

# Analisis Keterkaitan Layanan Laundry Menggunakan Market Basket Analysis dan Apriori pada One Laundry Jogja

Revana Hary Tristiani\*, Frederik Samuel Papilaya

Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Kristen Satya Wacana, Salatiga, Indonesia

Email: <sup>1</sup>\*682023066@student.uksw.edu, <sup>2</sup>samuel.papilaya@uksw.edu

Email Penulis Korespondensi: 682023066@student.uksw.edu\*

Submitted: 08/08/2026; Accepted: 26/09/2026; Published: 30/09/2026s

**Abstrak**—Data transaksi pada usaha jasa laundry dapat digunakan untuk mengidentifikasi keterkaitan antarlayanan, tetapi struktur label yang heterogen dapat menghasilkan interpretasi yang kurang tepat apabila seluruh label diperlakukan sebagai item yang setara. Penelitian ini bertujuan menganalisis keterkaitan layanan pada One Laundry Jogja menggunakan Market Basket Analysis dengan algoritma Apriori terhadap 6.790 transaksi periode 8 Juli–31 Desember 2025. Data diproses melalui kanonikalisasi label, klasifikasi semantik item, dan transformasi ke matriks transaksional biner. Kanonikalisasi memetakan 198 label mentah menjadi 138 label kanonik, dengan 114 layanan atomik untuk analisis utama. Pilihan parfum wajib, label operasional, dan konteks pelanggan dipisahkan dari basket layanan agar tidak membentuk asosiasi struktural yang keliru diinterpretasikan sebagai pola bundling. Sebanyak 603 transaksi (8,88%) memuat sedikitnya dua layanan atomik. Analisis sensitivitas menetapkan minimum support 0,005 dan minimum confidence 0,30. Dua aturan asosiasi positif diperoleh, yaitu Seprei (Sedang) → Komplit (2 Hari) dengan support 0,007216, confidence 0,340278, dan lift 1,941585, serta Seprei (Kecil) → Komplit (2 Hari) dengan support 0,005596, confidence 0,351852, dan lift 2,007625. Evaluasi antarbulan menunjukkan lift lebih besar dari 1 masing-masing pada lima dari enam dan enam dari enam bulan pengamatan. Kontribusi penelitian ini terletak pada pemisahan semantik item, analisis sensitivitas parameter, dan evaluasi kestabilan temporal. Temuan dapat digunakan sebagai dasar awal pemilihan kandidat paket layanan atau promosi silang yang selanjutnya perlu diuji secara operasional.

**Kata Kunci:** Algoritma Apriori; Aturan Asosiasi; Laundry; Market Basket Analysis; Keterkaitan Layanan

**Abstract**—Laundry transaction data can be used to identify service associations, but heterogeneous transaction labels may lead to inappropriate interpretations when all labels are treated as equivalent items. This study analyzes service associations at One Laundry Jogja using Market Basket Analysis with the Apriori algorithm on 6,790 transactions recorded from July 8 to December 31, 2025. The data were preprocessed through label canonicalization, semantic item classification, and transformation into a binary transactional matrix. Canonicalization reduced 198 raw labels to 138 canonical labels, including 114 atomic services for the primary analysis. Mandatory fragrance choices, operational labels, and customer-context labels were separated from the primary service baskets to prevent structural associations from being misinterpreted as bundling patterns. A total of 603 transactions (8.88%) contained at least two atomic services. Sensitivity analysis selected a minimum support of 0.005 and a minimum confidence of 0.30. Two positive association rules were obtained: Seprei (Sedang) → Komplit (2 Hari), with support 0.007216, confidence 0.340278, and lift 1.941585; and Seprei (Kecil) → Komplit (2 Hari), with support 0.005596, confidence 0.351852, and lift 2.007625. Monthly evaluation showed lift values above 1 in five of six and six of six months, respectively. The contribution of this study lies in semantic item separation, parameter sensitivity analysis, and temporal stability evaluation. The findings provide an initial basis for candidate service bundles or cross-promotion strategies that require subsequent operational testing.

**Keywords:** Apriori Algorithm; Association Rules; Laundry; Market Basket Analysis; Service Association

## 1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi mendorong pengelolaan bisnis ke arah pemanfaatan data digital untuk mendukung proses pengambilan keputusan [1]. Data transaksi yang dihasilkan dari aktivitas operasional tidak hanya berfungsi sebagai dokumentasi penjualan, tetapi juga dapat dianalisis untuk memperoleh informasi mengenai pola pembelian, keterkaitan antaritem, dan kecenderungan pilihan pelanggan [2][3]. Pada usaha jasa laundry, satu transaksi dapat memuat beberapa jenis layanan, seperti layanan kiloan, layanan satuan, dan layanan ekspres. One Laundry Jogja telah mencatat 6.790 transaksi operasional pada periode 8 Juli–31 Desember 2025. Namun, data tersebut belum dianalisis secara sistematis untuk mengetahui keterkaitan antarlayanan sebagai dasar penyusunan kandidat paket layanan atau promosi silang. Secara analitis, permasalahan pada data One Laundry Jogja tidak hanya terletak pada belum dimanfaatkannya pola transaksi, tetapi juga pada struktur label transaksinya yang heterogen. Selain layanan yang dapat dianalisis sebagai item layanan, data memuat pilihan parfum yang wajib ditentukan dalam setiap transaksi serta label yang merepresentasikan kebutuhan operasional atau konteks pelanggan. Apabila seluruh label tersebut diperlakukan sebagai item yang setara, pola yang terbentuk berpotensi lebih merefleksikan struktur pencatatan transaksi daripada keterkaitan antarlayanan yang relevan untuk rekomendasi paket. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, penelitian ini menerapkan *Market Basket Analysis* dengan algoritma Apriori setelah item transaksi dipisahkan berdasarkan fungsi semantiknya.

Salah satu pendekatan yang dapat digunakan untuk menganalisis keterkaitan antarlayanan dalam data transaksi adalah *Market Basket Analysis* (MBA) [2][4]. MBA menggunakan pendekatan *association rule mining* untuk mengidentifikasi item yang cenderung muncul secara bersamaan dalam satu transaksi [4]. Dalam penelitian ini, analisis utama difokuskan pada label yang merepresentasikan layanan atomik, yaitu layanan yang dapat

diperlakukan sebagai item layanan dalam pembentukan *basket*, sedangkan pilihan parfum wajib dan label konteks dipisahkan dari *basket* layanan utama. Algoritma Apriori digunakan untuk membentuk *frequent itemset* berdasarkan nilai *support* dan menghasilkan aturan asosiasi yang dievaluasi menggunakan *confidence* dan *lift* [5]. Nilai *support* menunjukkan proporsi kemunculan kombinasi item dalam keseluruhan transaksi, *confidence* menunjukkan kecenderungan kemunculan *consequent* ketika *antecedent* muncul, sedangkan *lift* membandingkan kecenderungan tersebut terhadap tingkat kemunculan *consequent* secara umum [4][5]. Dengan demikian, penerapan MBA pada penelitian ini tidak hanya digunakan untuk menemukan kombinasi yang sering muncul, tetapi juga untuk mengevaluasi apakah pola tersebut menunjukkan asosiasi positif setelah mempertimbangkan tingkat kemunculan layanan secara umum.

Sejumlah penelitian terdahulu menunjukkan bahwa algoritma Apriori telah digunakan untuk mengolah data transaksi menjadi pola asosiasi pada berbagai konteks. Pada sektor jasa laundry, Nugraha dkk. menerapkan algoritma Apriori pada transaksi Kartika Laundry untuk mengidentifikasi pola transaksi dan kecenderungan pelanggan berdasarkan jenis cucian, kemudian menggunakan pola yang diperoleh sebagai pertimbangan dalam prioritas pengerjaan serta persediaan bahan [6]. Pada sektor ritel, Hidayatulloh dkk. mengidentifikasi keterkaitan antarproduk dengan nilai *lift* lebih besar dari 1 untuk mendukung strategi penempatan produk [7], sedangkan Trifena dkk. menggunakan pola asosiasi untuk menentukan kombinasi produk yang dapat dipertimbangkan dalam strategi *bundling* [8]. Bagaskara dan Bangkalang menerapkan *Market Basket Analysis* pada transaksi UMKM Culture Coffee dengan mengevaluasi aturan menggunakan *support*, *confidence*, dan *lift* untuk mendukung rekomendasi paket produk [9]. Samasto dan Mailoa juga menggunakan Apriori untuk mengidentifikasi pola pembelian yang selanjutnya dimanfaatkan sebagai dasar strategi promosi melalui *bundling* dan *cross-selling* [10]. Studi-studi tersebut menunjukkan bahwa Apriori dapat digunakan untuk mendukung keputusan pemasaran maupun operasional berdasarkan pola transaksi, tetapi fokus dan struktur data yang dianalisis tidak sepenuhnya sama dengan karakteristik transaksi One Laundry Jogja.

