

PENERAPAN MARKET BASKET ANALYSIS DENGAN ALGORITMA APRIORI SEBAGAI DASAR STRATEGI SINKRONISASI OPERASIONAL PADA EKOSISTEM UMKM HETEROGEN**Rahma Yulia Sifa¹, Ayla Zhafira², Khairul Khatimah³, Muh. Rasyid Ridha⁴**¹⁻⁴Prodi Sistem Informasi, Fakultas Teknik & Ilmu Komputer, Universitas Islam IndragiriEmail: rahmayuliasyifa@gmail.com¹, aylaazhafira@gmail.com², khairulkhatimahcu@gmail.com³, rasyid4sky@gmail.com⁴**ABSTRAK**

Transformasi digital pada ekosistem UMKM heterogen sering terkendala oleh ketiadaan sistem pencatatan transaksi terintegrasi, yang memicu inefisiensi operasional. Penelitian ini bertujuan merumuskan strategi sinkronisasi operasional lintas unit menggunakan Market Basket Analysis berbasis algoritma Apriori. Dengan menerapkan *Daily Aggregation Strategy* pada data transaksi manual selama 92 hari di tiga unit usaha (jasa fisik, kedai kopi, dan layanan keuangan mikro), penelitian ini berhasil mengekstraksi pola ko-aktivasi harian antar unit usaha. Hasil analisis menunjukkan nilai *Support* (0,217), *Confidence* (0,741), dan *Lift Ratio* (1,450), yang mengonfirmasi adanya pola kunjungan multi-tujuan yang terstruktur dan prediktif. Temuan ini menjadi landasan dalam merumuskan strategi sinkronisasi inventori, penjadwalan tenaga kerja adaptif, dan program *cross-promotion* yang *actionable*. Meskipun absennya data identitas pelanggan per transaksi menjadi keterbatasan utama, pendekatan agregasi harian terbukti valid sebagai solusi proksi bagi UMKM dengan infrastruktur digital terbatas. Penelitian ini memberikan kontribusi praktis bagi efisiensi operasional ekosistem UMKM melalui pendekatan berbasis data yang sistematis.

Kata Kunci: Algoritma Apriori, Strategi Agregasi Harian, Ekosistem UMKM, *Market Basket Analysis*, Sinkronisasi Operasional.

ABSTRACT

Digital transformation in heterogeneous MSME ecosystems is often constrained by the absence of an integrated transaction recording system, which triggers operational inefficiencies. This study aims to formulate cross-unit operational synchronization strategies using Market Basket Analysis based on the Apriori algorithm. By applying the Daily Aggregation Strategy to manual transaction data over 92 days across three business units (physical services, coffee shop, and micro-financial services), this research successfully extracted daily inter-unit co-activation patterns. The analysis results showed Support (0.217), Confidence (0.741), and Lift Ratio (1.450), confirming the existence of structured and predictable multi-purpose visit patterns. These findings serve as a foundation for formulating inventory synchronization strategies, adaptive workforce scheduling, and actionable cross-promotion programs. Although the absence of customer identity data per transaction remains a primary limitation, the daily aggregation approach has proven valid as a proxy solution for MSMEs with limited digital infrastructure. This research provides practical contributions to the operational efficiency of MSME ecosystems through a systematic data-driven approach.

Keywords: Apriori Algorithm, Daily Aggregation Strategy, MSME Ecosystem, Market Basket Analysis, Operational Synchronization

1 PENDAHULUAN

Transformasi digital dalam ekosistem UMKM kini menjadi imperatif strategis, mengingat sektor ini menyumbang lebih dari 61% PDB dan menyerap 97% tenaga kerja di Indonesia [1]. Dalam konteks global, integrasi dan sinkronisasi antar-unit bisnis dalam satu ekosistem merupakan langkah strategis yang krusial untuk menciptakan nilai tambah yang berkelanjutan [2]. Namun,

mayoritas UMKM masih beroperasi secara terisolasi (*silo*) tanpa mekanisme pertukaran informasi terstruktur antarunit. Pada ekosistem heterogen yang menggabungkan sektor jasa, kuliner, dan keuangan, ketiadaan integrasi data ini memicu inefisiensi berlapis seperti fenomena *overstock* dan *stockout* secara simultan, alokasi tenaga kerja yang tidak sinkron, serta hilangnya peluang *cross-promotion*. Upaya untuk menyelaraskan unit-unit usaha dengan karakteristik berbeda ini merupakan tantangan manajemen yang kompleks namun krusial, sebagaimana ditekankan dalam studi mengenai penyelarasan dalam ekosistem bisnis yang menekankan pentingnya proses pengaruh antar-organisasi untuk mencapai sinergi yang berkelanjutan [3]. Dalam menghadapi persaingan yang semakin kompleks, UMKM tidak lagi beroperasi secara terpisah, melainkan membentuk ekosistem bisnis yang memungkinkan terjadinya kolaborasi dan penciptaan nilai bersama antarunit usaha. Pengembangan UMKM pada era digital membutuhkan pendekatan ekosistem bisnis yang memungkinkan berbagai jenis usaha untuk saling berkolaborasi, berbagi sumber daya, dan menciptakan nilai bersama yang tidak dapat dicapai apabila masing-masing usaha beroperasi secara terpisah [4]. Berbagai riset manajemen operasi secara konsisten menunjukkan bahwa sinkronisasi data lintas unit merupakan prasyarat mutlak untuk mengatasi inefisiensi tersebut demi mendongkrak profitabilitas. Ketidakterediaan teknologi manajemen data pada proses tradisional terbukti memicu inkonsistensi penyimpanan yang membatasi pendapatan [5], sedangkan integrasi data lintas sumber mampu membangun kemampuan *business intelligence sensing* yang memperkuat kinerja internal dan daya saing jangka panjang usaha [6].

Kesenjangan antara potensi analitik strategis dan realitas operasional tersebut terlihat nyata pada infrastruktur pencatatan transaksi di tingkat usaha mikro. Objek penelitian ini adalah ekosistem UMKM heterogen terpadu yang menggabungkan tiga unit usaha dengan karakteristik transaksi berbeda secara tipologis, yaitu unit jasa fisik (cuci motor), unit produk konsumsi (kedai kopi), dan unit layanan keuangan mikro (BRILink). Ekosistem bisnis UMKM yang terdiri atas berbagai unit usaha dapat menghasilkan nilai tambah yang lebih besar apabila terdapat sinergi, pertukaran informasi, dan integrasi operasional di antara para pelakunya [7]. Konsep ini sejalan dengan pandangan akademis mengenai ekosistem kewirausahaan (*Entrepreneurial Ecosystems*) yang mengakui bahwa kolaborasi antar entitas dalam sebuah jaringan usaha merupakan elemen kunci dalam mendorong inovasi dan daya saing [8]. Meskipun berada di bawah satu kepemilikan, ketiga unit ini belum mengadopsi sistem *Point of Sales (POS)* terintegrasi untuk merekam identitas nota maupun *timestamp* dari setiap aktivitas belanja pelanggan. Pencatatan terpisah pada buku manual menghasilkan data diskret yang tidak berformat seragam. Keterbatasan struktural ini menyebabkan manajemen kehilangan kemampuan untuk melacak rekam jejak konsumen lintas unit, sehingga tidak dapat diketahui apakah seorang pelanggan melakukan transaksi di unit usaha lainnya dalam satu kali kunjungan. Padahal, studi analitik transaksional modern secara fundamental mensyaratkan adanya basis data temporal (*temporal database*) berupa rangkaian transaksi yang terurut berdasarkan *timestamp* guna memetakan pola pembelian [9]. Akibatnya, metode analitik konvensional seperti *Market Basket Analysis (MBA)* pada lingkungan ritel modern yang bergantung pada parameter ID transaksi atau *timestamp* individual yang konsisten tidak dapat diimplementasikan secara langsung pada dataset ini.

