Jurnal Manajemen dan Teknologi
https://journal.stmiki.ac.id

E-ISSN: 3047-8251 | P-ISSN: 3047-826X
Vol. 3 No. 2 (2026) | November

OPEN ACCESS

https://doi.org/ 10.63447/jmt.v3i2.2140

Analisis Komparatif Pola Pembelian Konsumen *Marketplace* pada Periode *Weekdays* dan *Weekends* Menggunakan Algoritma FP-Growth

Mohd Rizky Putra Pratama [1], Mira Afrina [2*], Miftahul Falah [3], Apriansyah Putra [4], Pacu Putra [5]

[1,2*,3,4,5] Departemen Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya, Kota Palembang, Provinsi Sumatera Selatan, Indonesia.

Email: mohdrizkypp@gmail.com [1], mira_afrina@unsri.ac.id [2*], miftahulfalah@unsri.ac.id [3], apriansyah@unsri.ac.id [4], pacuputra@unsri.ac.id [5]

Histori Artikel:
Dikirim 22 September 2026; *Diterima dalam bentuk revisi* 10 Oktober 2026; *Diterima* 25 Oktober 2026; *Diterbitkan* 25 November 2026. Semua hak dilindungi oleh Lembaga Penelitian dan Pengabdian Masyarakat (LPPM) STMIK Indonesia Banda Aceh.

Abstrak

Pola pembelian barang pada platform e-commerce dapat dipelajari melalui waktu transaksi, seperti pemisahan antara periode weekdays dan weekends. Penelitian ini bertujuan membandingkan pola asosiasi produk kategori kebutuhan rumah tangga pada periode weekdays dan weekends menggunakan algoritma FP-Growth, sekaligus menguji performa rekomendasinya dengan metrik Top-K. Pengolahan data berbasis KDD dilakukan pada data transaksi e-commerce, di mana dari 20.848 data mentah, 17.039 data bersih yang terdiri dari 12.898 transaksi (75,7%) weekdays dan 4.141 transaksi (24,3%) weekends. Pola asosiasi diekstraksi menggunakan algoritma FP-Growth, lalu diuji performa rekomendasinya pada nilai K=1,3,5. Hasilnya menunjukkan adanya perbedaan karakteristik produk weekdays didominasi kombinasi produk kebutuhan harian (Lift maks 4,1226), sedangkan weekends memiliki variasi kombinasi yang lebih beragam (Lift maks 4,2135). Pengujian mencatatkan K=3 sebagai parameter optimal, dengan nilai F1-Score@3 sebesar 0,0445 pada weekdays dan 0,0814 pada weekends. Temuan penerapan FP-Growth dan Top-K ini memaparkan struktur asosiasi, performa rekomendasi objektif dan dapat dimanfaatkan sebagai acuan teknis dalam penerapan strategi sistem rekomendasi produk.

Kata Kunci: Analisis Pola Pembelian; Algoritma FP-Growth; Market Basket Analysis; Segmentasi Temporer; E-Commerce.

Abstract

Product purchasing patterns on e-commerce platforms can be studied through transaction times, such as differentiating between weekdays and weekends. This study aims to compare product association patterns in the household goods category during weekdays and weekends using the FP-Growth algorithm, while evaluating their recommendation performance using Top-K metrics. Knowledge Discovery in Databases (KDD)-based processing was applied to e-commerce transaction data, yielding 17,039 clean records from an initial dataset of 20,848 raw data, consisting of 12,898 weekday transactions (75.7%) and 4,141 weekend transactions (24.3%). Association patterns were extracted using the FP-Growth algorithm, and recommendation performance was evaluated at K = 1, 3, 5. The results indicate differences in product characteristics; weekdays are dominated by combinations of daily necessity products (maximum Lift 4.1226), whereas weekends exhibit a wider variety of combinations (maximum Lift 4.2135). Testing identifies K = 3 as the optimal parameter, with F1-Score@3 values of 0.0445 for weekdays and 0.0814 for weekends. Findings from the implementation of FP-Growth and Top-K present association structures and objective recommendation performance, serving as a technical reference in implementing product recommendation system strategies.

Keyword: Consumer Purchase Patterns; FP-Growth Algorithm; Market Basket Analysis; Temporal Segmentation; E-Commerce.

Jurnal Manajemen dan Teknologi
https://journal.stmiki.ac.id

E-ISSN: 3047-8251 | P-ISSN: 3047-826X
Vol. 3 No. 2 (2026) | November

OPEN ACCESS

https://doi.org/ 10.63447/jmt.v3i2.2140

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi digital dan penetrasi internet global telah mentransformasi lanskap perdagangan secara signifikan, dari konvensional menuju sistem digital berbasis elektronik *(e-commerce)*. Secara global, industri e-commerce mencatatkan pertumbuhan volume transaksi yang masif dan bernilai fantastis setiap tahunnya (Hoque *et al.*, 2024). Berbagai laporan riset pasar global mencatat bahwa penetrasi industri ritel digital ini terus mencetak angka ekonomi yang masif seiring tingginya adopsi digital masyarakat dunia. Menurut data industri ritel digital global dari ECDB (2026), pasar e-commerce global berhasil menghasilkan total pendapatan sebesar US$4.911.012 juta pada tahun 2025, dengan tingkat pertumbuhan tahunan *(growth rate)* berada pada kisaran 5–10% dibandingkan tahun sebelumnya. Lonjakan perputaran nilai ekonomi yang masif ini mencerminkan bahwa aktivitas transaksi digital telah menjadi pilar utama pemenuhan kebutuhan masyarakat modern. Bagi pelaku bisnis di ranah e-commerce, masifnya perputaran nilai ekonomi ini menghasilkan big data yang sangat kompleks (Pande *et al.*, 2025). Kemampuan untuk menggali dan memahami tumpukan data transaksional tersebut merupakan kunci utama dalam mempertahankan daya saing, mengoptimalkan strategi penjualan, serta merancang sistem rekomendasi produk yang adaptif (Nafi *et al.*, 2023). Meskipun analisis data transaksi secara global memberikan gambaran umum mengenai volume penjualan, pemahaman yang komprehensif menuntut pengamatan yang lebih spesifik pada tingkat mikro, yakni perilaku konsumen di dalam ekosistem marketplace (Nguyen *et al.*, 2025). Dalam kesehariannya, konsumen digital tidak sekadar melakukan transaksi acak, tetapi meninggalkan jejak digital berupa keranjang belanja *(market basket)* yang merefleksikan preferensi, kebiasaan memilih kategori barang, serta kecenderungan memborong beberapa produk sekaligus (X. Sun *et al.*, 2024). Aktivitas pembelian di marketplace ini sangat erat kaitannya dengan dinamika psikologis dan gaya hidup masyarakat modern yang menjadikan platform digital sebagai pusat pemenuhan kebutuhan utama maupun gaya hidup (Naim & Management, n.d.). Oleh karena itu, penelitian ini mempersempit cakupan analisis pada pemetaan perilaku belanja konsumen di marketplace guna melihat bagaimana pola pembelian produk tersebut terbentuk secara empiris dari data transaksi nyata (Lyu, 2026).

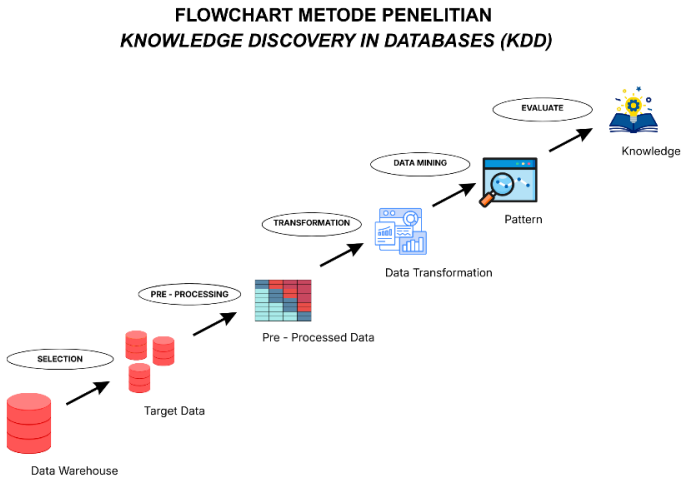
Penelitian mengenai perilaku konsumen daring dan sistem rekomendasi telah banyak dikaji menggunakan teknik penambangan data berbasis asosiasi. (Singha *et al.*, 2024) menerapkan *Market Basket Analysis* menggunakan algoritma *FP-Growth* dengan mengintegrasikan atribut waktu pembelian guna mengekstrak pola transaksi, yang kemudian dikombinasikan dengan ukuran finansial untuk merancang kampanye pemasaran serta strategi *cross-selling*. Sebagai studi pembanding yang relevan, (Pitka *et al.*, 2025) mengeksplorasi analisis perilaku konsumen secara daring dengan menitikberatkan pada dimensi waktu dan pembentukan aturan asosiasi. Kedua studi tersebut menunjukkan bahwa keterlibatan faktor waktu mampu memberikan sudut pandang yang lebih komprehensif dalam memetakan aktivitas transaksi di platform digital (B. Sun *et al.*, 2023). Meskipun studi-studi terdahulu telah menyertakan atribut waktu dalam pembentukan aturan asosiasi, pemanfaatan atribut tersebut umumnya masih ditempatkan sebagai variabel tunggal dalam satu dataset agregat. *Research gap* yang belum banyak dieksplorasi adalah minimnya analisis komparatif yang secara eksplisit memisahkan data transaksi ritel online ke dalam kelompok *weekdays* dan *weekends* (Fageeri *et al.*, 2023). Dalam konteks marketplace, pemisahan transaksi berdasarkan periode *weekdays* dan *weekends* memungkinkan pengujian apakah struktur aturan asosiasi, frekuensi kemunculan itemset, dan kekuatan hubungan antarproduk menunjukkan karakteristik yang berbeda (Lachapelle *et al.*, 2026) . Oleh karena itu, diperlukan kajian komparatif yang menempatkan dimensi waktu sebagai dasar segmentasi dalam analisis keranjang belanja. Kesenjangan penelitian ini perlu ditetapkan berdasarkan perbandingan sistematis terhadap penelitian terdahulu yang relevan.(Wei *et al.*, 2025). Untuk mengisi celah tersebut, kebaruan *(novelty)* dari penelitian ini terletak pada penggunaan algoritma *FP-Growth* yang dilakukan secara terpisah dan komparatif *(segmented temporal extraction)* (Prayitno *et al.*, 2023). Data transaksi tidak dicampur, melainkan dibagi menjadi dua kelompok waktu, yaitu khusus *weekdays* dan khusus *weekends* (Oliveira *et al.*, 2025). Dengan memanfaatkan kecepatan dan efisiensi algoritma *FP-Growth* tanpa proses pembangkitan kandidat