Kesenjangan penelitian yang ditangani dalam studi ini terletak pada tiga aspek. Pertama, studi pembandingan pada sektor ritel dan usaha produk menganalisis item yang secara langsung merepresentasikan produk atau menu yang dibeli [7][8][9][10], sedangkan data One Laundry Jogja mengandung label dengan fungsi semantik yang berbeda. Pemisahan fungsi antarlabel penting karena pilihan yang bersifat wajib atau label konteks operasional dapat menghasilkan kemunculan bersama yang bersifat struktural dan berpotensi keliru diinterpretasikan sebagai peluang *bundling* apabila diperlakukan setara dengan layanan yang dapat dikombinasikan.

Kedua, studi pembandingan telah menggunakan maupun menguji nilai minimum *support* dan *confidence*. Bagaskara dan Bangkalang melakukan beberapa percobaan untuk menentukan ambang *support*, *confidence*, dan *lift*, sedangkan Samasto dan Mailoa menetapkan minimum *support* dan *confidence* tertentu sebelum membentuk aturan asosiasi [9][10]. Namun, pada studi pembandingan tersebut belum dilaporkan evaluasi sensitivitas parameter secara terstruktur yang sekaligus mengaitkan perubahan nilai ambang dengan karakteristik kepadatan *basket*, jumlah transaksi pendukung, dan kualitas asosiasi. Pemilihan minimum *support* penting karena ambang yang tidak sesuai dengan karakteristik data dapat menghasilkan terlalu banyak aturan yang kurang informatif atau justru menghilangkan pola yang relevan [11]. Selain itu, interpretasi aturan dengan dukungan rendah perlu dilakukan secara hati-hati karena nilai *lift* dapat memberikan gambaran kekuatan relatif yang tinggi pada kondisi *low support* [12].

Ketiga, pada studi pembandingan yang ditelaah, hasil aturan asosiasi terutama dilaporkan dari analisis data secara agregat [6][7][8][9][10]. Bagaskara dan Bangkalang memang menyertakan analisis pola penjualan berdasarkan waktu dan hari, tetapi evaluasi kestabilan metrik aturan asosiasi yang sama pada beberapa periode belum menjadi bagian utama analisis [9]. Pemeriksaan temporal pada penelitian ini digunakan untuk membedakan pola yang hanya terlihat pada hasil agregat dari pola yang tetap menunjukkan arah asosiasi yang relatif konsisten ketika data dievaluasi pada periode berbeda. Penggunaan atribut waktu dalam *Market Basket Analysis* juga telah digunakan sebagai perluasan dari analisis asosiasi berbasis produk semata [13].

Berdasarkan kesenjangan tersebut, kontribusi utama penelitian ini bersifat metodologis dan berorientasi pada penerapan, bukan berupa pengembangan algoritma Apriori baru. Kontribusi metodologis penelitian terletak pada kombinasi tiga pendekatan analitis dalam konteks transaksi jasa laundry, yaitu pemisahan item berdasarkan fungsi semantiknya sebelum pembentukan *basket*, analisis sensitivitas parameter dengan mempertimbangkan karakteristik *basket* dan jumlah transaksi pendukung, serta evaluasi kestabilan aturan asosiasi antarbulan. Pendekatan tersebut digunakan untuk memperkuat proses interpretasi aturan asosiasi agar tidak hanya didasarkan pada frekuensi kemunculan bersama atau nilai *confidence*, tetapi juga mempertimbangkan relevansi item, kekuatan asosiasi berdasarkan *lift*, sensitivitas terhadap nilai ambang, dan konsistensi temporal [11][12][13]. Dari sisi penerapan, pendekatan tersebut diterapkan pada data transaksi aktual One Laundry Jogja untuk mengidentifikasi pola keterkaitan antarlayanan yang dapat digunakan sebagai dasar awal dalam menentukan kandidat paket layanan atau promosi silang. Dengan demikian, kebaruan penelitian ini terletak pada penerapan kombinasi pemisahan semantik item, analisis sensitivitas parameter, dan evaluasi kestabilan temporal untuk menghasilkan interpretasi pola asosiasi yang lebih kontekstual pada transaksi jasa laundry. Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi *frequent itemset* dan aturan asosiasi antarlayanan pada One Laundry Jogja menggunakan algoritma Apriori, mengevaluasi kekuatan serta kestabilan pola yang dihasilkan, dan memberikan dasar awal bagi pengelola dalam menentukan kandidat paket layanan atau promosi silang berdasarkan pola transaksi aktual. Hasil penelitian diposisikan sebagai

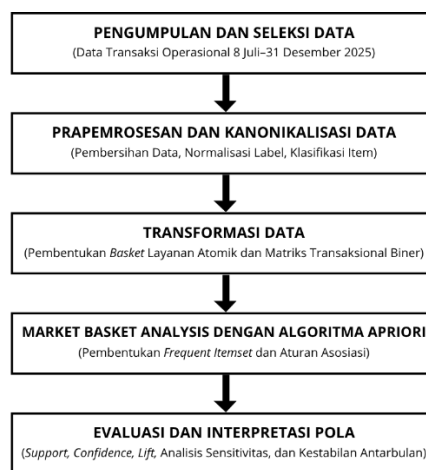
dasar analitis awal dan bukan sebagai bukti bahwa penerapan paket atau promosi tersebut akan meningkatkan penjualan, sehingga implementasinya tetap memerlukan pertimbangan kondisi operasional dan pengujian respons pelanggan.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini menggunakan kerangka kerja *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) sebagai landasan metodologis dalam proses penggalian pola dari data transaksi pelanggan [14][15]. KDD merupakan proses penemuan pengetahuan dari data yang mencakup tahap seleksi data, prapemrosesan, transformasi, *data mining*, serta interpretasi dan evaluasi pola yang dihasilkan [14][15][16]. Kerangka tersebut digunakan untuk mengolah data transaksi One Laundry Jogja secara sistematis mulai dari penyiapan data hingga evaluasi pola asosiasi antarlayanan yang diperoleh.

Tahapan penelitian terdiri atas pengumpulan dan seleksi data, prapemrosesan dan kanonikalisasi data, transformasi data, penerapan *Market Basket Analysis* dengan algoritma Apriori, serta evaluasi dan interpretasi pola. Pada tahap pengumpulan dan seleksi data, data transaksi operasional One Laundry Jogja periode 8 Juli–31 Desember 2025 dikumpulkan dan diperiksa kesesuaiannya dengan periode serta atribut yang dibutuhkan dalam penelitian. Selanjutnya, prapemrosesan dan kanonikalisasi dilakukan untuk memeriksa kualitas data, memperbaiki ketidakkonsistenan penulisan item, serta menyeragamkan label yang merepresentasikan layanan yang sama. Item transaksi kemudian diklasifikasikan berdasarkan fungsi analisis sehingga layanan atomik dapat dibedakan dari pilihan parfum wajib, item operasional, dan konteks pelanggan yang tidak digunakan sebagai item utama dalam analisis asosiasi layanan. Pada tahap transformasi, setiap transaksi dibentuk menjadi *basket* layanan atomik dan direpresentasikan dalam matriks transaksional biner. Matriks tersebut kemudian dianalisis menggunakan algoritma Apriori untuk membentuk *frequent itemset* dan aturan asosiasi [5][15]. Pola yang dihasilkan dievaluasi menggunakan *support*, *confidence*, dan *lift* [5][15], disertai analisis sensitivitas parameter serta evaluasi kestabilan aturan asosiasi antarbulan. Rangkaian tahapan penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