Guna mengatasi keterbatasan data struktural tersebut, penelitian ini mengajukan pendekatan alternatif berupa Strategi Agregasi Harian (*Daily Aggregation Strategy*). Pendekatan ini secara sengaja menggeser unit analisis dari level transaksi individual pelanggan menuju ke level hari kalender operasional. Langkah penggeseran unit analisis ini secara metodologis merujuk pada prinsip fleksibilitas dalam *frequent itemset mining (FIM)* yang diakui sebagai salah satu karakteristik penting dalam sistem *basket analysis* modern untuk beradaptasi dengan kebutuhan tugas yang beragam [10]. Dalam konteks penelitian ini, adaptasi tersebut diwujudkan dengan memperlakukan setiap hari pengamatan sebagai satu transaksi komposit yang merepresentasikan profil keaktifan seluruh unit bisnis secara simultan. Pada transaksi komposit inilah algoritma Apriori, sebagai instrumen utama dalam mengeksekusi analisis keranjang belanja, diterapkan untuk mengekstraksi pola ko-aktivasi antarunit bisnis heterogen. Dengan demikian, meskipun basis data tidak memiliki

timestamp individual, algoritma tetap dapat bekerja secara valid untuk memetakan aturan asosiasi berupa kecenderungan ko-aktivasi lintas sektor sebagai fondasi empiris dalam merumuskan strategi sinkronisasi operasional makro.

Tujuan utama dari penelitian ini adalah merumuskan strategi sinkronisasi operasional lintas unit berbasis pola transaksi harian untuk mengoptimalkan perencanaan stok, alokasi tenaga kerja, dan manajemen promosi sehingga mampu meminimalkan biaya penyimpanan sekaligus meningkatkan profitabilitas ekosistem UMKM secara menyeluruh. Untuk mencapai tujuan tersebut, penelitian ini diawali dengan membangun matriks transaksi harian biner yang valid dari data pencatatan manual tiga unit bisnis selama periode 92 hari. Selanjutnya, algoritma Apriori diterapkan dengan penyesuaian parameter ambang batas yang terjustifikasi secara ilmiah untuk mengakomodasi karakteristik dataset berskala mikro. Aturan asosiasi yang terbentuk dari proses komputasi tersebut kemudian diterjemahkan menjadi rekomendasi kebijakan operasional makro yang bersifat langsung dapat diterapkan. Kebijakan ini mencakup sinkronisasi jadwal pengisian inventori antarunit, optimasi penjadwalan tenaga kerja berbasis prediksi hari puncak, serta rancangan kampanye promosi harian bersama yang memanfaatkan momentum ko-aktivasi lintas unit usaha.

2 TINJAUAN PUSTAKA

Pemanfaatan Apriori pada data skala masif diperlihatkan dalam analisis pola pembelian jutaan transaksi yang mampu mengungkap keterkaitan antara perilaku belanja dengan karakteristik demografis pelanggan [11]. Temuan ini menegaskan bahwa algoritma asosiasi sangat efektif untuk membedah segmentasi pasar berdasarkan gender, usia, hingga lokasi geografis. Selain kemampuan menangani volume data masif, efektivitas algoritma ini juga teruji dalam menangani dinamika tren pasar melalui *periodic mining* untuk menangkap perubahan pola pembelian konsumen dari waktu ke waktu [12]. Studi tersebut memperkenalkan algoritma *ARM-Predictor* yang mampu mendeteksi *outlier* serta memprediksi aturan asosiasi di masa depan, menunjukkan bahwa Apriori sangat adaptif untuk memantau pergeseran perilaku konsumen secara berkelanjutan, yang mendasari potensi implementasinya untuk mengamati tren aktivitas pada level temporal yang berbeda.

Karakteristik adaptif tersebut kemudian dikembangkan lebih lanjut untuk aspek segmentasi pelanggan pada sektor UMKM dengan mengintegrasikan metodologi *CRISP-DM* dan teknik *clustering* [13]. Melalui pengelompokan tingkat loyalitas pelanggan, ditemukan bahwa aturan asosiasi tidak hanya efektif untuk pemetaan produk, tetapi juga krusial dalam memahami karakteristik konsumen yang berbeda di dalam sebuah ekosistem bisnis yang beragam. Penerapan pola asosiasi ini juga terbukti memberikan dampak praktis yang signifikan pada industri kuliner, khususnya dalam mengungkap kombinasi menu yang sering dipesan bersamaan sebagai dasar strategi *bundling* [14]. Menggunakan parameter support dan confidence yang disesuaikan dengan skala data, analisis pada sektor tersebut mampu mengidentifikasi peluang transaksi lintas produk yang akurat untuk mendukung efektivitas promosi, membuktikan bahwa penyesuaian ambang batas parameter secara spesifik tetap reliabel untuk mengekstrak informasi berharga pada sektor usaha skala kecil. Senada dengan hal tersebut, penerapan *Market Basket Analysis* pada bisnis skala kecil terbukti mampu menghasilkan wawasan operasional yang dapat ditindaklanjuti, di mana aturan asosiasi dengan nilai *Lift* > 1 menunjukkan signifikansi dalam mendukung keputusan manajerial terkait strategi promosi dan manajemen stok [15].

Selain aspek fungsionalitas, efisiensi teknis algoritma terus dikembangkan melalui integrasi teknik *web log mining* dan *genetic algorithm* guna menangani volume data yang besar [16]. Optimasi tersebut berhasil meningkatkan kecepatan eksekusi sebesar 10-15% dengan akurasi retrieval mencapai 98,3%, membuktikan bahwa Apriori tetap relevan untuk mengolah dataset kompleks dalam periode waktu yang panjang. Fleksibilitas ini meluas hingga ke penggunaan metode *hybrid* untuk penapisan faktor-faktor kunci dalam pengambilan keputusan pada sektor transportasi [17]. Dengan menggabungkan model *CART-Apriori*, algoritma ini berfungsi sebagai

alat seleksi fitur yang efektif untuk mengidentifikasi variabel paling berpengaruh sebelum dilakukan analisis prediksi lebih lanjut, yang mengonfirmasi kelenturan arsitektur Apriori untuk dikombinasikan dengan berbagai struktur pemodelan data.

Skalabilitas penggunaan Apriori semakin dipertegas melalui implementasinya pada platform B2B *e-commerce* berskala besar yang melibatkan ribuan pengecer dan grosir [18]. Hasilnya menunjukkan peningkatan signifikan pada proporsi pesanan produk rekomendasi dan nilai total pembelian, memperkuat argumen bahwa *association rule mining* memiliki dampak ekonomi riil yang besar. Dalam operasional ritel konvensional, pendekatan eksplorasi data yang sistematis juga mampu memberikan informasi strategis mengenai pengelolaan inventori berdasarkan rata-rata jumlah produk yang dibeli konsumen [19]. Pemahaman mendalam mengenai *frequent itemset mining* ini menjadi dasar teoretis penting untuk mengevaluasi efisiensi operasional di lapangan, sekaligus membuka peluang adaptasi metode ketika dihadapkan pada ekosistem ritel yang belum terdigitalisasi.