Jurnal Manajemen dan Teknologi
https://journal.stmiki.ac.id
E - ISSN: 3047-8251 | P - ISSN: 3047-826X
Vol. 3 No. 2 (2026) | November
OPEN ACCESS
https://doi.org/ 10.63447/jmt.v3i2.2140

(candidate generation), penelitian ini tidak hanya mengekstrak variasi *frequent itemsets*, tetapi juga mengukur tingkat optimalitas rekomendasi pada masing-masing periode waktu (Hery & Widjaja, 2024). Penelitian ini bertujuan untuk memetakan dan membandingkan secara komparatif pola asosiasi produk ritel online antara periode *weekdays* dan *weekends* menggunakan algoritma *FP-Growth*, serta menganalisis efektivitas kinerjanya melalui evaluasi metrik *Top-K* guna menentukan batas efisiensi rekomendasi. (Chopvitayakun *et al.*, 2024).

2. Metode Penelitian

Pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini adalah pendekatan kuantitatif komparatif dengan menerapkan metode penambangan data (*data mining*) berbasis algoritma *FP-Growth.* Pendekatan kuantitatif dipilih untuk mengukur secara numerik frekuensi kemunculan pola transaksi, kekuatan asosiasi antar-produk, serta tingkat efisiensi rekomendasi melalui metrik evaluasi kinerja pada periode waktu *weekdays* dan *weekends*. Secara operasional, rancangan penelitian ini menggunakan kerangka kerja *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) yang disesuaikan untuk analisis komparatif temporal. Tahapan penelitian dimulai dari seleksi data, pra-pemrosesan data (*data cleaning*), transformasi, ekstraksi pola menggunakan algoritma *FP-Growth* secara tersegmentasi (*segmented temporal extraction*), hingga evaluasi kinerja rekomendasi berbasis metrik *Top-K*. Alur tahapan penelitian secara keseluruhan disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Flowchart Metodologi Penelitian *Knowledge Discovery In Databases* (KDD)

2.1 Sumber Data dan Karaktristik Dataset

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder transaksi ritel *e-commerce* Data yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari repositori publik Kaggle dengan nama dataset *"Indonesia E-Commerce Sales & Shipping 2023–2025"*, yang merekam log transaksi operasional ritel *online* di Indonesia selama periode 24 bulan (Desember 2023 hingga November 2025). Himpunan data mentah awal (*raw dataset*) secara keseluruhan mencakup berbagai lini produk, dengan volume total sebesar 20.848 baris rekaman transaksi. Berdasarkan penjelasan pada repositori data tersebut, kumpulan data ini dihimpun secara langsung dari rekaman ekspor sistem manajemen pesanan internal milik pelaku usaha ritel *online* di Indonesia. Untuk menjaga kerahasiaan dan keamanan informasi, seluruh identitas pesanan serta data pribadi pelanggan (*Personally Identifiable Information / PII*) telah melalui proses penyuntingan dan anonimisasi secara ketat sebelum dipublikasikan. Mengingat dataset mentah tersebut bersifat tak berlabel *(unlabeled)*, tahap seleksi data dilakukan melalui pendekatan domain scoping berbasis analisis konten terhadap atribut deskripsi nama produk. Peneliti secara terarah mengisolasi populasi data pada transaksi yang memuat kategori

Jurnal Manajemen dan Teknologi
https://journal.stmiki.ac.id
E-ISSN: 3047-8251 | P-ISSN: 3047-826X
Vol. 3 No. 2 (2026) | November
OPEN ACCESS
https://doi.org/ 10.63447/jmt.v3i2.2140

kebutuhan rumah tangga *(household goods)*. Pemilihan domain ini didasarkan pada pertimbangan akademis dan praktis, di mana produk kebutuhan rumah tangga memiliki karakteristik frekuensi belanja ulang yang sangat tinggi serta ragam kombinasi produk yang kompleks. Hal ini menjadikan domain *household goods* sangat ideal untuk diuji menggunakan pendekatan penambangan keranjang belanja *(Market Basket Analysis)*. Penarikan data target dilakukan secara menyeluruh *(total sampling)* tanpa menggunakan prosedur pengambilan sampel acak guna mempertahankan integritas distribusi frekuensi kemunculan kombinasi produk pada keranjang belanja konsumen.

2.2 Pra-pemrosesan Data dan Transformasi

Tahap pra-pemrosesan data dilakukan melalui tiga tahapan utama untuk memastikan kualitas dan kesiapan data sebelum dianalisis. Langkah pertama adalah *data cleaning*, di mana pembersihan data difokuskan pada penyaringan transaksi berdasarkan status pesanan *(Status Pesanan)* untuk mengeliminasi transaksi dengan status pembatalan (*Batal*) serta baris yang mengandung *missing values* pada atribut penting demi menjaga validitas pola transaksi. Langkah kedua adalah *segmented temporal extraction*, yaitu proses mengekstrak komponen tanggal dan waktu dari atribut *(Waktu Pesanan Dibuat)* untuk mengelompokkan seluruh transaksi secara eksplisit ke dalam dua himpunan data terpisah, yakni dataset *weekdays* (D_{wd}) untuk transaksi yang terjadi pada hari Senin hingga Jumat, serta dataset *weekends* (D_{we}) untuk transaksi pada hari Sabtu dan Minggu. Langkah ketiga adalah *data transformation*, di mana struktur data transaksi yang masih berbentuk tabular diubah ke dalam format matriks biner atau matriks keranjang, di mana setiap baris direpresentasikan oleh satu nomor pesanan unik *(order_id)* dan setiap kolom merepresentasikan kategori atau jenis produk *(product_categories)*, dengan pengisian nilai 1 jika produk tersebut dibeli dalam transaksi terkait dan nilai 0 jika tidak dibeli.

2.3 Perangkat Lunak dan Lingkungan Eksperimen (*Tools*)

Seluruh rangkaian proses komputasi, mulai dari pembersihan data, pemodelan penambangan data, hingga pengujian metrik evaluasi, diimplementasikan menggunakan perangkat lunak dan pustaka (*libraries*) yang handal. Bahasa pemrograman utama yang digunakan adalah *Python 3.x* untuk menangani seluruh pemrosesan logika dan analisis data, yang dieksekusi pada lingkungan komputasi berbasis komputasi awan *Google Colab* sebagai *interactive computing environment* yang fleksibel secara modular. Untuk kebutuhan manipulasi struktur dataset tabular, pembersihan nilai kosong, serta transformasi data menjadi matriks biner, digunakan pustaka *Pandas* dan *NumPy*. Sementara itu, penerapan algoritma *FP-Growth* dan pembangkitan aturan asosiasi (*association rules*) didukung menggunakan pustaka penambangan data spesifik yaitu MLxtend (*Machine Learning extensions in Python*), serta pemanfaatan pustaka *Matplotlib* dan *Seaborn* untuk menyajikan visualisasi grafik performa evaluasi maupun pola transaksi secara informatif.

2.4 Pemodelan FP-Growth dan Parameter Algoritma

Penerapan algoritma *FP-Growth* (*Frequent Pattern Growth*) dalam penelitian ini dilakukan secara terpisah pada masing-masing himpunan data hasil ekstraksi temporal, yaitu dataset *weekdays* (D_{wd}) dan dataset *weekends* (D_{we}). Pemilihan algoritma *FP-Growth* didasarkan pada keunggulannya yang mampu mengekstrak *frequent itemsets* secara efisien tanpa harus melalui tahap pembentukan kandidat (*candidate generation*) seperti pada algoritma *Apriori*. Algoritma ini bekerja dengan memetakan database transaksional ke dalam struktur pohon terkompresi yang disebut *Frequent Pattern Tree* (FP-Tree), sehingga proses pemindaian basis data dapat direduksi secara signifikan, terutama saat mengelola dataset *e-commerce* dengan dimensi kategori produk yang besar. Secara matematis, pembentukan aturan asosiasi (*association rules*) dari pola yang terbentuk dinilai berdasarkan tiga parameter utama, yaitu *Support*, *Confidence*, dan *Lift Ratio*. Nilai *Support* mendefinisikan persentase frekuensi kemunculan suatu kombinasi item (*itemset*) terhadap seluruh transaksi (D). Pembentukan aturan asosiasi $A \rightarrow B$ dihitung berdasarkan formulasi matematis dengan mendefinisikan variabel-variabel dari data transaksi aktual sebagai berikut:

Jurnal Manajemen dan Teknologi
https://journal.stmiki.ac.id
E-ISSN: 3047-8251 | P-ISSN: 3047-826X
Vol. 3 No. 2 (2026) | November
OPEN ACCESS
https://doi.org/ 10.63447/jmt.v3i2.2140

1) *Support* menyatakan probabilitas kemunculan bersama antara item A dan item B dalam seluruh transaksi. Dirumuskan sebagai:

$$\text{Support}(A \rightarrow B) = \frac{|T(A \cup B)|}{|D|}$$

Di mana $|T(A \cup B)\}$ adalah jumlah total pesanan *(order_id)* yang memuat kombinasi kategori produk A dan B secara bersamaan, dan $|D|$ adalah jumlah total keseluruhan transaksi dalam dataset tersegmen (D_{wd} atau D_{we}).