### 2.2 Pengumpulan dan Seleksi Data

Data penelitian berasal dari catatan transaksi operasional One Laundry Jogja pada periode 8 Juli–31 Desember 2025. Data transaksi pada aplikasi operasional ditranskripsikan secara manual ke dalam lembar kerja karena sistem yang digunakan tidak menyediakan fasilitas ekspor data dalam format yang dapat langsung digunakan untuk analisis. Proses transkripsi dilakukan terhadap seluruh transaksi yang tercatat selama periode penelitian dan menghasilkan 6.790 transaksi. Cakupan jumlah transaksi diperiksa dengan mencocokkan jumlah transaksi per bulan pada data hasil transkripsi dengan jumlah transaksi yang tercatat pada aplikasi operasional. Hasil rekonsiliasi menunjukkan jumlah yang sama, yaitu 828 transaksi pada Juli, 1.274 pada Agustus, 968 pada September, 1.261 pada Oktober, 1.329 pada November, dan 1.130 pada Desember, dengan total 6.790 transaksi. Rekonsiliasi tersebut digunakan sebagai pemeriksaan cakupan data pada tingkat jumlah transaksi bulanan, sedangkan konsistensi isi transaksi diperiksa lebih lanjut pada tahap prapemrosesan. Meskipun demikian, penggunaan transkripsi manual merupakan keterbatasan penelitian karena proses pemindahan data secara manual berpotensi menimbulkan kesalahan pada tingkat isi atau pemetaan item yang tidak sepenuhnya dapat dideteksi hanya melalui rekonsiliasi jumlah transaksi. Oleh karena itu, pemeriksaan isi transaksi, kanonikalisasi label, dan audit perubahan data dilakukan pada tahap prapemrosesan untuk meminimalkan risiko tersebut.

Unit analisis penelitian adalah transaksi pelanggan, sedangkan populasi penelitian mencakup seluruh transaksi One Laundry Jogja yang tercatat selama periode penelitian. Karena seluruh 6.790 transaksi pada periode tersebut digunakan sebagai unit observasi, penelitian ini tidak melakukan pemilihan sampel.

Data hasil transkripsi memuat nomor urut pencatatan, ID transaksi sumber, tanggal transaksi, dan item transaksi sebagaimana ditampilkan pada aplikasi operasional. ID transaksi sumber digunakan sebagai identitas transaksi, sedangkan nomor urut hanya berfungsi sebagai penanda urutan proses pencatatan dan tidak digunakan sebagai variabel analisis. Tanggal transaksi digunakan untuk memastikan kesesuaian data dengan periode penelitian serta mendukung evaluasi kestabilan aturan asosiasi antarbulan. Item transaksi menjadi sumber pembentukan *basket* pada tahap prapemrosesan dan transformasi setelah melalui proses kanonikalisasi dan klasifikasi berdasarkan fungsi analisis. Kolom tambahan yang tidak memuat informasi analitis, seperti kolom tanpa nama (*Unnamed: 4*), tidak digunakan dalam proses analisis berikutnya.

### 2.3 Prapemrosesan dan Kanonikalisasi Data

Prapemrosesan dilakukan untuk memastikan data transaksi memiliki kualitas dan struktur yang sesuai dengan kebutuhan analisis asosiasi [15]. Pemeriksaan awal dilakukan terhadap kelengkapan ID transaksi sumber, tanggal transaksi, item transaksi, serta konsistensi periode pencatatan. Pemeriksaan juga mencakup identifikasi duplikasi identitas transaksi, format tanggal yang tidak valid, kesalahan pemisahan item, dan kemunculan item yang sama lebih dari satu kali dalam satu transaksi. Transaksi tidak dihapus hanya karena memuat pengulangan item yang sama, karena pengulangan tersebut merupakan bagian dari data sebagaimana tercatat pada sumber. Informasi pengulangan tetap dipertahankan pada data audit, sedangkan representasi biner pada tahap transformasi hanya menggunakan informasi keberadaan atau ketidakberadaan suatu item dalam transaksi.

Selanjutnya, kanonikalisasi dilakukan terhadap label item untuk mengatasi variasi penulisan yang merepresentasikan item dengan makna yang sama. Proses ini mencakup perbaikan kesalahan penulisan, penyeragaman ejaan dan format label, penyatuan nomenklatur lama dengan label yang ekuivalen, serta perbaikan kesalahan pemisahan item pada transaksi tertentu. Sebagai contoh, label Komplit (1 Hari Ambil Sendiri) diseragamkan menjadi Komplit (1 Hari), sedangkan variasi penulisan yang teridentifikasi sebagai kesalahan pengetikan dipetakan ke label kanonik yang sesuai. Setiap perubahan dicatat melalui pemetaan antara label mentah dan label kanonik agar proses prapemrosesan tetap dapat ditelusuri.

Setelah kanonikalisasi, item transaksi diklasifikasikan berdasarkan fungsi analisis menjadi layanan atomik, pilihan parfum, item operasional atau konteks transaksi, serta konteks pelanggan bisnis. Pemisahan ini diperlukan karena tidak seluruh label dalam transaksi merepresentasikan layanan yang dapat diperlakukan secara setara dalam *Market Basket Analysis*. Berdasarkan aturan operasional One Laundry Jogja, setiap transaksi diwajibkan memiliki satu pilihan parfum atau No Parfume. Oleh karena itu, pilihan parfum dipisahkan dari *basket* layanan utama agar kewajiban tersebut tidak membentuk asosiasi struktural yang dapat keliru diinterpretasikan sebagai pola *bundling* layanan. Item operasional, seperti permintaan penanganan khusus atau komponen biaya yang berkaitan dengan proses layanan, serta label konteks pelanggan bisnis yang tidak merepresentasikan layanan atomik, juga tidak digunakan sebagai item utama dalam analisis asosiasi layanan.

Hasil prapemrosesan berupa label yang telah dikanonikalisasi beserta klasifikasi fungsi setiap item digunakan pada tahap transformasi data. Seluruh transaksi tetap dipertahankan sebagai unit observasi sehingga jumlah transaksi penelitian tetap sebanyak 6.790 transaksi.

**Tabel 1.** Contoh Data Transaksi Sebelum dan Setelah Prapemrosesan

| ID Transaksi  | Item Mentah                                            | Setelah Kanonikalisasi/Klasifikasi                                        |
|---------------|--------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------|
| TRX/250709001 | Komplit (1 Hari), Request (Jarak Per KM), Parfum Soft  | Komplit (1 Hari) / konteks: Request (Jarak Per KM) / parfum: Parfum Soft  |
| TRX/250709002 | Komplit (1 Hari Ambil Sendiri), Parfum Sweet           | Komplit (1 Hari) / parfum: Parfum Sweet                                   |
| TRX/250709004 | Komplit (1 Hari), Request (Cuci Pisah), Parfum Flowery | Komplit (1 Hari) / konteks: Request (Cuci Pisah) / parfum: Parfum Flowery |
| TRX/250709005 | Cuci Kering (Ekspress 3 Jam), Parfum Flowery           | Cuci Kering (Express 3 Jam) / parfum: Parfum Flowery                      |

Untuk memberikan gambaran mengenai struktur data sebelum tahap prapemrosesan, sebagian data transaksi mentah hasil transkripsi ditampilkan pada Gambar 2. Data tersebut memuat nomor urut pencatatan, ID transaksi sumber, tanggal transaksi, serta item transaksi sebagaimana tercatat pada data operasional. Contoh tersebut memperlihatkan bahwa satu transaksi dapat memuat beberapa label dengan fungsi yang berbeda serta variasi penulisan yang selanjutnya ditangani melalui proses kanonikalisasi dan klasifikasi item.

| No | ID Transaksi  | Tanggal     | Item Layanan                                           |
|----|---------------|-------------|--------------------------------------------------------|
| 1  | TRX/250708001 | 08 Jul 2025 | Kiloan (Kilat), Parfum Molto Blue                      |
| 2  | TRX/250708003 | 08 Jul 2025 | Kiloan (Regular), Parfum Molto Blue                    |
| 3  | TRX/250708005 | 08 Jul 2025 | Kiloan (Ekspress), Jas (Kilat), Parfum Molto Blue      |
| 4  | TRX/250708006 | 08 Jul 2025 | Express (Express 3 Jam), Parfum Snappy                 |
| 5  | TRX/250709001 | 09 Jul 2025 | Komplit (1 Hari), Request (Jarak Per KM), Parfum Soft  |
| 6  | TRX/250709002 | 09 Jul 2025 | Komplit (1 Hari Ambil Sendiri), Parfum Sweet           |
| 7  | TRX/250709003 | 09 Jul 2025 | Komplit (2 Hari Ambil Sendiri), Parfum Sweet           |
| 8  | TRX/250709004 | 09 Jul 2025 | Komplit (1 Hari), Request (Cuci Pisah), Parfum Flowery |
| 9  | TRX/250709005 | 09 Jul 2025 | Cuci Kering (Ekspress 3 Jam), Parfum Flowery           |
| 10 | TRX/250709006 | 09 Jul 2025 | Komplit (2 Hari), Parfum Sweet                         |

**Gambar 2.** Contoh Data Transaksi Mentah One Laundry Jogja

Berdasarkan Gambar 2, satu transaksi dapat memuat lebih dari satu item dengan fungsi yang berbeda. Selain itu, terdapat variasi nomenklatur dan penulisan item yang memerlukan penyeragaman sebelum pembentukan *basket* layanan. Proses kanonikalisasi dan klasifikasi terhadap contoh data tersebut dirangkum pada Tabel 1.