Guna menjamin performa pada alur transaksi yang padat, modifikasi pada tahap *preprocessing* melalui modul penghapusan dan identifikasi terbukti dapat mengurangi jumlah pemindaian transaksi hingga 67% tanpa mengorbankan akurasi [20]. Peningkatan efisiensi waktu pemrosesan ini menjadi referensi krusial untuk pengembangan metode analisis pada model bisnis yang memiliki alur transaksi yang kompleks. Sebagai pengembangan mutakhir, hibridisasi antara Apriori, *FP-Growth*, dan *collaborative filtering* pada sistem rekomendasi menunjukkan tingkat akurasi yang mencapai 81% [21]. Integrasi berbagai teknik analisis ini memperkaya khazanah penerapan sistem rekomendasi yang lebih presisi, yang sangat relevan dengan upaya mengintegrasikan berbagai unit bisnis heterogen ke dalam satu sistem yang terpadu.

Secara keseluruhan, tinjauan terhadap berbagai literatur internasional tersebut mengonfirmasi bahwa algoritma Apriori sangat efektif dalam menemukan pola hubungan antar-item pada spektrum bisnis yang luas. Namun, mayoritas riset terdahulu masih berfokus pada domain bisnis yang homogen serta berbasis data transaksi individual yang memiliki *timestamp* otomatis, sementara penelitian yang menggabungkan sektor jasa fisik, kuliner, dan keuangan mikro dalam ekosistem heterogen dengan pendekatan agregasi harian masih tergolong terbatas. Penelitian ini diarahkan untuk mengisi celah tersebut dengan menitikberatkan pada penemuan pola ko-aktivasi harian lintas sektor sebagai fondasi empiris dalam merumuskan strategi sinkronisasi operasional. Untuk mendukung analisis makro tersebut, pembahasan selanjutnya akan memaparkan landasan teoretis yang dimulai dari konsep ekosistem bisnis terpadu, metodologi *Data Mining*, hingga mekanisme teknis algoritma Apriori beserta metrik pengukurannya.

Ekosistem bisnis terpadu hadir sebagai model kolaborasi yang menyatukan berbagai unit usaha dalam satu lokasi demi menciptakan sinergi serta nilai tambah bersama. Konsep ekosistem bisnis menekankan pentingnya hubungan simbiosis antara berbagai jenis usaha yang saling melengkapi dalam menciptakan keunggulan kompetitif. Bagi UMKM, pendekatan ini membangun ekosistem kolaboratif yang jauh lebih tangguh dibandingkan unit usaha yang berdiri sendiri, mengingat setiap entitas dapat saling mendukung dengan memanfaatkan basis pelanggan di lokasi yang sama. Sinergi ini memungkinkan terjadinya interaksi transaksi yang kompleks, di mana kehadiran satu layanan mampu mendorong potensi pembelian pada unit layanan lainnya secara simultan [22].

Kekuatan interaksi tersebut kemudian dapat dianalisis lebih dalam menggunakan *data mining*, sebuah proses ekstraksi pola menarik dari kumpulan data besar yang menggabungkan teknik statistik, kecerdasan buatan, hingga *machine learning*. Secara fungsional, cakupan *data mining* meliputi aspek klasifikasi dan prediksi, pengelompokan data melalui *clustering*, pendeteksian anomali, hingga penggalan pola asosiasi yang menjadi fokus utama dalam riset ini [23]. Implementasi teknologi tersebut sangat bermanfaat bagi UMKM untuk mengungkap berbagai pola tersembunyi dari data transaksi, yang kemudian menjadi landasan kuat dalam menyusun strategi promosi yang lebih efektif dan berbasis data [24].

Algoritma Apriori merupakan metode klasik dalam *frequent itemset mining* yang menggunakan pendekatan pencarian bertahap (*level-wise search*), di mana *itemset* berukuran k menjadi dasar eksplorasi bagi *itemset* berukuran $k + 1$ [25]. Proses dimulai dengan memindai basis data untuk menetapkan *frequent 1-itemset* (L_1) berdasarkan ambang batas *minimum support*. Selanjutnya, algoritma membangkitkan (L_2), (L_3), hingga (L_k) melalui siklus iteratif yang mencakup tahapan *join* serta *prune* secara berkelanjutan [16]. Pada tahap *join*, kumpulan item dari iterasi sebelumnya (L_{k-1}) digabungkan untuk menghasilkan kandidat baru (C_k). Sementara itu, tahap *prune* atau pemangkasan menerapkan *Apriori property* bersifat *antimonotonic* yang menyatakan bahwa jika suatu *itemset* tidak memenuhi *minimum support*, maka seluruh *superset* di dalamnya secara otomatis dieliminasi [26]. Mekanisme ini secara drastis mengurangi jumlah kandidat yang dievaluasi sehingga meningkatkan efisiensi pemrosesan data transaksi yang besar hingga tidak ditemukan lagi kombinasi baru yang memenuhi kriteria [25].

Kekuatan aturan asosiasi dari algoritma Apriori dievaluasi menggunakan tiga metrik standar yang saling melengkapi. Pertama, *support* mengukur seberapa sering suatu kombinasi item muncul dalam transaksi, yang dihitung dari jumlah transaksi mengandung *itemset* dibagi total transaksi. Kedua, *confidence* mengukur probabilitas bahwa pembelian item A akan diikuti dengan pembelian item B. Ketiga, *lift* berfungsi memvalidasi apakah hubungan tersebut benar-benar bermakna atau hanya terjadi secara kebetulan, di mana nilai *lift* > 1 mengindikasikan adanya korelasi positif yang kuat. Dengan demikian, *support* memastikan frekuensi aturan, *confidence* memastikan kekuatan hubungan, dan *lift* memastikan bahwa hubungan yang terdeteksi tidak bersifat acak [25].

3 METODE PENELITIAN

3.1 Desain Penelitian dan Pengumpulan Data

Penelitian ini didasari oleh kondisi operasional tiga unit usaha di bawah satu kepemilikan yang selama ini berjalan tanpa adanya sistem pencatatan transaksi yang saling terintegrasi. Guna menyelesaikan permasalahan tersebut, penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif berbasis *data mining* dengan paradigma deskriptif-eksploratif yang diterapkan melalui kerangka kerja KDD (*Knowledge Discovery in Databases*). Kerangka kerja KDD dipilih karena secara sistematis mampu memandu proses pengolahan, mulai dari tahap seleksi data mentah hingga Interpretasi pengetahuan yang dapat langsung diterapkan di lapangan [24].

Objek penelitian ini adalah ekosistem UMKM heterogen terpadu yang terdiri dari tiga unit usaha, yaitu unit jasa fisik (cuci motor), unit produk konsumsi (kedai kopi), dan unit layanan keuangan mikro (Agen BRILink). Meskipun berada dalam satu lokasi dan kepemilikan, ketiga unit ini belum memiliki sistem POS terintegrasi, sehingga data transaksi masing-masing unit dicatat secara terpisah dalam tiga buku catatan penjualan manual.

Data dikumpulkan selama 92 hari kalender, mencakup periode 1 Maret 2026 hingga 31 Mei 2026. Periode tiga bulan ini dipilih karena sudah cukup representatif untuk menangkap variasi pola aktivitas harian usaha mikro tanpa terdistorsi oleh fluktuasi musiman jangka panjang seperti hari raya atau pergantian tahun ajaran. Seluruh data dari buku catatan manual tersebut kemudian dipindahkan ke dalam *spreadsheet* Microsoft Excel setelah melalui proses pengecekan kebenaran input untuk menjaga integritas data sebelum diolah lebih lanjut.