2) *Confidence* menyatakan tingkat kekuatan bersyarat suatu aturan, yakni probabilitas ditemukannya item B pada transaksi yang telah memuat item A:

$$\text{Confidence}(A \rightarrow B) = \frac{\text{Support}(A \cup B)}{\text{Support}(A)} = \frac{|T(A \cup B)|}{|T(A)|}$$

Di mana $|T(A)\}$ menyatakan jumlah total pesanan yang memuat kategori produk A secara independen.

3) *Lift Ratio* mengukur sejauh mana kemunculan item A meningkatkan probabilitas kemunculan item B, di mana nilai Lift > 1 mengindikasikan adanya korelasi positif yang kuat:

$$\text{Lift}(A \rightarrow B) = \frac{\text{Confidence}(A \rightarrow B)}{\text{Support}(B)} = \frac{|T(A \cup B)|}{\text{Support}(A) \times \text{Support}(B)}$$

2.5 Rencana Pengujian dan Evaluasi Kinerja Metrik *Top-K*

Untuk menguji efisiensi dan akurasi daftar rekomendasi produk yang dihasilkan oleh model, dilakukan skenario pengujian dengan memvariasikan jumlah rekomendasi teratas K, yaitu pada $K = 1,3,5$. Variasi nilai K ini digunakan untuk melihat sejauh mana sistem mampu memberikan rekomendasi produk yang relevan pada berbagai tingkat batasan jumlah item. Mekanisme evaluasi kinerja dihitung menggunakan tiga metrik utama yang didefinisikan secara operasional sebagai berikut:

1) *Precision@K* mengukur proporsi item yang relevan di dalam daftar rekomendasi teratas K terhadap total item yang direkomendasikan oleh sistem, yang dirumuskan sebagai:

$$\text{Precision@}K = \frac{1}{|U|} \sum_{u \in U} \frac{|R_u(K) \cap T_u|}{K}$$

Di mana $|U|$ adalah total sampel pengujian, $R_u(K)$ adalah himpunan K produk teratas yang direkomendasikan untuk transaksi atau pengguna u, dan T_u adalah himpunan produk aktual yang benar-benar dibeli oleh pengguna u pada data pengujian (*test set*).

2) *Recall@K* **m**engukur kemampuan sistem dalam menjaring kembali seluruh item relevan dari keseluruhan item aktual yang seharusnya direkomendasikan, dengan formulasi:

$$\text{Recall@}K = \frac{1}{|U|} \sum_{u \in U} \frac{|R_u(K) \cap T_u|}{|T_u|}$$

3) *F1-Score@K* **m**erupakan rerata harmonik (*harmonic mean*) yang digunakan untuk menyeimbangkan nilai antara *Precision@K* dan *Recall@K* agar diperoleh performa evaluasi yang komprehensif:

$$\text{F1-Score@}K = 2 \times \frac{\text{Precision@}K \times \text{Recall@}K}{\text{Precision@}K + \text{Recall@}K}$$

Jurnal Manajemen dan Teknologi
https://journal.stmiki.ac.id
E-ISSN: 3047-8251 | P-ISSN: 3047-826X
Vol. 3 No. 2 (2026) | November
OPEN ACCESS
https://doi.org/ 10.63447/jmt.v3i2.2140

2.6 Variabel Penelitian

Untuk memastikan bahwa seluruh proses eksperimen dan penambangan data terstruktur dengan jelas, penelitian ini mengidentifikasi beberapa kelompok variabel dan parameter utama. Variabel-variabel tersebut dikelompokkan ke dalam tiga kategori, yaitu variabel masukan (*input variables*), variabel proses atau parameter algoritma, serta variabel evaluasi kinerja. Rincian operasionalisasi variabel dan parameter penelitian disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Variabel dan Parameter Penelitian

Kelompok Variabel	Nama Variabel / Parameter	Deskripsi & Operasionalisasi
Variabel Masukan	Segmen Temporal	Pengelompokan dataset transaksi ke dalam himpunan *weekdays* (D_{wd}) dan *weekends* (D_{we}) berdasarkan atribut tanggal Waktu Pesanan Dibuat.
	Atribut Transaksi	Kombinasi item atau kategori produk (product_categories) yang dibeli dalam satu nomor pesanan unik (order_id).
Variabel Proses / Parameter	*Minimum Support*	Ambang batas frekuensi kemunculan minimum itemset ($s = 0{,}001$) untuk menjaring produk bernilai spesifik.
	Minimum Confidence	Ambang batas tingkat kepastian hubungan aturan asosiasi ($c = 0{,}05$).
	Batas Rekomendasi (K)	Variasi jumlah item rekomendasi teratas yang diuji, yaitu pada $K \in \{1,3,5\}$.
Variabel Evaluasi	Aturan Asosiasi	Pola asosiasi $A \rightarrow B$ yang dihasilkan beserta nilai *Lift Ratio* (Lift > 1).
	Metrik Efisiensi	Nilai performa rekomendasi yang diukur menggunakan Precision@K, Recall@K, dan F1-Score@K.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Hasil

Hasil Seleksi Data *(Data Selection)*

Sebagai tahap awal dalam alur pemrosesan data, proses seleksi data dilakukan untuk mengidentifikasi cakupan dan karakteristik mentah (*raw data*) dari transaksi *e-commerce*. Data yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari repositori publik Kaggle dengan nama dataset *"Indonesia E-Commerce Sales & Shipping 2023–2025"*, yang merekam log transaksi operasional ritel *online* di Indonesia selama periode 24 bulan (Desember 2023 hingga November 2025). Berdasarkan penjelasan pada repositori data tersebut, kumpulan data ini dihimpun secara langsung dari rekaman ekspor sistem manajemen pesanan internal milik pelaku usaha ritel *online* di Indonesia. Pemahaman terhadap kondisi data pada tahap awal ini menjadi fondasi sebelum dilakukannya pembersihan dan penambangan pola menggunakan algoritma *FP-Growth*. Himpunan data mentah awal (*raw dataset*) secara keseluruhan mencakup berbagai lini produk, dengan volume total sebesar 20.848 baris rekaman transaksi yang terbagi ke dalam 19 atribut utama, sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 2.

Jurnal Manajemen dan Teknologi
https://journal.stmiki.ac.id

E-ISSN: 3047-8251 | P-ISSN: 3047-826X
Vol. 3 No. 2 (2026) | November

OPEN ACCESS

https://doi.org/ 10.63447/jmt.v3i2.2140

Tabel 2. Data Transaksi Sebelum Proses Cleaning

No	order_id	total_qty	total_weight_gr	total_returned_qty	Total Diskon	product_categories	num_product_categories	Status Pesanan	...	source_file
1	ORD_0000001	2	2000	0	0	Celengan	1	Selesai	...	AprilSales2024.xlsx
2	ORD_0000002	1	500	0	0	Celengan	1	Selesai	...	AprilSales2024.xlsx
3	ORD_0000003	1	500	0	0	Celengan	1	Selesai	...	AprilSales2024.xlsx
4	ORD_0000004	2	400	0	0	Mangkok Sambal / Saus	1	Selesai	...	AprilSales2024.xlsx
5	ORD_0000005	3	3600	0	0	Keranjang, Other, Tempat Nasi	3	Batal	...	AprilSales2024.xlsx
6	ORD_0000006	2	1000	0	0	Celengan	1	Selesai	...	AprilSales2024.xlsx
7	ORD_0000007	1	1700	0	0	Nampan / Tray	1	Batal	...	AprilSales2024.xlsx
8	ORD_0000008	1	500	0	0	Celengan	1	Selesai	...	AprilSales2024.xlsx
9	ORD_0000009	1	500	0	0	Celengan	1	Batal	...	AprilSales2024.xlsx
10	ORD_0000010	6	12900	0	0	Aksesoris Mandi, Celengan, Keranjang	3	Selesai	...	AprilSales2024.xlsx
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
20848	ORD_0020848	2	400	0	0	Mangkok Sambal / Saus	1	Selesai	NaN	SeptemberSales2025.xlsx

Berdasarkan Tabel 2, struktur data mentah memuat rincian transaksi yang ditunjukkan melalui kolom-kolom utama beserta isi datanya, yang diawali dengan kolom *order_id* sebagai identifikasi unik pesanan (seperti *ORD_0000001* hingga *ORD_0000005*), diikuti oleh *total_qty* yang merekam jumlah kuantitas produk yang dibeli (bervariasi antara 1 hingga 3 unit), serta *total_weight_gr* yang menyatakan total berat produk dalam satuan gram (mulai dari 400 gram hingga 3.600 gram). Selain itu, tabel ini memuat kolom *total_returned_qty* yang mencatat jumlah pengembalian barang (bernilai 0 pada sampel), *Total Diskon* yang menunjukkan besaran potongan harga (bernilai 0), serta *product_categories*