## 2.4 Transformasi Data

Data yang telah melalui tahap prapemrosesan dan kanonikalisasi selanjutnya ditransformasikan ke dalam bentuk *basket* transaksi yang digunakan sebagai masukan pada analisis asosiasi. Pada analisis utama, *basket* transaksi hanya memuat layanan atomik yang merepresentasikan layanan laundry yang dapat dianalisis sebagai item asosiasi. Pilihan parfum wajib, item operasional atau konteks transaksi, serta konteks pelanggan bisnis yang telah dipisahkan pada tahap prapemrosesan tidak dimasukkan sebagai item utama dalam *basket* layanan.

Setiap transaksi direpresentasikan sebagai himpunan layanan atomik unik. Apabila layanan yang sama tercatat lebih dari satu kali dalam satu transaksi, layanan tersebut tetap direpresentasikan satu kali karena *Market Basket Analysis* menggunakan keberadaan item pada tingkat transaksi, bukan jumlah kemunculannya [5][17]. Dengan demikian, informasi pengulangan item tetap dipertahankan pada data audit, tetapi tidak menambah bobot item dalam matriks transaksional.

*Basket* layanan kemudian dikonversikan menjadi matriks transaksional biner, dengan setiap baris merepresentasikan satu transaksi dan setiap kolom merepresentasikan satu layanan atomik. Nilai 1 menunjukkan bahwa suatu layanan terdapat dalam transaksi, sedangkan nilai 0 menunjukkan bahwa layanan tersebut tidak terdapat dalam transaksi [3][17]. Hasil transformasi menghasilkan matriks berukuran 6.790 baris transaksi dan 114 kolom layanan atomik yang selanjutnya digunakan dalam proses pembentukan *frequent itemset* dan aturan asosiasi.

Setelah pembentukan *basket* berdasarkan klasifikasi fungsi item, terdapat 89 transaksi yang tidak memuat layanan atomik dalam *basket* utama karena transaksi tersebut hanya memuat pilihan parfum, item operasional atau konteks transaksi, dan/atau konteks pelanggan bisnis. Transaksi tersebut tidak dihapus dari data penelitian dan tetap dipertahankan sebagai baris bernilai 0 pada seluruh kolom layanan atomik. Pendekatan ini dilakukan agar perhitungan *support* tetap menggunakan keseluruhan 6.790 transaksi sebagai penyebut dan tidak meningkat secara artifisial akibat penghapusan transaksi yang tidak memiliki layanan atomik [5]. Contoh transformasi transaksi ke dalam matriks transaksional biner disajikan pada Tabel 2.

**Tabel 2.** Contoh Transformasi Transaksi ke Matriks Transaksional Biner

| ID Transaksi  | Kiloan (Express) | Jas (Kilat) | Komplit (1 Hari) | Cuci Kering (Express 3 Jam) |
|---------------|------------------|-------------|------------------|-----------------------------|
| TRX/250708005 | 1                | 1           | 0                | 0                           |
| TRX/250709001 | 0                | 0           | 1                | 0                           |
| TRX/250709005 | 0                | 0           | 0                | 1                           |
| TRX/250709007 | 0                | 0           | 0                | 1                           |

## 2.5 Market Basket Analysis dengan Algoritma Apriori

*Market Basket Analysis* (MBA) merupakan teknik analisis dalam *data mining* yang digunakan untuk mengidentifikasi keterkaitan antaritem yang muncul secara bersamaan dalam satu transaksi [2][18]. Dalam penelitian ini, item pada analisis utama berupa layanan atomik laundry yang telah melalui tahap prapemrosesan, kanonikalisasi, dan transformasi data. MBA digunakan untuk mengidentifikasi kombinasi layanan yang menunjukkan pola kemunculan bersama pada transaksi pelanggan.

Algoritma yang digunakan adalah Apriori, yaitu algoritma yang membentuk kandidat *itemset* berdasarkan prinsip bahwa suatu *itemset* hanya dapat menjadi *frequent itemset* apabila seluruh *subset*-nya juga memenuhi nilai minimum *support* [19]. Proses Apriori dilakukan secara iteratif mulai dari 1-*itemset*, kemudian membentuk kandidat *itemset* dengan ukuran yang lebih besar selama masih memenuhi ambang minimum *support* [19].

*Frequent itemset* yang terbentuk selanjutnya digunakan untuk menghasilkan aturan asosiasi dalam bentuk  $A \rightarrow B$ , dengan  $A$  sebagai *antecedent* dan  $B$  sebagai *consequent* [19][20].

Nilai *support* digunakan untuk mengukur proporsi transaksi yang memuat item  $A$  dan  $B$  secara bersamaan terhadap seluruh transaksi yang dianalisis [20]. Nilai *support* dihitung menggunakan Persamaan (1).

$$\text{Support}(A \cap B) = \frac{\text{Frek}(A \cap B)}{N} \quad (1)$$

dengan  $\text{Frek}(A \cap B)$  merupakan jumlah transaksi yang memuat item  $A$  dan  $B$  secara bersamaan, sedangkan  $N$  merupakan jumlah seluruh transaksi yang dianalisis.

Nilai *confidence* digunakan untuk mengukur proporsi transaksi yang memuat item  $B$  di antara transaksi yang memuat item  $A$  [20]. Nilai *confidence* dihitung menggunakan Persamaan (2).

$$\text{Confidence}(A \rightarrow B) = \frac{\text{Frek}(A \cap B)}{\text{Frek}(A)} \quad (2)$$

dengan  $\text{Frek}(A)$  merupakan jumlah transaksi yang memuat item  $A$ .

Aturan asosiasi yang terbentuk selanjutnya dievaluasi menggunakan nilai *lift*. Nilai *lift* membandingkan nilai *confidence* suatu aturan dengan tingkat kemunculan *consequent* pada keseluruhan transaksi [20]. Nilai *lift* dihitung menggunakan Persamaan (3).

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

sedangkan nilai *support* item  $B$  dihitung menggunakan Persamaan (4).

$$\text{Support}(B) = \frac{\text{Frek}(B)}{N} \quad (4)$$

dengan  $\text{Frek}(B)$  merupakan jumlah transaksi yang memuat item  $B$ . Nilai *lift* lebih besar dari 1 menunjukkan bahwa kemunculan  $B$  pada transaksi yang memuat  $A$  lebih tinggi dibandingkan tingkat kemunculan  $B$  secara umum sehingga aturan menunjukkan asosiasi positif [20]. Nilai *lift* sama dengan 1 menunjukkan bahwa kemunculan  $B$  tidak meningkat ketika  $A$  muncul, sedangkan nilai *lift* kurang dari 1 menunjukkan bahwa  $B$  muncul bersama  $A$  dengan proporsi yang lebih rendah dibandingkan tingkat kemunculan  $B$  secara umum [20].

Sebagai validasi perhitungan manual, digunakan aturan Seprei (Kecil)  $\rightarrow$  Komplit (2 Hari). Dari 6.790 transaksi, Seprei (Kecil) terdapat pada 108 transaksi, Komplit (2 Hari) terdapat pada 1.190 transaksi, dan kedua layanan muncul bersama pada 38 transaksi. Dengan menggunakan Persamaan (1), nilai *support* aturan tersebut adalah  $38/6.790 = 0,005596$ . Berdasarkan Persamaan (2), nilai *confidence* diperoleh sebesar  $38/108 = 0,351852$ . Selanjutnya, nilai *support* Komplit (2 Hari) berdasarkan Persamaan (4) adalah  $1.190/6.790 = 0,175258$ . Dengan demikian, berdasarkan Persamaan (3), nilai *lift* diperoleh sebesar  $0,351852/0,175258 = 2,007625$ . Hasil perhitungan manual tersebut konsisten dengan hasil pemrosesan algoritma Apriori dan menunjukkan bahwa aturan Seprei (Kecil)  $\rightarrow$  Komplit (2 Hari) memiliki asosiasi positif.