3.2 Transformasi Data dan Strategi Agregasi

Data dari ketiga unit usaha digabungkan menggunakan variabel “Tanggal” sebagai *primary key*, sehingga setiap baris dalam dataset mewakili satu hari operasional dari hari ke-1 hingga hari ke-90. Jika ditemukan data yang ambigu atau tidak konsisten, pengecekan dilakukan langsung ke catatan asli tanpa membuat asumsi sendiri demi menjaga keaslian dan validitas data penelitian.

Untuk mengatasi keterbatasan data berupa ketiadaan catatan waktu (*timestamp*) terstruktur per transaksi, penelitian ini menerapkan Strategi Agregasi Harian (*Daily Aggregation Strategy*) dengan menggeser unit analisis dari level transaksi pelanggan individual menuju level hari kalender

operasional. Penggeseran ini dilakukan karena pencatatan manual pada ketiga unit usaha tidak memungkinkan untuk membangun matriks keranjang belanja berbasis ID transaksi individual yang biasa digunakan pada komputasi standar. Pendekatan alternatif ini tetap valid secara metodologis karena proses transformasi data ke dalam representasi biner merupakan tahap *preprocessing* yang lazim diterapkan sebelum menjalankan *association rule mining* [27].

Secara teknis, transformasi data ke dalam format biner dilakukan dengan memberikan nilai 1 jika terdapat transaksi pada item layanan tertentu di hari tersebut, dan nilai 0 jika tidak terdapat aktivitas transaksi sama sekali. Rumus matematis yang digunakan untuk merepresentasikan fungsi pemetaan biner tersebut dinyatakan melalui persamaan berikut:

$$b(i_k, t) = \begin{cases} 1, & \text{jika ada transaksi item } i_k \text{ pada hari } t \\ 0, & \text{jika tidak ada transaksi item } i_k \text{ pada hari } t \end{cases}$$

Variabel i_k merepresentasikan jenis layanan atau produk dari seluruh unit usaha yang menjadi objek penelitian. Guna memberikan gambaran yang jelas mengenai klasifikasi variabel yang digunakan, seluruh produk dan layanan dipetakan ke dalam Tabel 1 berikut.

Table 1 Pemetaan Variabel Produk dan Layanan Lintas Unit Usaha

No	Unit Bisnis	Variabel Layanan / Produk (i_k)
1.	Jasa Cuci Motor	Cuci Motor Standar, Cuci Motor Besar, Cuci Lainnya
2.	Kedai Kopi	Kopi, Minuman Non-Kopi, Camilan, Produk Lainnya
3.	Agen BRILink	Penarikan, Penyetoran, Transfer, Pembayaran Tagihan

Melalui proses transformasi tersebut, setiap hari operasional direpresentasikan sebagai sekumpulan item yang muncul pada hari terkait. Hasil akhir tahap *preprocessing* berupa matriks biner berukuran 92 baris (hari operasional) × 11 kolom (jenis item layanan atau produk) yang selanjutnya digunakan sebagai input pada proses pembentukan *frequent itemset* menggunakan algoritma Apriori.

3.3 Transformasi Data dan Strategi Agregasi

Mengacu pada landasan teoritis yang ada, algoritma Apriori diterapkan pada matriks biner hasil *preprocessing* untuk mengidentifikasi pola ko-aktivasi, yaitu kombinasi layanan atau unit usaha yang cenderung aktif secara bersamaan dalam satu hari operasional. Kekuatan dari setiap aturan asosiasi (*association rules*) yang terbentuk diukur menggunakan tiga metrik evaluasi standar, yaitu *Support*, *Confidence*, dan *Lift Ratio* melalui formulasi berikut:

$$Support(X) = \frac{|\{t \in T : X \subseteq t\}|}{|T|} \tag{1}$$

$$Confidence(X \rightarrow Y) = \frac{support(X \cup Y)}{support(X)} \tag{2}$$

$$Lift\ Ratio(X \rightarrow Y) = \frac{confidence(X \rightarrow Y)}{support(Y)} \tag{3}$$

Pada notasi matematika di atas, T merupakan himpunan total hari pengamatan ($|T| = 92 \text{ hari}$), X adalah *itemset antecedent*, dan Y adalah *itemset consequent*. Nilai *support* mengukur seberapa sering suatu kombinasi item aktif secara simultan dalam periode 92 hari tersebut, *confidence* mengukur probabilitas ko-aktivasi bersyarat antara *antecedent* dan *consequent*, sedangkan *lift ratio* memvalidasi apakah hubungan yang ditemukan memiliki makna korelasi yang kuat atau sekedar kebetulan.

Parameter ambang batas (*threshold*) ditetapkan melalui pendekatan *trial and error* dengan menguji berbagai kombinasi nilai *support* dan *confidence* untuk menghasilkan jumlah aturan asosiasi yang optimal (tidak terlalu sedikit dan tidak terlalu banyak). Nilai *minimum*

support ditetapkan sebesar 20%, yang berarti pola ko-aktivasi hanya diakui jika kombinasi layanan terjadi setidaknya pada 19 dari 92 hari pengamatan, guna menyaring kejadian acak yang tidak representatif. Sementara itu, *minimum confidence* ditetapkan sebesar 70% untuk menjamin derajat keyakinan hubungan yang tinggi pada setiap aturan yang dihasilkan. Berdasarkan uji coba, kombinasi ini dipilih karena menghasilkan aturan asosiasi dalam jumlah yang cukup untuk dianalisis secara mendalam. Seluruh proses komputasi dieksekusi menggunakan bahasa pemrograman Python dengan pustaka mlxtend [28].

3.4 Evaluasi Aturan Asosiasi dan Formulasi Strategi

Dari seluruh aturan asosiasi yang dihasilkan oleh algoritma Apriori, dilakukan proses penyaringan ketat untuk memastikan hanya aturan yang valid yang dibawa ke tahap interpretasi. Sebuah aturan dinyatakan lolos seleksi apabila secara bersamaan memenuhi tiga syarat mutlak, yaitu nilai *support* tidak kurang dari *minimum support* yang ditetapkan, nilai *confidence* tidak kurang dari *minimum confidence* yang ditetapkan, dan nilai *lift ratio* harus lebih besar dari 1. Nilai $lift > 1$ menjadi parameter kunci untuk mengonfirmasi bahwa hubungan ko-aktivasi harian yang ditemukan bersifat positif dan bukan merupakan kejadian acak [29]. Aturan yang lolos penyaringan selanjutnya diinterpretasikan secara mendalam untuk merumuskan strategi sinkronisasi operasional lintas unit.

Dalam implementasinya, formulasi strategi dijabarkan ke dalam tiga aspek operasional utama. Pertama, dari sisi manajemen inventori, pola ko-aktivasi harian yang teridentifikasi digunakan untuk menentukan siklus pengisian stok bahan baku yang tersinkronisasi antarunit, sehingga kejadian *stockout* maupun *overstock* dapat dicegah. Penggunaan aturan asosiasi sebagai dasar perencanaan persediaan barang terbukti efektif dalam membantu operasional usaha menghindari kekurangan dan kelebihan stok [30]. Kedua, dari sisi alokasi tenaga kerja, aturan yang mencerminkan kombinasi unit sibuk secara bersamaan dijadikan dasar penyusunan jadwal kerja atau rotasi *shift* karyawan lintas unit yang lebih efisien, mengacu pada prediksi hari puncak dan sepi berdasarkan pola historis 92 hari. Terakhir, dari sisi promosi harian terjadwal, pasangan layanan dengan nilai *lift* tinggi dimanfaatkan untuk merancang paket *bundling* atau kampanye promosi bersama antarunit yang dapat langsung diterapkan pemilik usaha dalam bentuk aturan kondisional *if-then* yang sederhana dan operasional [28].