Jurnal Manajemen dan Teknologi
https://journal.stmiki.ac.id
E-ISSN: 3047-8251 | P-ISSN: 3047-826X
Vol. 3 No. 2 (2026) | November
OPEN ACCESS
https://doi.org/ 10.63447/jmt.v3i2.2140

yang merinci jenis kategori produk yang dibeli—baik kategori tunggal seperti *Celengan* dan *Mangkok Sambal / Saus* maupun kombinasi multi-kategori seperti *Keranjang, Other, Tempat Nasi*. Kolom selanjutnya mencakup *num_product_categories* sebagai jumlah kategori produk dalam satu keranjang (bernilai 1 hingga 3), *Status Pesanan* yang menunjukkan status akhir transaksi seperti *Selesai* atau *Batal*, kolom pemisah (...), serta kolom source_file yang merekam asal berkas rekapitulasi bulanan transaksi (seperti *AprilSales2024.xlsx*). Di luar kolom-kolom utama yang tampak secara langsung pada sampel Tabel 2, himpunan data mentah ini juga dilengkapi dengan berbagai atribut pendukung yang merinci aspek logistik, pembatalan, finansial, dan stempel waktu transaksi. Rincian lebih mendalam dari atribut-atribut tersebut meliputi *Alasan Pembatalan* yang mencatatkan keterangan atau deskripsi teks spesifik ketika suatu pesanan dibatalkan, *Opsi Pengiriman* yang menunjukkan jenis layanan atau kurir logistik pilihan konsumen, serta *Metode Pembayaran* yang mendokumentasikan instrumen pelunasan transaksi seperti dompet digital atau pembayaran tunai. Aspek geografis pengiriman didukung oleh atribut *Kota/Kabupaten* dan *Provinsi* sebagai wilayah tujuan akhir pesanan, sementara kelompok finansial merinci besaran biaya melalui *Ongkos Kirim Dibayar oleh Pembeli* untuk ongkir aktual, *Estimasi Potongan Biaya Pengiriman* untuk nilai subsidi logistik, *Total Pembayaran* untuk akumulasi nominal uang keseluruhan yang dibayarkan konsumen, serta *Perkiraan Ongkos Kirim* sebagai estimasi awal biaya pengiriman sebelum subsidi. Seluruh rangkaian atribut pendukung ini disempurnakan oleh stempel waktu *Waktu Pesanan Dibuat* yang merekam tanggal dan jam secara persis guna keperluan analisis temporal.

3.1.2 Hasil Pembersihan Data (*Data Preprocessing*)

Prosedur pra-pemrosesan data (*data preprocessing*) dieksekusi secara sistematis menggunakan tiga kriteria penyaringan dan transformasi utama guna memastikan integritas serta kualitas data masukan. Penyaringan tahap pertama berfokus pada validasi status transaksi, di mana sistem hanya meloloskan transaksi dengan *Status Pesanan* bernilai *Selesai*, sementara transaksi yang dibatalkan, dikembalikan, atau bermasalah dieliminasi secara sistematis untuk menghindari distorsi pola asosiasi akibat transaksi yang tidak tuntas. Penyaringan tahap kedua dilakukan dengan membuang entri kategori non-spesifik berlabel *Other* pada atribut *product_categories* yang tidak merepresentasikan informasi produk secara spesifik serta tidak memberikan wawasan operasional yang bernilai. Langkah preventif ini krusial untuk menjaga spesifisitas aturan asosiasi agar tidak menghasilkan rekomendasi yang bias. Selanjutnya, tahap ketiga mencakup aktivitas konversi dan rekayasa fitur waktu (*temporal feature engineering*), di mana atribut waktu transaksi *Waktu Pesanan Dibuat* yang semula berbentuk stempel waktu (*timestamp*) dikonversi dan dipetakan ke dalam kolom atribut turunan baru berupa *is_weekend* (bernilai *False* untuk *weekdays* dan *True* untuk *weekends*) guna mendukung segmentasi temporal.

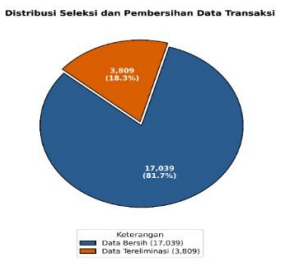
Tabel 3. Data Transaksi Setelah Proses *Cleaning*

No	order_id	total_qty	total_weight_gr	total_returned_qty	Total Diskon	product_categories	num_product_categories	Status Pesanan	...	is_weekend
1	ORD_00000001	2	2000	0	0	Celengan	1	Selesai	...	False
2	ORD_00000002	1	500	0	0	Celengan	1	Selesai	...	False
3	ORD_00000003	1	500	0	0	Celengan	1	Selesai	...	False

Jurnal Manajemen dan Teknologi
https://journal.stmiki.ac.id
E-ISSN: 3047-8251 | P-ISSN: 3047-826X
Vol. 3 No. 2 (2026) | November
OPEN ACCESS
https://doi.org/ 10.63447/jmt.v3i2.2140

4	ORD_0000004	2	400	0	0	Mangkok Sambal / Saus	1		Selesai	...	False
5	ORD_0000006	2	1000	0	0	Celengan	1		Selesai	...	False
6	ORD_0000008	1	500	0	0	Celengan	1		Selesai	...	False
7	ORD_0000010	6	12900	0	0	Aksesoris Mandi, Celengan, Keranjang	3		Selesai	...	False
8	ORD_0000013	1	1200	0	0	Toples / Sealware	1		Selesai	...	False
9	ORD_0000014	2	400	0	0	Mangkok Sambal / Saus	1		Selesai	...	False
10	ORD_0000016	1	500	0	0	Celengan	1		Selesai	...	False
...	...	...	...	...	...	...	...		...	...	...
17039	ORD_0020848	2	400	0	0	Mangkok Sambal / Saus	1		Selesai	NaN	False

Berdasarkan Tabel 3, struktur data transaksi setelah proses pembersihan memuat rincian baris data yang diawali dari *order_id* nomor *ORD_0000001, ORD_0000002, ORD_0000003, ORD_0000004, ORD_0000006, ORD_0000008,* hingga baris ketujuh yang mencakup pesanan *ORD_0000010* dengan kuantitas total sebanyak 6 unit dan bobot mencapai 12.900 gram. Kolom-kolom utama yang ditampilkan secara konsisten merekam nilai *total_qty* (bervariasi antara 1 hingga 6 unit), *total_weight_gr* (mulai dari 400 gram hingga 12.900 gram), nilai *total_returned_qty* yang bernilai 0, serta *Total Diskon* yang bernilai 0 pada seluruh sampel yang tersaji. Selain itu, kolom *product_categories* merinci jenis produk yang dibeli baik berupa kategori tunggal seperti *Celengan*, *Mangkok Sambal / Saus*, dan *Toples / Sealware*, maupun kombinasi multi-kategori seperti *Aksesoris Mandi, Celengan, Keranjang* dengan *num_product_categories* bernilai 1 hingga 3. Kolom *Status Pesanan* secara seragam menunjukkan status *Selesai* tanpa adanya status batal atau retur, yang kemudian dilanjutkan oleh kolom pemisah (...) serta kolom *is_weekend* yang bernilai *False* untuk mengindikasikan bahwa transaksi-transaksi tersebut terjadi pada *weekdays*. Data ini berujung pada total akhir sebanyak 17.039 baris data bersih.



Gambar 2. *Pie Char*t Distribusi Seleksi dan Pembersihan Data Transaksi

Jurnal Manajemen dan Teknologi
https://journal.stmiki.ac.id
E-ISSN: 3047-8251 | P-ISSN: 3047-826X
Vol. 3 No. 2 (2026) | November
OPEN ACCESS
https://doi.org/ 10.63447/jmt.v3i2.2140

Secara visual, Gambar 2 memperlihatkan pembagian data secara jelas setelah melalui tahapan pembersihan dan penyaringan. Dari total data mentah yang ada, bagian terbesar berhasil dipertahankan sebagai Data Bersih yaitu sebanyak 17.039 transaksi atau sebesar 81,7% (diwakili oleh warna biru). Di sisi lain, sebanyak 3.809 transaksi atau sekitar 18,3% masuk ke dalam kelompok Data Tereliminasi (diwakili oleh warna oranye). Data yang dibuang ini merupakan kumpulan transaksi yang tidak valid atau bermasalah, seperti pesanan yang dibatalkan, retur barang, entri kategori yang kurang spesifik seperti *Other*, serta data yang tidak lengkap. Proporsi ini menunjukkan bahwa pembersihan data berhasil membuang data bising tanpa mengikis sebagian besar data utama yang dibutuhkan untuk analisis pemodelan *FP-Growth*.

3.1.3 Hasil Transformasi Matriks dan Segmentasi Temporer (*Data Transformation*)

Tahap transformasi data bertujuan untuk mengubah format dataset transaksi bersih hasil pembersihan ke dalam struktur yang sesuai dengan kebutuhan komputasi algoritma *FP-Growth*. Pada tahap ini, data transaksi yang semula berformat tabular sederhana dan memuat item berkombinasi ditransformasikan secara sistematis agar siap diproses dalam pembentukan aturan asosiasi. Secara umum, pemrosesan pada tahap ini terbagi menjadi dua tahapan utama, yaitu transformasi struktur data melintasi item (*data exploding*) dan pembentukan matriks biner (*one-hot encoding*).