## 2.6 Evaluasi dan Interpretasi Pola

Analisis dilakukan menggunakan bahasa pemrograman *Python* melalui lingkungan *Google Colab* dengan bantuan pustaka *mlxtend* untuk membentuk *frequent itemset* dan aturan asosiasi. Matriks transaksional biner hasil tahap transformasi digunakan sebagai masukan pada algoritma Apriori. Evaluasi pola dilakukan melalui analisis sensitivitas nilai minimum *support* dan *confidence*, evaluasi nilai *lift*, jumlah transaksi pendukung, serta pemeriksaan kestabilan aturan asosiasi antarbulan.

Sebelum menentukan nilai minimum *support*, dilakukan pemeriksaan terhadap karakteristik *basket* layanan. Dari 6.790 transaksi, sebanyak 603 transaksi atau 8,88% memuat sedikitnya dua layanan atomik, sedangkan sebagian besar transaksi hanya memuat satu layanan atomik. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa kemunculan bersama antarlayanan relatif jarang sehingga penggunaan nilai minimum *support* yang terlalu tinggi berpotensi menghilangkan pola asosiasi yang terdapat pada data [11].

Penentuan minimum *support* dilakukan secara bertahap melalui analisis sensitivitas. Pemeriksaan awal menunjukkan bahwa pada nilai *support* 0,03; 0,02; dan 0,01 tidak terdapat pasangan layanan yang memenuhi ambang tersebut. Pada nilai 0,0075 hanya terdapat satu pasangan layanan yang memenuhi minimum *support* dan belum menghasilkan aturan dengan asosiasi positif pada minimum *confidence* 0,30. Nilai minimum *support* 0,005, yang setara dengan kemunculan bersama sedikitnya 34 transaksi, dipertimbangkan sebagai ambang utama untuk mempertahankan dukungan transaksi yang memadai sebelum sensitivitas pola diperiksa pada nilai ambang yang lebih rendah. Sensitivitas pola selanjutnya diperiksa dengan menurunkan minimum *support* menjadi 0,004 dan 0,003. Dua aturan asosiasi positif utama tetap muncul pada kedua nilai tersebut sehingga keberadaan pola tidak hanya bergantung pada satu nilai ambang. Berdasarkan kombinasi karakteristik kepadatan *basket*, jumlah transaksi pendukung, nilai *lift*, dan hasil analisis sensitivitas tersebut, minimum *support* sebesar 0,005 digunakan pada analisis utama.

Aturan asosiasi selanjutnya dibentuk menggunakan minimum *confidence* sebesar 0,30. Nilai tersebut digunakan sebagai batas minimum kecenderungan bersyarat, yaitu *consequent* muncul pada sedikitnya 30% transaksi yang memuat *antecedent*. Pada minimum *support* 0,005, ambang *confidence* 0,30 memungkinkan aturan yang memenuhi batas kecenderungan bersyarat untuk selanjutnya dievaluasi berdasarkan kekuatan dan dukungan asosiasinya. Pengujian pada nilai *confidence* 0,40 dan 0,50 tidak menghasilkan aturan yang memenuhi kriteria. Namun, nilai 0,30 tidak dipilih semata-mata karena ambang yang lebih tinggi tidak menghasilkan aturan. Interpretasi aturan tetap dilakukan secara bersama-sama berdasarkan nilai *support*, jumlah transaksi yang memuat kedua item, nilai *confidence*, nilai *lift*, hasil analisis sensitivitas, dan kestabilan temporal.

Aturan dengan nilai *lift* lebih besar dari 1 diinterpretasikan sebagai asosiasi positif karena proporsi kemunculan *consequent* pada transaksi yang memuat *antecedent* lebih tinggi dibandingkan tingkat kemunculan *consequent* secara umum [20]. Namun, nilai *lift* yang tinggi tidak langsung digunakan sebagai dasar interpretasi apabila hanya didukung oleh jumlah transaksi yang rendah [12]. Sebaliknya, jumlah transaksi yang besar juga tidak dengan sendirinya menunjukkan asosiasi positif apabila nilai *lift* tidak melebihi 1. Dengan demikian, evaluasi pola dilakukan berdasarkan kombinasi *support*, *confidence*, *lift*, jumlah transaksi pendukung, sensitivitas parameter, dan kestabilan aturan.

Pemeriksaan kestabilan temporal dilakukan dengan menghitung kembali nilai *support*, *confidence*, dan *lift* setiap aturan kandidat pada masing-masing bulan selama periode penelitian. Analisis ini digunakan untuk menilai apakah arah asosiasi yang diperoleh dari keseluruhan data tetap terlihat pada periode yang berbeda. Nilai *lift* lebih besar dari 1 pada suatu bulan digunakan sebagai indikator adanya arah asosiasi positif pada periode tersebut, sedangkan jumlah bulan yang mempertahankan arah positif digunakan sebagai indikator deskriptif kestabilan temporal dan bukan sebagai ambang baru untuk menghasilkan atau menolak aturan. Data Juli hanya mencakup transaksi mulai 8 Juli 2025. Bulan tersebut tetap disertakan dalam perhitungan metrik asosiasi pada tingkat bulanan, tetapi tidak digunakan untuk membandingkan volume transaksi secara langsung dengan bulan penuh lainnya. Aturan yang mempertahankan arah asosiasi positif pada lebih banyak periode dipertimbangkan memiliki kestabilan temporal yang lebih baik dibandingkan aturan yang hanya menunjukkan asosiasi positif pada periode tertentu.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Deskripsi Data Transaksi dan Hasil Prapemrosesan

Data penelitian terdiri atas 6.790 transaksi operasional One Laundry Jogja pada periode 8 Juli–31 Desember 2025. Rekonsiliasi jumlah transaksi bulanan menunjukkan kesesuaian antara data hasil transkripsi dan jumlah transaksi yang tercatat pada aplikasi operasional, yaitu 828 transaksi pada Juli, 1.274 pada Agustus, 968 pada September, 1.261 pada Oktober, 1.329 pada November, dan 1.130 pada Desember. Dengan demikian, seluruh 6.790 transaksi pada periode penelitian tetap dipertahankan sebagai unit observasi dalam analisis.

Hasil audit awal mengidentifikasi 198 variasi label item pada data mentah. Setelah dilakukan perbaikan kesalahan penulisan, penyeragaman nomenklatur, dan pemetaan label yang merepresentasikan item yang sama atau ekuivalen, diperoleh 138 label kanonik. Seluruh label mentah berhasil dipetakan sehingga tidak terdapat item dengan klasifikasi yang tidak diketahui. Dari label hasil kanonikalisasi tersebut, 114 label dikategorikan sebagai layanan atomik yang digunakan sebagai item pada analisis asosiasi layanan, sedangkan label lainnya merupakan pilihan parfum, item operasional atau konteks transaksi, serta konteks pelanggan bisnis.

Pemeriksaan kualitas data juga menemukan dua transaksi yang memerlukan perbaikan pemisahan item serta 31 transaksi yang memuat kemunculan berulang dari item yang sama. Kemunculan berulang tersebut tidak dihapus dari data audit, tetapi pada pembentukan *basket* transaksi setiap layanan direpresentasikan berdasarkan keberadaannya dalam transaksi. Selain itu, terdapat 21 transaksi yang memuat label konteks pelanggan bisnis. Label yang tidak merepresentasikan layanan atomik tetap dipertahankan pada data hasil prapemrosesan untuk menjaga keterlacakan sumber, tetapi tidak dimasukkan sebagai item utama dalam analisis asosiasi layanan.

