosiasi yang terbentuk telah ditegaskan melalui tahapan evaluasi menggunakan confusion matrix. Hasil pengujian performa menunjukkan tingkat keberhasilan proyeksi model yang sangat kuat, dibuktikan dengan raihan tingkat ketepatan sebesar 0,874, presisi sebesar 0,935, recall sebesar 0,927, dan F1-score sebesar 0,931. Dengan hasil metrik evaluasi yang tinggi tersebut, Algoritma Apriori terbukti menjadi metode yang sangat efektif untuk mendukung pengambilan keputusan bisnis berbasis data transaksi riil korporasi.

Rekomendasi untuk penelitian di masa depan adalah mengembangkan analisis pola Pembelian ini dengan memperluas cakupan volume dataset transaksi yang mencakup rentang waktu multi-periode guna menangkap tren perilaku konsumen yang lebih dinamis. Selain itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk melakukan komparasi performa dengan algoritma association rule mining lainnya, seperti algoritma Frequent Pattern Growth (FP-Growth), guna membandingkan tingkat efisiensi waktu komputasi dalam pemrosesan data.

Referensi

- [1] R. K. Dewi, A. P. Juledi, and D. Irmayani, "Implementasi Data Mining dengan Menggunakan Algoritma Apriori untuk Mengoptimalkan Pola Penjualan Produk Elektronik," vol. 7, no. 1, 2025, doi: 10.47065/bits.v7i1.7515.
- [2] S. Aulia Miranda, F. Fahrullah, and D. Kurniawan, "Implementasi Association Rule Dalam Menganalisis Data Penjualan Sheshop dengan Menggunakan Algoritma Apriori," *Metik J.*, vol. 6, no. 1, pp. 30–36, 2022, doi: 10.47002/metik.v6i1.342.
- [3] N. Purwati and S. Karnila, "Strategi Peningkatan Penjualan Produk Menggunakan Market Basket Analysis," vol. 02, pp. 96–103, 2023, doi: 10.21456/vol13iss2pp96-103.
- [4] K. Brighton and S. Hariyanto, "Penerapan Metode Market Basket Analisis Dengan Algoritma Apriori Pada Toko Ritel Elektronik," *bit-Tech*, vol. 7, no. 1, pp. 37–46, 2024, doi: 10.32877/bt.v7i1.1417.
- [5] D. Consumer, B. Patterns, and T. Transaction, "Penerapan Market Basket Analysis dengan Algoritma Apriori untuk Menemukan Pola Perilaku Konsumen melalui Data Transaksi Application of Market Basket Analysis with the Apriori Algorithm to Discover Consumer Behavior Patterns Through Transaction Data," vol. 15, pp. 783–794, 2026.
- [6] M. Mustofa, A. M. Alfarisi, and U. N. Jadid, "Penerapan Algoritma Apriori Untuk Menentukan Pola Pembelian Konsumen," vol. 4, no. 1, pp. 11–30, 2025.
- [7] F. H. Subechi, S. Surejo, E. Unggul, and S. Utami, "Analisis Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Algoritma Apriori pada Toko Komputer," vol. 4, no. 3, pp. 1504–1513, 2025.
- [8] M. Lim and I. Fenriana, "Analisis Pola Pembelian Pelanggan Menggunakan Algoritma Apriori serta Metode Pengujian SUS," *bit-Tech*, vol. 7, no. 3, pp. 705–714, 2025, doi: 10.32877/bt.v7i3.1769.
- [9] F. D. Hermanto *et al.*, "Penerapan Algoritma Apriori Dalam Analisis Pola Pembelian Pelanggan Pada Usaha Kafe," vol. 4, no. 1, pp. 373–385, 2025.
- [10] J. Nasional, S. Informasi, A. Agung, and Y. Elsandra, "Pola Pembelian Konsumen Dengan Metode Market Basket Analysis pada Perishable Product di Toko Roti Ikobana Bakery," vol. 01, pp. 82–91, 2024.
- [11] D. Dwiputra, A. Mulyo Widodo, H. Akbar, and G. Firmansyah, "Evaluating the Performance of Association Rules in Apriori and FP-Growth Algorithms: Market Basket Analysis to Discover Rules of Item Combinations," *J. World Sci.*, vol. 2, no. 8, pp. 1229–1248, 2023, doi: 10.58344/jws.v2i8.403.
- [12] Yusuf Husain, Enny Dwi Oktaviyani, and Sherly Christina, "Analisis Perbandingan Algoritma Apriori, FP-Growth, Dan Eclat dalam Menemukan Pola Pembelian Konsumen," *KONSTELASI Konvergensi Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 3, no. 2, pp. 231–243, 2023, doi: 10.24002/konstelasi.v3i2.7007.
- [13] R. N. Wahyudi, D. E. Herwindiati, and J. Hendryli, "Market Basket Analysis dengan Perbandingan Metode Apriori dan FP-Growth Pada Data Transaksi XYZ," *J. Ilmu Komput.*

- dan Sist. Inf.*, vol. 11, no. 1, 2023, doi: 10.24912/jiksi.v11i1.24077.
- [14] R. Amelia and A. M. Rismadin, "Perbandingan Algoritma Apriori dan Fp-Growth dalam Pengaplikasian Market Basket Analysis untuk Strategi Bisnis Retail," vol. 6, no. 1, pp. 279–288, 2024, doi: 10.47065/bits.v6i1.5388.
 - [15] S. D. Rahmawati, A. B. Oktavia, F. S. A. Putri, and D. L. Fithri, "Penerapan Algoritma Apriori Untuk Menemukan Pola Asosiasi Pada Data Penjualan Retail Fashion," *Simkom*, vol. 10, no. 2, pp. 289–295, 2025, doi: 10.51717/simkom.v10i2.910.
 - [16] P. Konsumen, P. Toserba, and Y. Semarang, "Implementasi algoritma apriori untuk analisis pola pembelian konsumen pada toserba yusuf semarang," vol. 9, no. 2, pp. 1013–1021, 2024.
 - [17] E. Rendhi, J. Mahardhika, I. G. Agung, S. Sidhimantra, and M. B. Sholeh, "Implementasi Algoritma Apriori Untuk Analisis Pola Pembelian," vol. 15, no. 1, pp. 29–39, 2026.
 - [18] J. Anderson, "Sistem Pendeteksi Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Algoritma Apriori," *Comput. J. Comput. Sci. Inf. Syst.*, vol. 7, no. 1, pp. 10–17, 2023, doi: 10.24912/computatio.v7i1.16196.
 - [19] M. Fathur Rezki Junaedi, M. Martanto, 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.
 - [20] J. Ilmu, K. Dan, V. N. J. Hal, M. Rizkiano, M. Faiftin, and S. Pardingotan, "Analisis Pola Pembelian Pada Platform E-Commerce Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Mengidentifikasi Tren Produk 2025," vol. 2, no. 3, pp. 122–125, 2026.