3.1.4 Transformasi Struktur Data (Data Exploding)

Sebelum membentuk matriks biner, data transaksi perlu dipecah atau diurai melalui proses *data exploding*. Langkah ini dilakukan untuk memisahkan setiap kategori produk yang sebelumnya tergabung dalam satu string menjadi baris terpisah berdasarkan *order_id* yang sama.

Tabel 4. Struktur Data Sebelum *Explode*

order_id	product_categories
ORD_0000001	Aksesoris Mandi, Celengan, Keranjang

Sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 4, sebelum proses *explode*, transaksi dengan *order_id ORD_0000001* memuat beberapa kategori produk sekaligus dalam satu kolom *product_categories*, yaitu *Aksesoris Mandi, Celengan, Keranjang*. Format data gabungan ini belum dapat diproses secara langsung untuk pemodelan aturan asosiasi.

Tabel 5. Struktur Data Sesudah *Explode*

order_id	product_categories
ORD_0000001	Aksesoris Mandi
ORD_0000001	Celengan
ORD_0000001	Keranjang

Setelah dilakukan pemrosesan *data exploding*, struktur data mengalami perubahan seperti yang ditampilkan pada Tabel 5. Transaksi *ORD_0000001* diurai menjadi tiga baris data terpisah, di mana masing-masing baris secara spesifik memuat satu item kategori produk, yaitu *Aksesoris Mandi*, *Celengan*, dan *Keranjang*. Transformasi atomik ini sangat penting untuk memastikan setiap barang dalam keranjang belanja konsumen tercatat secara individual sehingga memudahkan proses pembentukan matriks biner (*one-hot encoding*) pada tahap berikutnya.

3.1.5 Pembentukan Matriks Biner (*One-Hot Encoding*)

Tahapan berikutnya setelah *data exploding* adalah pembentukan matriks biner melalui metode *one-hot encoding*. Proses ini bertujuan untuk merepresentasikan keberadaan suatu kategori produk dalam transaksi ke dalam bentuk nilai biner (angka *1* jika produk dibeli dan *0* jika tidak dibeli), di mana baris merepresentasikan *Order_ID* unik dan kolom merepresentasikan item kategori produk. Guna mendukung analisis perbandingan berdasarkan periode waktu, matriks biner ini

Jurnal Manajemen dan Teknologi
https://journal.stmiki.ac.id
E-ISSN: 3047-8251 | P-ISSN: 3047-826X
Vol. 3 No. 2 (2026) | November
OPEN ACCESS
https://doi.org/ 10.63447/jmt.v3i2.2140

disegmentasikan ke dalam dua kelompok periode temporal yang berbeda, yaitu *weekdays* dan *weekends*.

Tabel 6. Pembentukan Matriks Biner Periode Weekdays

Order_ID	Celengan	Mangkok Sambal / Saus	Aksesoris Mandi	Keranjang	Toples / Sealware	...	Tempat Sampah
ORD_0000001	1	0	0	0	0	...	0
ORD_0000002	1	0	0	0	0	...	0
ORD_0000003	1	0	0	0	0	...	0
ORD_0000004	0	1	0	0	0	...	0
ORD_0000006	1	0	0	0	0	...	0
ORD_0000008	1	0	0	0	0	...	0
ORD_0000010	1	0	1	1	0	...	0
ORD_0000013	0	0	0	0	1	...	0
ORD_0000014	0	1	0	0	0	...	0
ORD_0000016	1	0	0	0	0	...	0
...	...	...	...	...	...	...	...
ORD_0020847	0	0	0	0	0	...	0
ORD_0020848	0	1	0	0	0	...	0

Sebagaimana disajikan pada Tabel 6, matriks biner untuk periode *weekdays* merekam transaksi harian (diawali dari *ORD_0000001* hingga baris terakhir *ORD_0020848*) dengan nilai indikator biner pada berbagai kategori produk, seperti *Celengan, Mangkok Sambal / Saus, Aksesoris Mandi, Keranjang, Toples / Sealware*, hingga *Tempat Sampah*. Sebagai contoh, pesanan *ORD_0000001* mencatatkan nilai *1* pada kolom *Celengan* dan nilai *0* pada kolom kategori produk lainnya, yang menunjukkan bahwa transaksi tersebut hanya memuat item kategori celengan pada periode *weekdays*.

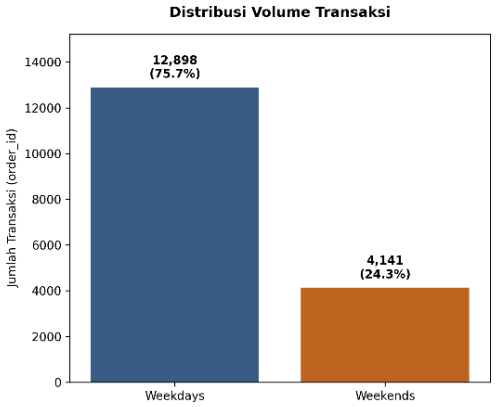
Tabel 7. Pembentukan Matriks Biner Periode *Weekends*

Order_ID	Celengan	Mangkok Sambal / Saus	Aksesoris Mandi	Keranjang	Toples / Sealware	...	Spatula
ORD_0000089	1	0	0	0	0	...	0
ORD_0000090	1	0	0	0	0	...	0
ORD_0000096	1	0	0	0	0	...	0
ORD_0000097	1	0	0	0	0	...	0
ORD_0000098	1	0	0	0	0	...	0
ORD_0000099	1	0	0	0	0	...	0
ORD_0000100	1	0	0	0	0	...	0
ORD_0000101	1	0	0	0	0	...	0
ORD_0000102	1	0	0	0	0	...	0
ORD_0000103	1	0	0	0	0	...	0
...	...	...	...	...	...	...	...
ORD_0020783	0	0	0	0	0	...	0
ORD_0020784	0	1	0	0	0	...	0

Sementara itu, Tabel 7 menampilkan representasi matriks biner untuk periode *weekends* yang mencakup rentang transaksi *weekends* (dari *ORD_0000089* hingga baris terakhir *ORD_0020784*). Struktur matriks ini tetap menggunakan format biner (0 dan 1) untuk memetakan kemunculan item kategori produk seperti *Celengan, Mangkok Sambal / Saus, Aksesoris Mandi, Keranjang, Toples / Sealware*, hingga *Spatula* selama *weekends*. Sebagai contoh, pesanan *ORD_0000089* mencatatkan nilai *1* pada kolom *Celengan* dan nilai *0* pada kolom kategori produk lainnya, yang menunjukkan bahwa transaksi tersebut secara spesifik memuat item kategori celengan pada periode *weekends*. Pemisahan matriks

Jurnal Manajemen dan Teknologi
https://journal.stmiki.ac.id
E-ISSN: 3047-8251 | P-ISSN: 3047-826X
Vol. 3 No. 2 (2026) | November
OPEN ACCESS
https://doi.org/ 10.63447/jmt.v3i2.2140

biner ke dalam dua periode temporal ini menjadi landasan komputasi yang esensial untuk menjalankan algoritma *FP-Growth* secara terpisah, sehingga pola asosiasi pembelian konsumen antara *weekdays* dan *weekends* dapat dievaluasi secara lebih spesifik dan mendalam.



Gambar 3. Bar Chart Distribusi Volume Transaksi

Berdasarkan Gambar 3, visualisasi diagram batang menunjukkan perbandingan volume transaksi secara jelas antara kelompok *weekdays* dan *weekends* dari total keseluruhan 17.039 baris data bersih. Grafik tersebut mengilustrasikan bahwa volume transaksi mayoritas terkonsentrasi pada periode *weekdays* dengan jumlah mencapai 12.898 transaksi atau setara dengan 75,7% dari total data bersih keseluruhan. Sebaliknya, periode *weekends* mencatatkan volume transaksi yang lebih rendah, yaitu sebanyak 4.141 transaksi atau sekitar 24,3% dari total data bersih yang sama.

3.1.6 Ekstraksi Aturan Asosiasi *FP-Growth* (*Data Mining*)

Tahap ekstraksi aturan asosiasi menggunakan algoritma *FP-Growth* dilakukan untuk menggali pola pembelian konsumen dari matriks biner yang telah dibentuk sebelumnya pada masing-masing periode temporal. Parameter minimum yang diterapkan dalam proses penambangan ini menggunakan minimum *Support* sebesar 0,001 (0,1%) dan minimum *Confidence* sebesar 0,05 (5,0%). Penggunaan nilai ambang batas (*threshold*) yang relatif kecil ini didasarkan pada karakteristik data transaksi e-commerce yang sangat beragam, sehingga menetapkan nilai *support* yang terlalu tinggi dikhawatirkan akan mengeliminasi aturan asosiasi dari produk-produk yang jarang dibeli namun tetap memiliki pola keterkaitan penting (*rare itemsets*). Dengan menetapkan minimum *Support* 0,1% dan minimum *Confidence* 5%, sistem dapat menjaring cakupan aturan yang lebih luas dan komprehensif tanpa melewatkan kombinasi produk potensial yang bermakna bagi strategi penjualan.

Tabel 8. Ekstraksi Aturan Asosiasi FP-Growth

Segmen Transaksi	Minimum *Support*	Minimum *Confidence*	Total *Frequent Itemsets*	Total Aturan Valid (*Lift Ratio* > 1,0)
Weekdays	0,001 (0,1%)	0,05 (5,0%)	52 *itemsets*	6 aturan
Weekends	0,001 (0,1%)	0,05 (5,0%)	52 *itemsets*	8 aturan

Berdasarkan Tabel 8, hasil ekstraksi parameter pemodelan tersebut menunjukkan rincian kinerja sistem pada kedua periode transaksi, di mana pada periode *weekdays*, proses ekstraksi menghasilkan total 52 *frequent itemsets* serta menghasilkan 6 aturan valid dengan nilai *Lift Ratio* > 1,0. Sementara itu, pada periode *weekends*, proses ekstraksi juga menghasilkan jumlah *frequent itemsets* yang sama, yaitu sebanyak 52 *itemsets*, namun menghasilkan total 8 aturan valid dengan nilai *Lift Ratio* > 1,0.