Setelah klasifikasi item dan pembentukan *basket* layanan, terdapat 89 transaksi yang tidak memuat layanan atomik, sedangkan 6.701 transaksi memuat sedikitnya satu layanan atomik. Dari keseluruhan transaksi, 603 transaksi atau 8,88% memuat sedikitnya dua layanan atomik. Kondisi ini menunjukkan bahwa transaksi yang mengandung kombinasi antarlayanan relatif terbatas dibandingkan transaksi dengan satu layanan atomik, sehingga karakteristik tersebut menjadi pertimbangan dalam penentuan nilai minimum *support* pada tahap analisis Apriori. Ringkasan hasil prapemrosesan dan karakteristik *basket* layanan disajikan pada Tabel 3.

**Tabel 3.** Ringkasan Hasil Prapemrosesan dan Karakteristik *Basket* Layanan

| Keterangan                   | Hasil |
|------------------------------|-------|
| Jumlah transaksi             | 6.790 |
| Variasi label item mentah    | 198   |
| Label setelah kanonikalisasi | 138   |

| Keterangan                                  | Hasil       |
|---------------------------------------------|-------------|
| Layanan atomik                              | 114         |
| Label tidak terpetakan                      | 0           |
| Transaksi dengan perbaikan pemisahan item   | 2           |
| Transaksi dengan pengulangan item yang sama | 31          |
| Transaksi dengan konteks pelanggan bisnis   | 21          |
| Transaksi tanpa layanan atomik              | 89          |
| Transaksi dengan $\geq 1$ layanan atomik    | 6.701       |
| Transaksi dengan $\geq 2$ layanan atomik    | 603 (8,88%) |

### 3.2 Karakteristik Basket Layanan

Setelah proses kanonikalisasi dan klasifikasi item, setiap transaksi dibentuk menjadi *basket* yang hanya memuat layanan atomik. Dari 6.790 transaksi, sebanyak 89 transaksi tidak memiliki layanan atomik setelah item nonlayanan dipisahkan, 6.098 transaksi memuat satu layanan atomik, dan 603 transaksi memuat sedikitnya dua layanan atomik. Distribusi jumlah layanan atomik dalam setiap transaksi disajikan pada Tabel 4.

**Tabel 4.** Distribusi Jumlah Layanan Atomik per Transaksi

| Jumlah Layanan Atomik | Jumlah Transaksi |
|-----------------------|------------------|
| 0                     | 89               |
| 1                     | 6.098            |
| 2                     | 439              |
| 3                     | 112              |
| 4                     | 39               |
| 5                     | 9                |
| 6                     | 2                |
| 7                     | 2                |
| <b>Total</b>          | <b>6.790</b>     |

Berdasarkan Tabel 4, mayoritas transaksi hanya memuat satu layanan atomik, yaitu sebanyak 6.098 transaksi atau sekitar 89,81% dari seluruh transaksi. Sementara itu, transaksi yang memuat sedikitnya dua layanan atomik berjumlah 603 transaksi atau 8,88%. Komposisi tersebut menunjukkan bahwa kemunculan kombinasi antarlayanan relatif terbatas dibandingkan jumlah keseluruhan transaksi. Karakteristik *basket* yang jarang tersebut menjadi salah satu pertimbangan dalam penentuan nilai minimum *support*, karena penggunaan ambang yang terlalu tinggi berpotensi menghilangkan kombinasi layanan yang masih memiliki dukungan transaksi pada data penelitian [11].

Ditinjau dari frekuensi kemunculan pada tingkat transaksi, beberapa layanan atomik dengan jumlah transaksi tertinggi adalah Komplit (1 Hari) sebanyak 2.279 transaksi, Komplit (Express 6 Jam) sebanyak 1.695 transaksi, Komplit (2 Hari) sebanyak 1.190 transaksi, dan Komplit (Express 3 Jam) sebanyak 824 transaksi. Sementara itu, beberapa layanan satuan yang selanjutnya muncul pada aturan asosiasi utama memiliki frekuensi lebih rendah, yaitu Seprei (Sedang) sebanyak 144 transaksi dan Seprei (Kecil) sebanyak 108 transaksi. Perbedaan frekuensi tersebut menunjukkan bahwa layanan yang lebih jarang muncul memiliki ruang kemunculan bersama yang lebih terbatas. Adapun nilai *support* suatu pasangan layanan ditentukan oleh proporsi transaksi yang memuat kedua layanan tersebut secara bersamaan terhadap seluruh transaksi yang dianalisis.

### 3.3 Analisis Sensitivitas Minimum Support dan Hasil Frequent Itemset

Karakteristik *basket* pada Subbab 3.2 menunjukkan bahwa transaksi yang memuat sedikitnya dua layanan atomik hanya berjumlah 603 dari 6.790 transaksi. Oleh karena itu, analisis sensitivitas dilakukan untuk mengevaluasi pengaruh perubahan nilai minimum *support* terhadap jumlah pasangan layanan yang dipertahankan dan aturan asosiasi yang dihasilkan. Pengujian awal pada nilai minimum *support* 0,03; 0,02; dan 0,01 tidak menghasilkan pasangan layanan yang memenuhi ambang, meskipun beberapa layanan tunggal memiliki frekuensi yang relatif tinggi. Hasil analisis sensitivitas disajikan pada Tabel 5.

**Tabel 5.** Hasil Analisis Sensitivitas Nilai Minimum *Support*

| Minimum | Minimum Transaksi | Frequent 2- | Aturan dengan | Aturan dengan |
|---------|-------------------|-------------|---------------|---------------|
|---------|-------------------|-------------|---------------|---------------|

| Support | Pendukung | itemset | Confidence $\geq 0,30$ | Lift $> 1$ |
|---------|-----------|---------|------------------------|------------|
| 0,0300  | 204       | 0       | 0                      | 0          |
| 0,0200  | 136       | 0       | 0                      | 0          |
| 0,0100  | 68        | 0       | 0                      | 0          |
| 0,0075  | 51        | 1       | 1                      | 0          |
| 0,0050  | 34        | 4       | 3                      | 2          |
| 0,0040  | 28        | 5       | 3                      | 2          |
| 0,0030  | 21        | 8       | 3                      | 2          |
| 0,0025  | 17        | 14      | 5                      | 4          |
| 0,0020  | 14        | 15      | 5                      | 4          |
| 0,0015  | 11        | 19      | 7                      | 5          |
| 0,0010  | 7         | 37      | 12                     | 10         |

Berdasarkan Tabel 5, nilai minimum *support* 0,0075 hanya menghasilkan satu *frequent 2-itemset*. Pada minimum *confidence* 0,30, pasangan tersebut menghasilkan satu aturan, tetapi memiliki nilai *lift* kurang dari 1 sehingga tidak menunjukkan asosiasi positif. Ketika minimum *support* diturunkan menjadi 0,005, diperoleh empat *frequent 2-itemset* dan tiga aturan dengan *confidence* sedikitnya 0,30, dengan dua aturan memiliki nilai *lift* lebih besar dari 1. Kedua aturan positif tersebut tetap muncul ketika minimum *support* diturunkan menjadi 0,004 dan 0,003. Konsistensi tersebut menunjukkan bahwa keberadaan kedua pola tidak hanya bergantung pada satu nilai ambang tertentu.

Pada minimum *confidence* 0,30, penurunan minimum *support* lebih lanjut, terutama mulai 0,0025, menghasilkan aturan tambahan dengan jumlah transaksi pendukung yang semakin kecil dan nilai *lift* maksimum yang meningkat tajam. Nilai *lift* maksimum meningkat dari 2,007625 pada minimum *support* 0,005 dengan batas sedikitnya 34 transaksi menjadi 19,551152 pada minimum *support* 0,0025 dengan batas 17 transaksi, dan mencapai 157,906977 pada minimum *support* 0,001 dengan batas tujuh transaksi. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa ambang yang terlalu rendah dapat menonjolkan asosiasi relatif yang sangat besar pada pasangan item dengan kemunculan bersama yang jarang [11][12]. Oleh karena itu, interpretasi aturan tidak didasarkan pada nilai *lift* saja, tetapi juga mempertimbangkan jumlah transaksi pendukung, sensitivitas terhadap perubahan nilai ambang, dan kestabilan pola. Berdasarkan karakteristik kepadatan *basket*, jumlah transaksi pendukung, kemampuan mempertahankan asosiasi positif, serta konsistensi dua aturan utama pada nilai ambang 0,004 dan 0,003, minimum *support* sebesar 0,005 digunakan dalam analisis utama.