4 HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengolahan data transaksi harian dalam penelitian ini diarahkan untuk mengungkap pola ko-aktivasi antar unit usaha yang mendasari operasional ekosistem UMKM. Melalui pendekatan berbasis data, setiap interaksi layanan dianalisis untuk mengidentifikasi pola hubungan antar-unit bisnis yang terjadi secara konsisten. Temuan yang dipaparkan pada bagian ini tidak hanya menyajikan hasil ekstraksi pola asosiasi secara kuantitatif, tetapi juga menginterpretasikan signifikansinya sebagai basis bagi perumusan strategi operasional yang prediktif dan efisien. Rangkaian analisis ini menghubungkan metrik statistik dengan realitas empiris di lapangan, sehingga memberikan landasan yang kokoh bagi transformasi pola operasional dari model reaktif menuju pendekatan yang berbasis pada bukti data.

4.1 Transformasi Data dan Ekstraksi Pola Asosiasi

Sesuai dengan pendekatan *Daily Aggregation Strategy* yang diuraikan pada metodologi, data observasi operasional ditransformasikan ke dalam matriks biner. Proses ini memetakan status keaktifan 11 jenis layanan lintas unit menjadi format 1 (aktif) dan 0 (tidak aktif) setiap harinya. Guna menunjang efektivitas analisis pada Tabel 2, setiap jenis layanan disederhanakan ke dalam bentuk kode singkatan. Klasifikasi ini mencakup CMS (Cuci Motor Standar), CMB (Cuci Motor Besar), dan CLN (Cuci Lainnya) untuk unit jasa fisik. KOP (Kopi), MNK (Minuman Non-Kopi), CML (Camilan), serta PLN (Produk Lainnya) untuk unit kedai kopi dan PNK (Penarikan), PST (Penyetoran), serta PBT (Pembayaran Tagihan) untuk unit layanan keuangan mikro. Inspeksi awal terhadap matriks tersebut menunjukkan tingginya stabilitas

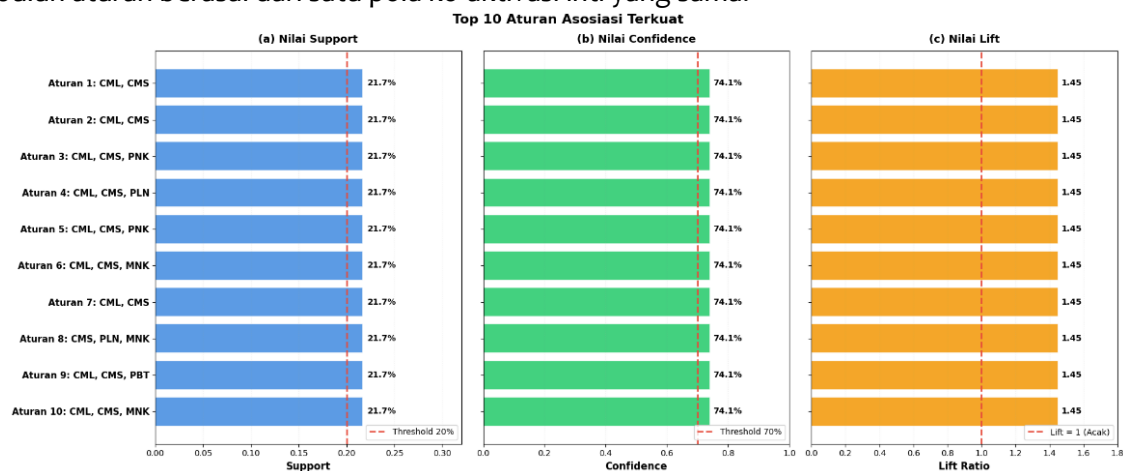
operasional pada unit Agen BRILink dan Cuci Motor Standar yang konsisten beroperasi hampir tanpa interupsi, memberikan sinyal pendahuluan mengenai adanya rutinitas transaksi yang stabil di lokasi penelitian.

Untuk mengidentifikasi pola ko-aktivasi lintas unit secara kuantitatif, algoritma Apriori diterapkan pada matriks biner tersebut. Parameter komputasi dikonfigurasi dengan *minimum support* sebesar 20% dan *minimum confidence* sebesar 70%. Penetapan *support* 20% mengimplikasikan bahwa sebuah pola ko-aktivasi hanya diakui sah apabila kombinasi layanan tersebut terjadi minimal pada 19 hari dari total periode pengamatan. Ambang batas ini secara spesifik dipilih untuk menyaring kejadian acak, sehingga hanya pola keaktifan unit usaha yang benar-benar solid dan berulang yang akan dianalisis lebih lanjut. Dari hasil ekstraksi algoritma, diperoleh sepuluh aturan asosiasi terkuat yang diurutkan berdasarkan metrik *Lift Ratio* tertinggi untuk memastikan signifikansi kekuatan asosiasi antar-layanan, sebagaimana dirangkum pada Tabel 2.

Table 2 Aturan Asosiasi Terkuat Ekosistem UMKM Berdasarkan Lift Ratio

No.	Antecedents (Jika)	Consequents (Maka)	Supp.	Conf.	Lift
1	CML, CMS	CMB, PST, PNK, PLN	0,217	0,741	1,450
2	CML, CMS	PST, PNK, PLN, MNK	0,217	0,741	1,450
3	CML, CMS, PNK	CMB, PST, PLN	0,217	0,741	1,450
4	CML, CMS, PLN	CMB, PST, PNK	0,217	0,741	1,450
5	CML, CMS, PNK	CMB, PST, MNK	0,217	0,741	1,450
6	CML, CMS, MNK	CMB, PST, PNK	0,217	0,741	1,450
7	CML, CMS	CMB, PST, MNK	0,217	0,741	1,450
8	CMS, PLN, MNK	CMB, PST	0,217	0,741	1,450
9	CML, CMS, PBT	CMB, PST, MNK	0,217	0,741	1,450
10	CML, CMS, MNK	CMB, PST, PBT	0,217	0,741	1,450

Untuk memperjelas konsistensi nilai *support*, *confidence*, dan *lift* pada kesepuluh aturan asosiasi, Gambar 1 menyajikan grafik perbandingan yang menunjukkan bahwa seluruh aturan memiliki nilai yang identik untuk ketiga metrik tersebut. Visualisasi ini memperkuat temuan bahwa kesepuluh aturan berasal dari satu pola ko-aktivasi inti yang sama.



Gambar 1 Grafik Perbandingan Support, Confidence, dan Lift pada Sepuluh Aturan Asosiasi Terkuat

Merujuk pada Tabel 2 dan Gambar 1, temuan yang paling menonjol adalah terjadinya konvergensi nilai yang sangat kuat. Seluruh sepuluh aturan asosiasi teratas tersebut terbukti memiliki nilai *support* (21,7%), *confidence* (74,1%), dan *Lift Ratio* (1,450) yang identik. Keseragaman nilai statistik ini secara empiris merepresentasikan realitas operasional UMKM yang sangat terstruktur. Angka-angka identik tersebut mengonfirmasi terbentuknya satu pola ko-aktivasi inti yang dominan, yang mengindikasikan adanya kecenderungan kunjungan multi-tujuan pada hari yang sama, di mana layanan Cuci Motor (Standar/Besar), transaksi di Agen BRILink

(Penyetoran/Penarikan), dan aktivitas konsumsi di Kedai Kopi (Camilan/Minuman Non-Kopi) aktif secara bersamaan pada hari operasional yang sama.