Jurnal Manajemen dan Teknologi
https://journal.stmiki.ac.id
E - ISSN: 3047-8251 | P - ISSN: 3047-826X
Vol. 3 No. 2 (2026) | November
OPEN ACCESS
https://doi.org/ 10.63447/jmt.v3i2.2140

Tabel 9. Top – 5 Aturan Asosiasi Periode *Weekdays*

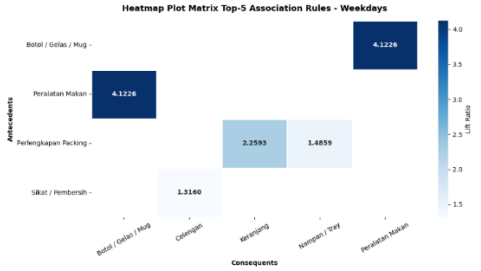
No	*Antecedents*	*Consequents*	*Support*	*Confidence*	*Lift Ratio*
1	Botol / Gelas / Mug	Peralatan Makan	0,0013	0,0649	4,1226
2	Peralatan Makan	Botol / Gelas / Mug	0,0013	0,0837	4,1226
3	Perlengkapan Packing	Keranjang	0,0010	0,0699	2,2593
4	Perlengkapan Packing	Nampan / Tray	0,0016	0,1129	1,4859
5	Sikat / Pembersih	Celengan	0,0010	0,3939	1,3160

Berdasarkan pada Tabel 9, hubungan antar-kategori produk pada periode *weekdays* dijabarkan melalui *Top - 5 Aturan Asosiasi Periode Weekdays*. Aturan pertama menunjukkan pembelian pada anteseden *Botol / Gelas / Mug* mengarah pada konsekuen *Peralatan Makan* dengan nilai *Support* 0,0013, *Confidence* 0,0649, dan *Lift Ratio* tertinggi sebesar 4,1226. Aturan kedua menunjukkan di mana anteseden *Peralatan Makan* dengan konsekuen *Botol / Gelas / Mug* dengan nilai *Support* 0,0013, *Confidence* 0,0837, dan nilai *Lift Ratio* yang sama yaitu 4,1226. Aturan ketiga mencatatkan anteseden *Perlengkapan Packing* terhadap konsekuen *Keranjang* dengan nilai *Support* 0,0010, *Confidence* 0,0699, serta *Lift Ratio* 2,2593. Aturan keempat menghubungkan anteseden *Perlengkapan Packing* dengan konsekuen *Nampan / Tray*, menghasilkan *Support* 0,0016, *Confidence* 0,1129, dan *Lift Ratio* 1,4859. Aturan kelima merekam anteseden *Sikat / Pembersih* terhadap konsekuen *Celengan* dengan nilai *Support* 0,0010, tingkat *Confidence* tertinggi dalam daftar ini sebesar 0,3939, serta *Lift Ratio* sebesar 1,3160.

Tabel 10. Top – 5 Aturan Asosiasi Periode *Weekends*

No	*Antecedents*	*Consequents*	*Support*	*Confidence*	*Lift Ratio*
1	Saringan / Strainer	Peralatan Makan	0,0012	0,0641	4,2135
2	Peralatan Makan	Saringan / Strainer	0,0012	0,0794	4,2135
3	Perlengkapan Packing	Baskom / Mangkok Besar	0,0012	0,0833	2,5562
4	Sapu / Pembersih Lantai	Aksesoris Pintu	0,0017	0,3500	2,3116
5	Plastik / Wadah Plastik	Nampan / Tray	0,0012	0,1282	1,9166

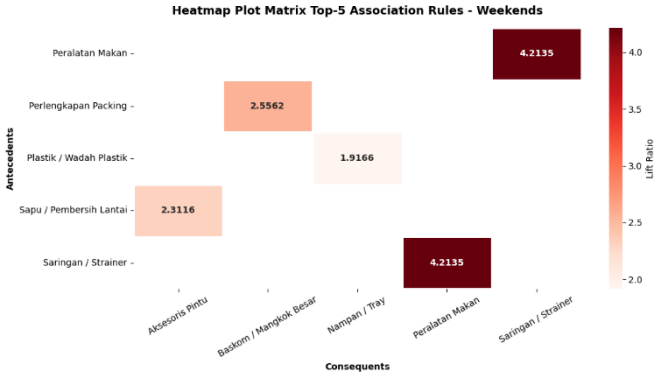
Selanjutnya berdasarkan hasil dari proses penambangan aturan asosiasi pada Tabel 10, rincian mengenai kekuatan hubungan antar-kategori produk pada periode akhir *weekends* dijabarkan melalui *Top - 5 Aturan Asosiasi Periode Weekends*. Aturan pertama menunjukkan bahwa pembelian pada anteseden *Saringan / Strainer* mengarah pada konsekuen *Peralatan Makan* dengan nilai *Support* 0,0012, *Confidence* 0,0641, dan *Lift Ratio* tertinggi sebesar 4,2135. Aturan kedua menunjukkan hubungan timbal balik di mana anteseden *Peralatan Makan* merekomendasikan konsekuen *Saringan / Strainer* dengan nilai *Support* 0,0012, *Confidence* 0,0794, dan nilai *Lift Ratio* yang sama yaitu 4,2135. Aturan ketiga mencatatkan anteseden *Perlengkapan Packing* terhadap konsekuen *Baskom / Mangkok Besar* dengan nilai *Support* 0,0012, *Confidence* 0,0833, serta *Lift Ratio* 2,5562. Aturan keempat menghubungkan anteseden *Sapu / Pembersih Lantai* dengan konsekuen *Aksesoris Pintu*, menghasilkan *Support* 0,0017, tingkat *Confidence* tertinggi dalam daftar ini sebesar 0,3500, dan *Lift Ratio* 2,3116. Sementara itu, aturan kelima merekam anteseden *Plastik / Wadah Plastik* terhadap konsekuen *Nampan / Tray* dengan nilai *Support* 0,0012, tingkat *Confidence* 0,1282, serta *Lift Ratio* sebesar 1,9166.



Gambar 4. *Heatmap Plot Matrix Top-5 Associaton Rules Weekdays*

Jurnal Manajemen dan Teknologi
https://journal.stmiki.ac.id
E-ISSN: 3047-8251 | P-ISSN: 3047-826X
Vol. 3 No. 2 (2026) | November
OPEN ACCESS
https://doi.org/ 10.63447/jmt.v3i2.2140

Berdasarkan visualisasi pada Gambar 4, *Heatmap Plot Matrix Top-5 Association Rules* pada periode *weekdays* direpresentasikan melalui gradasi warna biru dan nilai *Lift Ratio*. Berdasarkan matriks tersebut, kekuatan asosiasi tertinggi terkonsentrasi pada blok warna paling pekat, yaitu hubungan timbal balik antara anteseden *Botol / Gelas / Mug* dengan konsekuen *Peralatan Makan* yang masing-masing mencatatkan nilai *Lift Ratio* tertinggi sebesar 4,1226. Selanjutnya, hubungan dengan kekuatan menengah hingga rendah direpresentasikan melalui blok warna yang lebih cerah, meliputi aturan dari *Perlengkapan Packing* menuju *Keranjang* sebesar 2,2593, *Perlengkapan Packing* menuju *Nampan / Tray* sebesar 1,4859, serta aturan dari *Sikat / Pembersih* menuju *Celengan* dengan nilai *Lift Ratio* sebesar 1,3160.



Gambar 5. *Heatmap Plot Matrix Top-5 Association Rules Weekends*

Sementara itu, berdasarkan visualisasi pada Gambar 5, *Heatmap Plot Matrix Top-5 Association Rules* pada periode *weekends* yang digambarkan dengan gradasi warna merah menunjukkan bahwa nilai *Lift Ratio* tertinggi juga terbentuk secara timbal balik pada blok warna paling gelap, yakni antara anteseden *Peralatan Makan* terhadap *Saringan / Strainer* dan sebaliknya yang masing-masing bernilai 4,2135. Di sisi lain, blok warna merah yang lebih muda merepresentasikan tingkat asosiasi lanjutan yang mencakup hubungan *Perlengkapan Packing* terhadap *Baskom / Mangkok Besar* sebesar 2,5562, hubungan *Sapu / Pembersih Lantai* terhadap *Aksesoris Pintu* sebesar 2,3116, serta hubungan *Plastik / Wadah Plastik* terhadap *Nampan / Tray* dengan nilai *Lift Ratio* sebesar 1,9166.

3.1.7 Evaluasi Performa Sistem Rekomendasi (Top-K Metrics)

Tahap evaluasi performa sistem rekomendasi dilakukan untuk mengukur sejauh mana keefektifan aturan asosiasi yang dihasilkan oleh algoritma *FP-Growth* dalam memberikan usulan produk yang relevan bagi konsumen. Pengujian ini menggunakan pendekatan *Top-K Metrics*, di mana sistem mengevaluasi kualitas rekomendasi berdasarkan variasi peringkat batas maksimum item yang direkomendasikan, yaitu pada $K = 1$, $K = 3$, dan $K = 5$. Pengukuran performa ini ditinjau secara komprehensif menggunakan tiga parameter metrik utama, yaitu *Precision@K* untuk mengukur tingkat relevansi item yang direkomendasikan, *Recall@K* untuk mengukur tingkat kelengkapan cakupan item relevan yang berhasil ditemukan oleh sistem, serta *F1-Score@K* sebagai metrik harmonis yang merepresentasikan keseimbangan antara tingkat relevansi dan kelengkapan rekomendasi. Guna melihat karakteristik pola pembelian konsumen yang dinamis, seluruh tahapan evaluasi ini diuji secara terpisah pada masing masingperiode transaksi, yaitu periode *weekdays* dan *weekends*. Rekapitulasi hasil pengujian performa sistem rekomendasi tersebut disajikan pada Tabel 10 berikut.