Dengan minimum *support* 0,005, terbentuk 16 *frequent 1-itemset* dan empat *frequent 2-itemset*, sedangkan tidak terdapat *frequent itemset* dengan tiga atau lebih layanan. Empat kombinasi layanan yang memenuhi minimum *support* tersebut disajikan pada Tabel 6.

**Tabel 6.** *Frequent 2-Itemset* pada Minimum *Support* 0,005

| Kombinasi Layanan                  | Jumlah Transaksi Bersama | Support  |
|------------------------------------|--------------------------|----------|
| Handuk – Komplit (1 Hari)          | 52                       | 0,007658 |
| Seprei (Sedang) – Komplit (2 Hari) | 49                       | 0,007216 |
| Handuk – Komplit (2 Hari)          | 42                       | 0,006186 |
| Seprei (Kecil) – Komplit (2 Hari)  | 38                       | 0,005596 |

Tabel 6 menunjukkan bahwa seluruh kombinasi layanan yang memenuhi minimum *support* 0,005 terdiri atas dua layanan, dengan jumlah kemunculan bersama antara 38 dan 52 transaksi. Kombinasi Handuk dan Komplit (1 Hari) memiliki nilai *support* tertinggi sebesar 0,007658. Namun, nilai *support* hanya menunjukkan tingkat kemunculan bersama dan belum menentukan arah aturan maupun apakah hubungan tersebut menunjukkan asosiasi positif. Oleh karena itu, *frequent 2-itemset* selanjutnya digunakan untuk membentuk aturan asosiasi yang dievaluasi berdasarkan nilai *confidence* dan *lift*.

### 3.4 Hasil Aturan Asosiasi

Pembentukan aturan asosiasi dilakukan terhadap *frequent itemset* yang memenuhi minimum *support* 0,005 dengan minimum *confidence* 0,30. Pada konfigurasi tersebut diperoleh tiga aturan yang memenuhi batas minimum *confidence*. Jumlah transaksi bersama serta nilai *support*, *confidence*, dan *lift* masing-masing aturan disajikan pada Tabel 7.

**Tabel 7.** Hasil Aturan Asosiasi pada Minimum *Support* 0,005 dan Minimum *Confidence* 0,30

| Antecedent      | Consequent       | Jumlah Bersama | Support  | Confidence | Lift     |
|-----------------|------------------|----------------|----------|------------|----------|
| Handuk          | Komplit (1 Hari) | 52             | 0,007658 | 0,319018   | 0,950476 |
| Seprei (Sedang) | Komplit (2 Hari) | 49             | 0,007216 | 0,340278   | 1,941585 |

|                |                  |    |          |          |          |
|----------------|------------------|----|----------|----------|----------|
| Seprei (Kecil) | Komplit (2 Hari) | 38 | 0,005596 | 0,351852 | 2,007625 |
|----------------|------------------|----|----------|----------|----------|

Berdasarkan Tabel 7, aturan Handuk → Komplit (1 Hari) memiliki nilai *support* tertinggi di antara ketiga aturan, yaitu 0,007658, dengan *confidence* sebesar 0,319018. Meskipun aturan tersebut memenuhi minimum *confidence*, nilai *lift* sebesar 0,950476 menunjukkan bahwa proporsi kemunculan Komplit (1 Hari) pada transaksi yang memuat Handuk sedikit lebih rendah dibandingkan tingkat kemunculan Komplit (1 Hari) secara umum. Dengan demikian, jumlah kemunculan bersama yang lebih tinggi tidak selalu menunjukkan asosiasi positif.

Sebaliknya, aturan Seprei (Sedang) → Komplit (2 Hari) memiliki *support* sebesar 0,007216, *confidence* sebesar 0,340278, dan *lift* sebesar 1,941585. Nilai *confidence* tersebut menunjukkan bahwa sekitar 34,03% transaksi yang memuat Seprei (Sedang) juga memuat Komplit (2 Hari). Nilai *lift* yang lebih besar dari 1 menunjukkan bahwa proporsi kemunculan Komplit (2 Hari) pada transaksi yang memuat Seprei (Sedang) lebih tinggi dibandingkan tingkat kemunculan Komplit (2 Hari) pada keseluruhan transaksi.

Aturan Seprei (Kecil) → Komplit (2 Hari) memiliki *support* sebesar 0,005596, *confidence* sebesar 0,351852, dan *lift* sebesar 2,007625. Nilai *confidence* menunjukkan bahwa sekitar 35,19% transaksi yang memuat Seprei (Kecil) juga memuat Komplit (2 Hari). Nilai *lift* sebesar 2,007625 menunjukkan bahwa proporsi kemunculan Komplit (2 Hari) pada transaksi yang memuat Seprei (Kecil) sekitar 2,01 kali tingkat kemunculan Komplit (2 Hari) pada keseluruhan transaksi.

Berdasarkan jumlah transaksi bersama serta evaluasi nilai *support*, *confidence*, dan *lift*, dua aturan yang menunjukkan asosiasi positif adalah Seprei (Sedang) → Komplit (2 Hari) dan Seprei (Kecil) → Komplit (2 Hari). Kedua aturan memenuhi minimum *support* dan *confidence* serta memiliki nilai *lift* lebih besar dari 1. Sementara itu, aturan Handuk → Komplit (1 Hari) tetap disajikan sebagai pembandingan untuk menunjukkan bahwa nilai *support* dan *confidence* yang memenuhi ambang belum cukup untuk menunjukkan asosiasi positif apabila nilai *lift* tidak melebihi 1.

### 3.5 Analisis Kestabilan Pola Antarbulan

Evaluasi tambahan dilakukan untuk mengetahui apakah pola asosiasi yang diperoleh dari keseluruhan data tetap menunjukkan arah hubungan yang relatif konsisten pada periode yang berbeda. Evaluasi dilakukan terhadap dua aturan asosiasi positif utama serta aturan Handuk → Komplit (1 Hari) sebagai pembandingan. Nilai *support*, *confidence*, dan *lift* setiap aturan dihitung kembali pada masing-masing bulan selama periode Juli–Desember 2025. Karena nilai *lift* secara langsung menunjukkan arah asosiasi relatif terhadap tingkat kemunculan *consequent*, Tabel 8 menyajikan nilai *lift* bulanan sebagai indikator utama kestabilan arah asosiasi.

**Tabel 8.** Nilai *Lift* Aturan Asosiasi pada Setiap Bulan

| Bulan                                      | Seprei (Sedang) → Komplit<br>(2 Hari) | Seprei (Kecil) → Komplit<br>(2 Hari) | Handuk → Komplit<br>(1 Hari) |
|--------------------------------------------|---------------------------------------|--------------------------------------|------------------------------|
| Juli 2025                                  | 3,328947                              | 3,228070                             | 0,483928                     |
| Agustus 2025                               | 1,587539                              | 1,984424                             | 0,934703                     |
| September 2025                             | 0,988596                              | 1,497872                             | 1,069909                     |
| Oktober 2025                               | 1,473131                              | 1,841414                             | 1,497847                     |
| November 2025                              | 1,929443                              | 2,100949                             | 1,433142                     |
| Desember 2025                              | 3,222127                              | 1,691617                             | 0,727858                     |
| <b>Jumlah bulan<br/>dengan lift &gt; 1</b> | <b>5 dari 6</b>                       | <b>6 dari 6</b>                      | <b>3 dari 6</b>              |

Berdasarkan Tabel 8, aturan Seprei (Kecil) → Komplit (2 Hari) mempertahankan nilai *lift* lebih besar dari 1 pada seluruh enam bulan pengamatan. Nilai *lift* bulanan berada pada rentang 1,497872–3,228070, sehingga arah asosiasi positif tidak hanya muncul pada hasil agregat seluruh periode, tetapi juga tetap terlihat ketika data dievaluasi secara terpisah pada setiap bulan.

Aturan Seprei (Sedang) → Komplit (2 Hari) juga menunjukkan pola yang relatif konsisten, dengan nilai *lift* lebih besar dari 1 pada lima dari enam bulan. Pada September 2025, nilai *lift* sebesar 0,988596 berada sangat dekat dengan 1 sehingga hubungan pada bulan tersebut cenderung netral. Pada lima bulan lainnya, nilai *lift* berada pada rentang 1,473131–3,328947. Hasil tersebut menunjukkan bahwa asosiasi positif antara Seprei (Sedang) dan Komplit (2 Hari) muncul pada sebagian besar periode, meskipun tidak sekonsisten aturan Seprei (Kecil) → Komplit (2 Hari).