4.2 Interpretasi Sinergi Lintas Unit dan Pola Ko-aktivasi

Berdasarkan kesepuluh aturan asosiasi yang terbentuk pada Tabel 2, terlihat pola ko-aktivasi antar unit yang mengindikasikan pemanfaatan waktu tunggu (*waiting time*) sebagai katalis transaksi lintas unit. Hampir seluruh aturan secara konsisten menempatkan kombinasi layanan “Camilan” dan “Cuci Motor Standar” sebagai *antecedents* utama. Temuan ini mengindikasikan bahwa fasilitas cuci motor bertindak sebagai penarik lalu lintas pengunjung utama (*traffic puller*). Durasi waktu yang dibutuhkan untuk proses pencucian kendaraan berpotensi dimanfaatkan oleh pengunjung untuk mengonsumsi produk dari Kedai Kopi, yang secara natural menjembatani perpindahan aktivitas konsumsi antar-unit bisnis di dalam satu lokasi.

Analisis pada sisi *consequents* menunjukkan bahwa layanan Agen BRILink, terutama Penyetoran dan Penarikan, hampir selalu muncul beriringan dengan layanan cuci motor, yang mengindikasikan adanya pola kunjungan terpadu di hari yang sama. Pola ko-aktivasi ini mencerminkan kecenderungan pengunjung untuk menyelesaikan berbagai kebutuhan dalam satu kunjungan, seperti urusan keuangan sekaligus perawatan kendaraan di lokasi yang terpadu. Selain itu, aktivitas perbankan yang bersifat musiman, seperti pembayaran tagihan rutin, sering kali menimbulkan potensi waktu tunggu yang dapat dimanfaatkan untuk aktivitas konsumsi di Kedai Kopi, sehingga pola ko-aktivasi antara sektor keuangan, jasa perawatan kendaraan, dan kuliner di ekosistem ini semakin terlihat jelas. Hubungan asosiasi antara produk dari unit usaha yang berbeda menunjukkan adanya peluang sinkronisasi operasional. Temuan ini mendukung konsep ekosistem UMKM yang menekankan kolaborasi dan penciptaan nilai bersama antarunit bisnis [28].

Tingginya konsistensi nilai *Lift Ratio* sebesar 1,450 pada seluruh aturan asosiasi mengonfirmasi validitas temuan ini. Secara matematis, angka ini menunjukkan bahwa probabilitas terjadinya ko-aktivasi antar-unit meningkat sebesar 45% pada hari operasional tertentu dibandingkan dengan probabilitas aktivitas independen. Nilai ini mengindikasikan bahwa pola ko-aktivasi yang teridentifikasi bukanlah kejadian acak, melainkan pola operasional yang andal dan dapat diprediksi. Keberadaan pola yang berulang dan dapat diprediksi tersebut menunjukkan bahwa frequent pattern mining mampu mengungkap perilaku operasional yang konsisten dan dapat dimanfaatkan sebagai dasar pengambilan keputusan berbasis data [31]. Validasi empiris ini menegaskan bahwa integrasi layanan di ekosistem UMKM ini telah berhasil membentuk pola kunjungan yang terstruktur, yang menjadi basis kokoh bagi perumusan strategi operasional ke depan. Pola ko-aktivasi antar unit usaha dalam satu klaster tidak terjadi secara instan, melainkan dibentuk oleh struktur ekosistem yang saling mendukung. Fenomena ini dapat dijelaskan melalui kerangka 'ekosistem sinergi', di mana interdependensi lokal dan klaster layanan menciptakan nilai sentralitas yang mendorong pola kunjungan terpadu. Dalam konteks UMKM, keterkaitan antara unit jasa fisik dan ritel bukan sekadar kebetulan, melainkan manifestasi dari sinergi struktural yang mampu meningkatkan keterikatan pelanggan (*customer engagement*) dalam satu klaster ekosistem yang terpadu [32].

4.3 Implementasi Strategi Operasional Berbasis Pola Asosiasi

Analisis terhadap data transaksi selama 92 hari operasional memberikan landasan kuat bagi transformasi operasional UMKM, dari model reaktif berbasis intuisi menuju pendekatan prediktif yang terstruktur. Berdasarkan pengamatan terhadap aktivitas layanan, ditemukan bahwa layanan seperti Minuman Non-Kopi dan Produk Lainnya (92 hari aktif), serta Penarikan (90 hari) dan Pembayaran Tagihan (89 hari) merupakan tulang punggung yang menjaga stabilitas ekosistem ini. Sinergi lintas unit dioptimalkan melalui tiga pilar strategi utama berikut:

a. Sinkronisasi Manajemen Inventori Berbasis Pola Ko-aktivasi

Pola ko-aktivasi antara unit Cuci Motor dan Kedai Kopi menjadi basis utama dalam sinkronisasi inventori. Aktivitas operasional layanan *Cuci Motor Standar* (78 hari aktif)

berfungsi sebagai sinyal prediktif yang andal untuk menentukan volume pengadaan stok produk *perishable* (mudah basi). Pengisian stok dapat ditingkatkan secara proporsional pada hari-hari dengan probabilitas ko-aktivasi tinggi, dengan penyesuaian berdasarkan pola historis yang teridentifikasi. Pendekatan ini memungkinkan penerapan prinsip *just-in-time* yang efektif guna meminimalkan risiko pemborosan pada periode sepi sekaligus memastikan ketersediaan produk saat volume kunjungan memuncak, sehingga ketidakefisienan operasional akibat pengisian stok berbasis intuisi dapat dieliminasi. Rekomendasi sinkronisasi inventori tersebut sejalan dengan konsep *supply chain collaboration* yang menekankan bahwa koordinasi aktivitas dan pertukaran informasi antarunit dapat meningkatkan efisiensi operasional dan menghasilkan kinerja yang lebih baik [33].

b. Penjadwalan Tenaga Kerja Adaptif pada Hari Sibuk

Identifikasi terhadap hari-hari dengan beban kerja tinggi (*peak composite days*) melalui analisis historis memberikan fondasi empiris untuk penjadwalan tenaga kerja yang lebih adaptif. Mengingat pola transaksi menunjukkan adanya tren kenaikan aktivitas pada periode tertentu, manajemen dapat mengalokasikan tenaga kerja fleksibel pada saat probabilitas ko-aktivasi terdeteksi tinggi. Strategi ini memastikan kapasitas pelayanan tetap memadai selama jam sibuk tanpa harus menanggung beban biaya operasional berlebih pada periode transaksi rendah. Pendekatan dinamis ini mengatasi dua tantangan utama sekaligus yaitu kekurangan staf pada hari sibuk yang menurunkan kualitas layanan, serta kelebihan staf pada hari sepi yang meningkatkan biaya operasional tanpa kontribusi pendapatan yang proporsional.

c. Penguatan Loyalitas melalui Program Cross-Promotion Terukur

Efisiensi operasional disempurnakan melalui program *cross-promotion* yang mengonversi pola kunjungan organik menjadi transaksi terencana. *Association rules* mampu mengidentifikasi kombinasi produk yang sering muncul bersama sehingga dapat dimanfaatkan untuk mengembangkan strategi *cross-selling* [27]. Strategi ini memanfaatkan potensi waktu tunggu pada layanan cuci motor sebagai jendela peluang penjualan yang teridentifikasi secara empiris melalui data. Pola *frequent itemsets* dapat digunakan sebagai dasar dalam pembentukan paket produk karena mencerminkan pola kunjungan yang teridentifikasi [29].