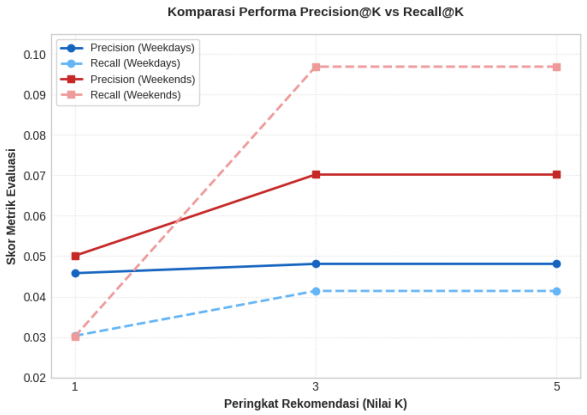
Tabel 10. Evaluasi Performa Sistem Rekomendasi *(Top-K Metrics)*

Periode Transaksi	Nilai K	Precision@K	Recall@K	F1-Score@K
Weekdays	K = 1	0,0458	0,0303	0,0365
Weekdays	K = 3	0,0481	0,0414	0,0445

Jurnal Manajemen dan Teknologi
https://journal.stmiki.ac.id
E-ISSN: 3047-8251 | P-ISSN: 3047-826X
Vol. 3 No. 2 (2026) | November
OPEN ACCESS
https://doi.org/ 10.63447/jmt.v3i2.2140

Weekdays	K = 5	0,0481	0,0414	0,0445
Weekends	K = 1	0,0501	0,0301	0,0376
Weekends	K = 3	0,0702	0,0969	0,0814
Weekends	K = 5	0,0702	0,0969	0,0814

Berdasarkan hasil evaluasi performa sistem rekomendasi (*Top-K Metrics*) pada Tabel 10, performa sistem rekomendasi menunjukkan variasi nilai yang dipengaruhi oleh parameter peringkat K dan segmentasi periode transaksi. Pada periode *weekdays*, pengujian pada $K = 1$ menghasilkan nilai *Precision@K* sebesar 0,0458, *Recall@K* sebesar 0,0303, dan *F1-Score@K* sebesar 0,0365, yang kemudian meningkat pada $K = 3$ menjadi *Precision@K* 0,0481, *Recall@K* 0,0414, dan *F1-Score@K* 0,0445, sebelum akhirnya stagnan pada nilai yang sama saat $K = 5$. Sementara itu, pada periode *weekends*, pengujian di awal pada $K = 1$ mencatatkan *Precision@K* 0,0501, *Recall@K* 0,0301, dan *F1-Score@K* 0,0376, yang kemudian mengalami kenaikan pesat $K = 3$ dengan perolehan *Precision@K* 0,0702, *Recall@K* 0,0969, dan *F1-Score@K* 0,0814, serta kembali konstan tanpa perubahan saat K dinaikkan ke $K = 5$. Sebagai bagian dari analisis lanjutan untuk mengevaluasi efektivitas, tingkat akurasi, serta stabilitas performa sistem rekomendasi secara komprehensif berdasarkan perbedaan segmen waktu transaksi, perbandingan rinci dari metrik evaluasi yang mencakup *Precision@K*, *Recall@K*, dan *F1-Score@K* pada berbagai variasi parameter peringkat secara menyeluruh disajikan melalui grafik visualisasi yang ditampilkan pada Gambar 6 dan Gambar 7.

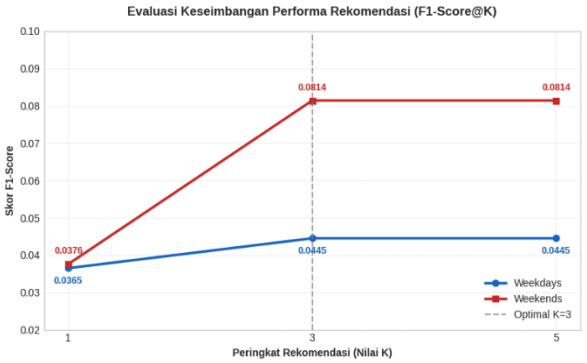


Gambar 6. *Line Chart* Komparasi Performa *Precision@K* vs *Recall@K*

Berdasarkan visualisasi pada Gambar 6 (Komparasi Performa *Precision@K* vs *Recall@K*), grafik garis tersebut memetakan perbandingan tingkat relevansi *(Precision)* dan tingkat kelengkapan *(Recall)* dari sistem rekomendasi pada berbagai peringkat rekomendasi (*K = 1, 3, dan 5*) untuk periode transaksi *weekdays* dan *weekends*. Berdasarkan kurva pada grafik, performa metrik evaluasi untuk periode *weekends* (garis merah dan merah muda) menunjukkan pencapaian skor yang lebih tinggi dibandingkan periode *weekdays* (garis biru). Pada metrik *Precision@K*, periode *weekends* meningkat dari 0,0501 pada *K = 1* menjadi 0,0702 pada *K = 3*, sementara periode *weekdays* bergerak tipis dari 0,0458 menjadi 0,0481. Sementara itu, pada metrik *Recall@K*, peningkatan yang lebih tajam terlihat pada *weekends*, di mana nilainya melonjak dari 0,0301 pada *K = 1* menjadi 0,0969 pada *K = 3,* serta skor yang konstan saat K dinaikkan ke $K = 5$.

Jurnal Manajemen dan Teknologi
https://journal.stmiki.ac.id

E-ISSN: 3047-8251 | P-ISSN: 3047-826X
Vol. 3 No. 2 (2026) | November
OPEN ACCESS
https://doi.org/ 10.63447/jmt.v3i2.2140



Gambar 7. *Line Chart Evaluasi Keseimbangan Performa (F1-Score@K)*

Selanjutnya, menurut visualisasi pada Gambar 7 (Evaluasi Keseimbangan Performa Rekomendasi *(F1-Score@K)*), grafik garis tersebut memetakan tingkat keseimbangan (*harmonic mean*) antara *Precision* dan *Recall* pada berbagai peringkat rekomendasi *(*$K = 1,3,$ *dan* 5*)* untuk periode transaksi *weekdays* dan *weekends*. Berdasarkan kurva pada grafik, performa *F1-Score@K* pada periode *weekends* (garis merah) menunjukkan peningkatan yang pesat dari $K = 1$ sebesar 0,0376 menjadi 0,0814 pada $K = 3$. Sementara itu, pada periode *weekdays* (garis biru), skor *F1-Score@K* meningkat secara bertahap dari 0,0365 pada $K = 1$ menjadi 0,0445 pada $K = 3$. Lebih lanjut, kedua kurva memperlihatkan pola mendatar ketika nilai K diperluas dari 3 ke 5, di mana skor *F1-Score@K* untuk *weekdays* tetap berada di angka 0,0445 dan *weekends* bertahan di angka 0,0814. Berdasarkan tren tersebut, indikator garis vertikal putus-putus menunjukkan bahwa $K = 3$ merupakan titik optimal bagi sistem rekomendasi. Peningkatan rentang rekomendasi ke $K = 5$ tidak memberikan perubahan nilai metrik karena batas optimal rekomendasi sistem telah tercapai secara maksimal pada $K = 3$.

3.2 Pembahasan

Hasil pengujian menunjukkan bahwa pemisahan data transaksi berdasarkan waktu (*segmented temporal extraction*) menyajikan perbandingan empiris mengenai pola belanja konsumen *e-commerce* kategori *household goods* antara periode *weekdays* dan *weekends*. Dari total 20.848 data transaksi mentah, proses penyaringan menghasilkan 17.039 data bersih. Secara kuantitatif, volume transaksi pada periode *weekdays* tercatat lebih besar, yakni mencapai 12.898 transaksi (75,7%), dibandingkan periode *weekends* yang mencatatkan 4.141 transaksi (24,3%) dalam konteks data bersih. Namun, tingginya jumlah transaksi di *weekdays* tidak serta-merta menunjukkan variasi kombinasi produk yang lebih beragam dalam keranjang belanja. Pada periode *weekdays*, pola transaksi yang terbentuk berfokus pada kombinasi produk fungsional harian tertentu, seperti keterikatan antara *Botol / Gelas / Mug* dan *Peralatan Makan* (Lift = 4,1226). Temuan ini mengindikasikan adanya kecenderungan pembelian produk utilitas dasar yang kerap dibeli secara bersamaan dalam satu transaksi. Sebaliknya, pada periode *weekends*, aturan asosiasi memperlihatkan kombinasi antar-kategori yang lebih luas, seperti keterikatan antara *Saringan / Strainer* dan *Peralatan Makan* (Lift = 4,2135), serta produk perawatan rumah seperti *Sapu / Pembersih Lantai* dan *Aksesoris Pintu* (Lift = 2,3116). Jika dikaitkan dengan penelitian terdahulu, temuan ini menunjukkan kesamaan arah hasil dengan studi (Pitka *et al.*, 2025) yang melaporkan bahwa dimensi waktu turut membedakan struktur aturan asosiasi pembelian. Kesamaan ini dipengaruhi oleh karakteristik data yang sama-sama memanfaatkan stempel waktu (*timestamp*) transaksi. Sementara itu, perbedaan dijumpai pada tingkat variasi produk, di mana penelitian (Singha *et al.*, 2024) mencatatkan tingkat dukungan (*support*) yang lebih tinggi pada periode *weekdays*. Perbedaan tersebut terjadi karena perbedaan domain produk pada studi (Singha *et al.*, 2024) mengkaji toko makanan kesehatan (*health food store*) yang memiliki karakteristik perputaran transaksi berbeda, sedangkan dataset ini berfokus pada produk rumah tangga (*household*) dengan sebaran transaksi yang lebih luas.

Jurnal Manajemen dan Teknologi
https://journal.stmiki.ac.id

E-ISSN: 3047-8251 | P-ISSN: 3047-826X
Vol. 3 No. 2 (2026) | November
OPEN ACCESS
https://doi.org/ 10.63447/jmt.v3i2.2140

Dari sisi evaluasi sistem rekomendasi, pengujian metrik *Top-K* memperlihatkan bahwa parameter $K = 3$ merupakan titik batas optimal bagi sistem. Penambahan batas rekomendasi hingga $K = 5$ tidak mengubah nilai skor evaluasi, yang menandakan bahwa informasi aturan asosiasi utama telah tercakup pada tiga peringkat teratas. Terkait nilai *F1-Score@3* yang berada pada angka 0,0445 (*weekdays*) dan 0,0814 (*weekends*), angka tersebut merepresentasikan capaian numerik dalam penerapan *Market Basket Analysis* pada dataset transaksi nyata yang memiliki matriks terdispersi. Dengan ruang pencarian yang luas akibat banyaknya kombinasi kategori produk, memprediksi item yang persis sama pada data uji memiliki tingkat kesulitan tersendiri. Meskipun demikian, perolehan *F1-Score@3* pada *weekends* yang sedikit lebih tinggi menunjukkan bahwa kelompok transaksi pada periode tersebut memiliki keterikatan item yang lebih terpola. Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan struktural. Pertama, cakupan data terbatas pada kategori *household and goods* dengan volume data *weekends* yang lebih sedikit (24,3%), sehingga temuan ini belum dapat digeneralisasi ke kategori produk lain yang berbeda. Kedua, analisis ini diturunkan langsung dari data historis transaksi tanpa mengukur variabel luar seperti faktor promosi diskon, variasi harga, atau kondisi demografi pembeli. Oleh karena itu, interpretasi perbedaan pola antara *weekdays* dan *weekends* dibatasi sebatas analisis keterikatan item pada keranjang belanja, bukan sebagai kesimpulan mutlak atas perilaku psikologis konsumen.

4. Kesimpulan

Dari serangkaian pengujian komparatif menggunakan algoritma *FP-Growth* dan evaluasi metrik *Top-K* pada data transaksi *e-commerce*, pemisahan waktu menunjukkan adanya variasi struktur keranjang belanja secara empiris. Dari total 17.039 data tervalidasi, analisis volume mencatatkan aktivitas transaksi pada periode *weekdays* sebanyak 12.898 transaksi (75,7%) dan *weekends* sebanyak 4.141 transaksi (24,3%). Pada aspek pola asosiasi, pemisahan waktu memperlihatkan perbedaan karakteristik kombinasi produk, di mana periode *weekdays* terpusat pada utilitas kebutuhan fungsional harian dengan nilai *Lift* maksimum 4,1226, sedangkan periode *weekends* menampilkan variasi kombinasi produk dengan nilai *Lift* maksimum 4,2135. Selanjutnya, pengujian sistem menunjukkan parameter $K = 3$ sebagai batas optimal, dengan perolehan *F1-Score@3* masing-masing sebesar 0,0445 pada *weekdays* dan 0,0814 pada *weekends* sebagai wujud capaian numerik pada pengujian data transaksional skala riil yang memiliki matriks terdispersi. Secara keseluruhan, pemanfaatan algoritma *FP-Growth dan* evaluasi *Top-K* melalui ekstraksi temporal tersegmen memaparkan struktur asosiasi transaksi secara murni berbasis data empiris tanpa menyematkan asumsi terhadap perilaku konsumen.

5. Daftar Pustaka

Chopvitayakun, S., Jitsakul, W., & Aukkanit, N. (2024). Analyzing purchase behavior using FP growth technique to find association rules. *ACM International Conference Proceeding Series*, 106–111. https://doi.org/10.1145/3678610.3678618.

Fageeri, S. O., Kausar, M. A., & Soosaimanickam, A. (2023). MBA: Market basket analysis using frequent pattern mining techniques. *International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication, 11*, 15–21. https://doi.org/10.17762/ijritcc.v11i5s.6591.

Hery, H., & Widjaja, A. E. (2024). Analysis of Apriori and FP-Growth algorithms for market basket insights: A case study of the Bread Basket Bakery sales. *Journal of Digital Market and Digital Currency, 1*(1), 63–83. https://doi.org/10.47738/jdmdc.v1i1.2.

E-ISSN: 3047-8251 | P-ISSN: 3047-826X
Vol. 3 No. 2 (2026) | November
OPEN ACCESS
https://doi.org/ 10.63447/jmt.v3i2.2140

Hoque, M. J., Islam, M. S., & Mohtasim, S. A. (2024). Optimizing decision-making through customer-centric market basket analysis. *Journal of Operational and Strategic Analytics, 2*(2), 72–83. https://doi.org/10.56578/josa020201.

Lachapelle, U., Li, C., Barri, E. Y., & Widener, M. (2026). Grocery shopping and related access trips by mode in Canadian time use surveys. *Travel Behaviour and Society, 42*. https://doi.org/10.1016/j.tbs.2025.101112.

Lyu, J. (2026). E-commerce user purchase intention prediction based on temporal behavior modeling. *ITM Web of Conferences, 88*, 01003. https://doi.org/10.1051/itmconf/20268801003.

Nafi, M. N. A., Zakaria, A. S., Mohamad Arif, N. I., Mohd Shafie, S. N., Ab. Aziz, N., & Kairan, O. (2023). Market basket analysis for sales transaction in shopping stores. *International Journal of Academic Research in Business and Social Sciences, 13*(2). https://doi.org/10.6007/ijarbss/v13-i2/15439.

Naim, A., & Management, B. (n.d.). *Consumer behavior in marketing patterns, types, segmentation*. *European Journal of Economics, Finance and Business Development*.

Nguyen, T. T., Nguyen, H. T., Nguyen, A. V., Tran, P. T., Mai, H. N., & Pham, T. V. A. (2025). Consumers' vulnerability and e-commerce purchase behavior: A serial mediation model. *Telematics and Informatics Reports, 18*. https://doi.org/10.1016/j.teler.2025.100215.

Oliveira, L. K. de, Colaço, R., Araújo, G. G. F. de, & de Abreu e Silva, J. (2025). The role of walkability in shaping shopping and delivery services: Insights into e-consumer behavior. *Logistics, 9*(3). https://doi.org/10.3390/logistics9030088.

Pande, P., Kulkarni, A. K., P, B., S, B., Ramalingam, V., & R, R. (2025). Big data analytics in e-commerce driving business decisions through customer behavior insights. *ITM Web of Conferences, 76*, 05001. https://doi.org/10.1051/itmconf/20257605001.

Pitka, T., Bucko, J., Krajči, S., Krídlo, O., Guniš, J., Šnajder, Ľ., Antoni, Ľ., & Eliaš, P. (2025). Time analysis of online consumer behavior by decision trees, GUHA association rules, and formal concept analysis. *Journal of Marketing Analytics, 13*(1), 29–52. https://doi.org/10.1057/s41270-023-00274-y.

Prayitno, J., Saputra, B., Rahayu, S. A., & Hariguna, T. (2023). Market basket analysis using FP-Growth algorithm to design marketing strategy by determining consumer purchasing patterns. *Journal of Applied Data Sciences, 4*(1), 38–49.

Saifudin, M. A., Wahanani, H. E., & Junaidi, A. (2024). Implementasi algoritma asosiasi FP-Growth dan klasifikasi K-Means terhadap pola pembelian konsumen di marketplace Shopee. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, *8*(1), 764-771. https://doi.org/10.36040/jati.v8i1.8848.

Singha, K., Parthanadee, P., Kessuvan, A., & Buddhakulsomsiri, J. (2024). Market basket analysis of a health food store in Thailand: A case study. *International Journal of Knowledge and Systems Science, 15*(1). https://doi.org/10.4018/IJKSS.333617.

Sun, B., Zhang, Y., & Zheng, L. (2023). Relationship between time pressure and consumers' impulsive buying: Role of perceived value and emotions. *Heliyon, 9*(12). https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e23185.

E-ISSN: 3047-8251 | P-ISSN: 3047-826X
Vol. 3 No. 2 (2026) | November
OPEN ACCESS
https://doi.org/ 10.63447/jmt.v3i2.2140

Sun, X., Ngueilbaye, A., Luo, K., Cai, Y., Wu, D., & Huang, J. Z. (2024). A scalable and flexible basket analysis system for big transaction data in Spark. *Information Processing and Management, 61*(2). https://doi.org/10.1016/j.ipm.2023.103577.

Wei, Z., Yan, L., & Zhang, C. (2025). Optimization strategies in consumer choice behavior for personalized recommendation systems based on deep reinforcement learning. *Journal of Organizational and End User Computing, 37*(1). https://doi.org/10.4018/JOEUC.368009.