Berikut adalah tiga mekanisme utama yang dirancang untuk menginstitutionalisasi pola kunjungan multi-tujuan:

- 1) Paket Tunggu Nyaman: Menawarkan paket hemat camilan pada hari-hari dengan aktivitas Cuci Motor Standar. Strategi ini dirancang untuk meningkatkan nilai transaksi melalui penawaran harga yang lebih ekonomis dibandingkan pembelian satuan.
- 2) Paket Bersih-Tuntas: Memberikan satu cup minuman pada hari di mana layanan Cuci Motor Besar dan Penyetoran aktif. Strategi ini bertujuan mengubah pola kunjungan organik menjadi rencana kunjungan multi-tujuan yang terstruktur.
- 3) Hari Setor Berhadiah: Memberikan insentif satu cup Kopi ukuran kecil pada hari-hari dengan aktivitas Penyetoran tinggi, khususnya pada periode awal bulan. Strategi ini memanfaatkan potensi tren musiman pembayaran tagihan untuk mendorong siklus kunjungan berulang.

Implementasi ketiga strategi tersebut secara tersinkronisasi memungkinkan ekosistem UMKM bertransisi dari mode operasional reaktif yang bergantung pada intuisi, menuju mode operasional prediktif berbasis bukti data. Keterhubungan dan koordinasi antar pelaku dalam suatu ekosistem bisnis mampu meningkatkan kompetensi rantai pasok serta memperkuat kemampuan operasional organisasi [34]. Strategi ini saling memperkuat: sinkronisasi inventori memastikan ketersediaan produk saat *demand* tinggi, penjadwalan SDM berbasis proyeksi menjamin kapasitas pelayanan yang efisien, serta program *cross-promotion* mengaktifkan pola ko-kunjungan organik

menjadi penggerak pendapatan yang terencana. Melalui pembahasan di atas, temuan yang diperoleh mengonfirmasi bahwa algoritma Apriori dengan pendekatan Daily Aggregation Strategy mampu mengungkap pola asosiasi yang bermakna dari dataset transaksi ekosistem UMKM heterogen. Temuan tersebut menunjukkan bahwa hasil data mining dapat berfungsi sebagai sistem pendukung keputusan yang membantu organisasi merumuskan strategi operasional berdasarkan bukti empiris dan pola historis yang teridentifikasi [35]

Melalui pembahasan di atas, temuan yang diperoleh mengonfirmasi bahwa algoritma Apriori dengan pendekatan *Daily Aggregation Strategy* mampu mengungkap pola asosiasi yang bermakna dari dataset transaksi ekosistem UMKM heterogen. Melalui integrasi analisis kuantitatif dengan nilai *Support* (0,217), *Confidence* (0,741), dan *Lift* (1,450) dengan interpretasi pola operasional secara kontekstual, penelitian ini berhasil menjembatani celah antara analisis teknis *data mining* dan implikasi strategis operasional yang dapat diimplementasikan secara nyata. Hal ini sekaligus merealisasikan tujuan penelitian yang dicanangkan sejak awal, serta memperkuat kerangka teoritis dan desain metodologis yang telah disusun.

5 KESIMPULAN

Penelitian ini mengonfirmasi bahwa algoritma Apriori dengan pendekatan Strategi Agregasi Harian mampu mengungkap pola asosiasi yang bermakna dalam ekosistem UMKM heterogen. Nilai *Support* (0,217), *Confidence* (0,741), dan *Lift* (1,450) mengindikasikan adanya pola kunjungan multi-tujuan yang terstruktur, di mana layanan Cuci Motor, Kedai Kopi, dan BRILink cenderung aktif secara bersamaan pada hari-hari operasional tertentu. Integrasi temuan kuantitatif ini dengan interpretasi kontekstual berhasil menjembatani celah antara analisis teknis *data mining* dan implikasi strategis yang aplikatif. Hasil penelitian membuktikan bahwa efisiensi operasional dapat ditingkatkan melalui sinkronisasi inventori, penjadwalan tenaga kerja adaptif, dan program *cross-promotion* berbasis bukti data. Keterbatasan utama penelitian ini adalah absennya data identitas pelanggan per transaksi, sehingga pendekatan agregasi harian digunakan sebagai proksi untuk menganalisis pola keaktifan unit usaha. Penelitian lanjutan disarankan untuk mengintegrasikan sistem pencatatan yang mampu melacak transaksi individu guna memperdalam akurasi model prediktif, serta memperpanjang durasi observasi untuk menangkap siklus musiman jangka panjang dan pengaruh faktor eksternal lainnya secara lebih komprehensif.

REFERENSI

- [1] Majelis Permusyawaratan Rakyat Republik Indonesia, "Hubungan yang Kuat antara Sektor Industri dan UMKM Harus segera Diwujudkan."
- [2] J. Yu, YeXu, J. Zhou, and W. Chen, "Digital transformation, total factor productivity, and firm innovation investment," *Journal of Innovation & Knowledge*, vol. 9, 2024, doi: 10.1016/j.jik.2024.100487.
- [3] Lauri Paavola, Annabelle Gawer, and Mikko Hänninen, "Alignment in Mature Ecosystems: An Iterative Process Of Interorganizational Influence," *Journal of Management*, vol. 52, no. 4, pp. 1465–1500, 2026, doi: 10.1177/01492063241311227.
- [4] A. Georgescu, M. K. Peter, and S. Avasilcai, "A business ecosystem framework for SME development through associative and non-associative business structures in the digital age," *Cogent Business and Management*, vol. 9, no. 1, 2022, doi: 10.1080/23311975.2022.2143310.
- [5] S. Harno, H. K. Chan, and M. Guo, "Enhancing value creation of operational management for small to medium manufacturer: A conceptual data-driven analytical system," *Computers & Industrial Engineering*, vol. 190, p. 110141, 2024.
- [6] X. Han, T. X. Lin, and X. Wang, "Mitigating Cross-Market Competition Caused by the Risk of Uncertainty and Improve Firm Performance through Business Intelligence," *Heliyon*, vol. 10, p. e34547, 2024.

- [7] M. K. Chen, S. W. Wu, Y. P. Huang, and F. J. Chang, "The Key Success Factors for the Operation of SME Cluster Business Ecosystem," *Sustainability (Switzerland)*, vol. 14, no. 14, Jul. 2022, doi: 10.3390/su14148236.
- [8] Marisa Leal, Carmem Leal, and Rui Silva, "Entrepreneurial Ecosystems and Knowledge Management: Systematic Literature Review and Bibliometric Analysis," *Journal of the Knowledge Economy*, vol. 17, pp. 2920–2967, 2025, doi: 10.1007/s13132-025-02730-9.
- [9] P. Veena et al., "Mining Periodic-Frequent Patterns in Irregular Dense Temporal Databases Using Set Complements," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 118676–118688, 2023.
- [10] X. Sun, A. Ngueilbaye, K. Luo, Y. Cai, D. Wu, and J. Z. Huang, "A Scalable and Flexible Basket Analysis System for Big Transaction Data in Spark," *Information Processing & Management*, vol. 61, p. 103577, 2024.
- [11] Ms. Reinpeter Momanyi et al., "Analyzing Demographic Grocery Purchase Patterns in Kenyan Supermarkets Through Unsupervised Learning Techniques," *INQUIRY: The Journal of Health Care Organization, Provision, and Financing*, vol. 62, pp. 1–17, 2025, doi: 10.1177/00469580251319905.
- [12] M. Kaur and S. Kang, "Market Basket Analysis: Identifying the Changing Trends of Market Data Using Association Rule Mining," in *Procedia Computer Science*, 2016, pp. 78–85. doi: 10.1016/j.procs.2016.05.180.
- [13] J. Silva, N. Varela, L. A. B. López, R. H. Rojas, and R. H. M. Rojas, "Association Rules Extraction for Customer Segmentation in the SMEs Sector Using the Apriori Algorithm," *Procedia Computer Science*, vol. 151, pp. 1207–1212, 2019, doi: 10.1016/j.procs.2019.04.173.
- [14] Y. Kurnia, Y. Isharianto, Y. C. Giap, A. Hermawan, and Riki, "Study of Application of Data Mining Market Basket Analysis for Knowing Sales Pattern (Association of Items) at The O! Fish Restaurant Using Apriori Algorithm," in *International Conference on Advance and Scientific Innovation (ICASI)*, 2019, pp. 1–6. doi: 10.1088/1742-6596/1175/1/012047.
- [15] Mohit Kumar, B V Ananya, and Harsh Pathak, "Data-Driven Retail Strategy: Insights from Market Basket Analysis, Customer Segmentation, and Demand Forecasting," *IOSR Journal of Computer Engineering*, vol. 27, no. 3, pp. 50–56, 2025, doi: 10.9790/0661-2703045056.
- [16] T. Li, F. Liu, X. Chen, and C. Ma, "Web Log Mining Techniques to Optimize Apriori Association Rule Algorithm in Sports Data Information Management," *Scientific Reports*, vol. 14, no. 24099, pp. 1–8, 2024, doi: 10.1038/s41598-024-74427-z 1.
- [17] H. Song, X. Wang, W. Tian, L. Shi, and S. Li, "Study on Urban Residents' Travel Mode Choice Based on the CART-Apriori Method," *Scientific Reports*, vol. 16, no. 6270, pp. 1–18, 2026, doi: 10.1038/s41598-026-37216-4.
- [18] K. Chugh and N. Kantanantha, "Enhancing Traditional Trade Through a Market Basket Analysis-Based Recommendation System," *Engineering Journal*, vol. 30, no. 2, pp. 97–114, 2025, doi: 10.4186/ej.2026.30.2.97.
- [19] B. R. Lekireddy, G. Michael, N. S. R. Reddybathina, and S. N. Mohanty, "Market-Based Analysis: Apriori Approach to Analyze Purchase Patterns," *EAI Endorsed Transactions on Scalable Information Systems*, vol. 10, no. 5, 2023, doi: 10.4108/eetsis.3355.
- [20] X. Qiu, S. Ning, S. Zhang, and Z. Yang, "Research and Application of an Improved Apriori Algorithm in Market Basket Data," in *International Conference on Machine Learning and Computer Application*, Association for Computing Machinery, 2023, pp. 586–592. doi: 10.1145/3650215.3650319.
- [21] N. Padhy, S. Suman, T. S. Priyadarshini, and S. Mallick, "A Recommendation System for E-Commerce Products Using Collaborative Filtering Approaches †," in *Engineering Proceedings*, 2024, pp. 1–12.
- [22] T. A. Nastiti et al., "Membangun Ekosistem Wirausaha Lokal melalui Kolaborasi Global: Studi Pengabdian Masyarakat di Watugedhek Tourism Hub," *JAMAS: Jurnal Abdi Masyarakat*, vol. 3, no. 3, pp. 1020–1025, 2025.

- [23] A. T. Y. A. A. Alazeez, "Data Stream Mining Between Classical and Modern Applications : A Review," *Journal of Education and Science*, vol. 30, no. 5, pp. 30–43, 2021, doi: 10.33899/edusj.2021.130093.1158.
- [24] Widyawati, E. R. Putra, and S. Septiani, "Pemanfaatan Data Mining untuk Identifikasi Pola Pembelian Produk Platform Perdagangan Elektronik E-Commerce Plaza Banten," *Jurnal Sistem Informasi dan Informatika (Simika)*, vol. 9, no. 1, pp. 160–172, 2026.
- [25] J. Han, M. Kamber, and J. Pei, *Data Mining Concepts and Techniques*. Morgan Kaufmann/Elsevier, 2012.
- [26] H. Hou and S. Zhou, "Integration and Optimization of Multimedia Network-Assisted English Teaching Resources Based on Association Rule Algorithm," *Mobile Information System*, vol. 2022, pp. 1–9, 2022, doi: 10.1155/2022/3565891.
- [27] I. A. Ashari, A. Wirasto, D. N. Triwibowo, and Purwono, "Implementasi Market Basket Analysis dengan Algoritma Apriori untuk Analisis Pendapatan Usaha Retail," *Matrik: Jurnal Manajemen, Teknik Informatika, dan Rekayasa Komputer*, vol. 21, no. 3, pp. 701–709, 2022.
- [28] D. Juniar and B. Daniawan, "Optimasi Sistem Informasi Pembelian, Persediaan, dan Penjualan Barang dengan Penerapan Algoritma Apriori," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 10, no. April, pp. 100–115, 2024.
- [29] D. Pratiwi and J. S. Wibowo, "Implementasi Algoritme Apriori Pada Sistem Persediaan Obat Apotik Puskesmas," *Jutisi : Jurnal Ilmiah Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 12, no. 1, pp. 214–219, 2023.
- [30] S. Marselina, J. H. Jaman, and D. E. Kurniawan, "Sales Analysis Using Apriori Algorithm in Data Mining Application on Food and Beverage (F&B) Transactions," *Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC)*, vol. 7, no. 2, pp. 218–223, 2023.
- [31] J. Han, J. Pei, and Y. Yin, "Mining Frequent P atterns without Candidate Generation."
- [32] Natalie Burford, Andrew Shipilov, and Nathan Furr, "Ecosystem synergies as drivers of acquisitions," *Strategic Managemen Journal*, no. January 2022, pp. 3218–3251, 2025, doi: 10.1002/smj.3729.
- [33] M. ; Simatupang and R. Sridharan, "The collaboration index: a measure for supply chain collaboration," 2005.
- [34] M. Riquelme-Medina, M. Stevenson, V. Barrales-Molina, and F. J. Llorens-Montes, "Business ecosystem embeddedness to enhance supply chain competence: the key role of external knowledge capacities," *Production Planning and Control*, vol. 34, no. 7, pp. 658–675, 2023, doi: 10.1080/09537287.2021.1951389.
- [35] Allison Jones-Farmer et al., "Data Mining for Business Analytics: Concepts, Techniques, and Applications with JMP Pro® hits the 'sweet spot' in terms of balancing the technical and applied aspects of data mining. The content and technical level of the book work beautifully for a variety of students ranging from undergraduates to MBAs to those in applied graduate programs Data Mining for Business Analytics Data Mining for Business Analytics Concepts, Techniques, and Applications with Jmp Pro ®." [Online]. Available: www.jmp.com/dataminingbook