Sebagai pembandingan, aturan Handuk → Komplit (1 Hari) hanya memiliki nilai *lift* lebih besar dari 1 pada tiga dari enam bulan, yaitu September, Oktober, dan November. Pada Juli, Agustus, dan Desember, nilai *lift* berada di bawah 1. Pola tersebut konsisten dengan nilai *lift* agregat sebesar 0,950476 sehingga kombinasi Handuk dan Komplit (1 Hari) tidak dikategorikan sebagai aturan asosiasi positif utama, meskipun memiliki jumlah kemunculan bersama paling tinggi di antara kandidat aturan.

Evaluasi antarbulan memberikan dukungan tambahan terhadap penetapan Seprei (Kecil) → Komplit (2 Hari) dan Seprei (Sedang) → Komplit (2 Hari) sebagai pola utama penelitian. Namun, kestabilan temporal tersebut hanya menunjukkan konsistensi arah asosiasi dalam periode pengamatan dan tidak menunjukkan hubungan sebab-akibat [18]. Periode Juli juga hanya mencakup transaksi mulai 8 Juli 2025 sehingga nilai bulan tersebut digunakan untuk mengevaluasi arah asosiasi pada data yang tersedia dan tidak digunakan untuk membandingkan volume transaksi secara langsung dengan bulan penuh lainnya.

### 3.6 Pembahasan Pola Asosiasi Layanan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa struktur transaksi One Laundry Jogja didominasi oleh transaksi dengan satu layanan atomik, sedangkan transaksi yang memuat sedikitnya dua layanan atomik hanya mencapai 603 dari 6.790 transaksi atau 8,88%. Karakteristik tersebut membatasi frekuensi kemunculan bersama antarlayanan sehingga nilai *support* pasangan layanan relatif rendah. Temuan ini menunjukkan bahwa nilai *support* perlu diinterpretasikan dengan mempertimbangkan karakteristik data transaksi [11][12]. Penggunaan ambang yang terlalu tinggi, seperti 0,03; 0,02; atau 0,01, menghilangkan seluruh pasangan layanan dari analisis. Oleh karena itu, pemilihan minimum *support* 0,005 dalam penelitian ini didasarkan pada karakteristik kepadatan *basket*, jumlah transaksi pendukung, nilai *lift*, serta konsistensi aturan utama pada beberapa nilai ambang yang diuji, bukan semata-mata pada banyak atau sedikitnya aturan yang dihasilkan.

Dua aturan utama yang diperoleh adalah Seprei (Sedang) → Komplit (2 Hari) dan Seprei (Kecil) → Komplit (2 Hari). Kedua aturan memiliki nilai *confidence* masing-masing sebesar 0,340278 dan 0,351852 serta nilai *lift* sebesar 1,941585 dan 2,007625. Hasil tersebut menunjukkan bahwa proporsi kemunculan Komplit (2 Hari) pada transaksi yang memuat Seprei (Sedang) maupun Seprei (Kecil) lebih tinggi dibandingkan tingkat kemunculan Komplit (2 Hari) pada keseluruhan transaksi. Sebaliknya, aturan Handuk → Komplit (1 Hari) memiliki jumlah transaksi bersama yang lebih besar, tetapi nilai *lift* sebesar 0,950476. Perbandingan tersebut menunjukkan bahwa frekuensi kemunculan bersama yang lebih tinggi belum cukup untuk menunjukkan asosiasi positif sehingga interpretasi pola perlu mempertimbangkan *support*, *confidence*, *lift*, dan jumlah transaksi pendukung secara bersama-sama.

Secara operasional, kedua aturan utama menunjukkan bahwa layanan Seprei (Sedang) dan Seprei (Kecil) memiliki kecenderungan muncul dalam transaksi yang sama dengan Komplit (2 Hari). Pola tersebut memberikan informasi mengenai kombinasi layanan yang dapat dipertimbangkan lebih lanjut oleh pengelola. Namun, data transaksi yang digunakan tidak merekam alasan pelanggan memilih kombinasi tersebut maupun faktor lain seperti tujuan penggunaan layanan, pertimbangan harga, atau preferensi pelanggan. Oleh karena itu, penelitian ini tidak dapat menjelaskan penyebab terbentuknya pola tersebut. Temuan lebih tepat diinterpretasikan sebagai pola kemunculan bersama antarlayanan daripada sebagai hubungan sebab-akibat [18].

Pemeriksaan antarbulan memberikan dukungan tambahan terhadap kedua pola utama. Aturan Seprei (Kecil) → Komplit (2 Hari) memiliki nilai *lift* lebih besar dari 1 pada seluruh enam periode bulanan, sedangkan aturan Seprei (Sedang) → Komplit (2 Hari) menunjukkan nilai *lift* lebih besar dari 1 pada lima dari enam bulan. Sebaliknya, aturan Handuk → Komplit (1 Hari) hanya menunjukkan nilai *lift* lebih besar dari 1 pada tiga dari enam bulan. Hasil tersebut menunjukkan bahwa evaluasi agregat dapat dilengkapi dengan pemeriksaan temporal karena suatu aturan yang memenuhi ambang *support* dan *confidence* pada keseluruhan data belum tentu mempertahankan arah asosiasi yang sama pada periode yang berbeda.

Hasil penelitian ini sejalan dengan penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa algoritma Apriori dapat digunakan untuk mengidentifikasi pola keterkaitan pada data transaksi serta mendukung analisis perilaku pembelian maupun pemilihan layanan [6][9][7][10]. Pada konteks jasa laundry, penelitian di Kartika Laundry juga menerapkan Apriori untuk mengidentifikasi pola transaksi dan kebiasaan pelanggan [6]. Sementara itu, penelitian pada sektor ritel telah memanfaatkan hasil *Market Basket Analysis* sebagai dasar analitis untuk rekomendasi produk, penempatan produk, strategi pemasaran, dan penyusunan strategi *bundling* [7][10][8][13]. Penelitian ini melengkapi pendekatan tersebut dengan tidak hanya mengevaluasi pola agregat melalui *support*, *confidence*, dan *lift*, tetapi juga mempertimbangkan fungsi semantik item, sensitivitas parameter, dan kestabilan arah asosiasi antarbulan.

Perbedaan penting penelitian ini terletak pada perlakuan terhadap struktur item transaksi sebelum pembentukan aturan asosiasi. Data One Laundry Jogja tidak hanya memuat layanan yang dapat dianalisis sebagai layanan atomik, tetapi juga pilihan parfum wajib, item operasional atau konteks transaksi, serta konteks pelanggan bisnis. Apabila seluruh item tersebut diperlakukan secara setara dalam satu *basket*, aturan dengan nilai *confidence* tinggi dapat terbentuk karena struktur pencatatan atau ketentuan operasional transaksi, bukan karena keterkaitan antarlayanan yang relevan untuk dipertimbangkan sebagai kandidat *bundling*. Oleh karena itu, analisis utama memisahkan pilihan parfum wajib dan item nonlayanan dari *basket* layanan atomik. Pemisahan tersebut memungkinkan interpretasi aturan lebih terfokus pada keterkaitan antarlayanan yang dapat dipertimbangkan lebih lanjut dalam konteks layanan laundry.

Dari sisi bisnis, dua aturan utama dapat digunakan sebagai indikasi awal untuk merancang pengujian paket atau promosi silang antara layanan seprei dan Komplit (2 Hari). Pengelola, misalnya, dapat menguji penawaran Komplit (2 Hari) kepada pelanggan yang menggunakan layanan Seprei (Kecil) atau Seprei (Sedang), maupun

merancang paket percobaan yang menggabungkan layanan tersebut. Namun, hasil Apriori hanya menunjukkan pola ko-kemunculan antarlayanan dan tidak dapat digunakan sebagai bukti bahwa penerapan *bundling* atau promosi tersebut akan meningkatkan penjualan. Data transaksi yang dianalisis juga tidak memuat hasil eksperimen promosi, respons pelanggan terhadap penawaran, maupun perubahan penjualan setelah suatu strategi diterapkan. Oleh karena itu, hasil penelitian diposisikan sebagai dasar awal untuk mengidentifikasi kandidat promosi atau paket layanan, bukan sebagai bukti efektivitas strategi pemasaran. Implementasi tetap perlu mempertimbangkan harga, margin, kapasitas operasional, waktu pengerjaan, serta respons pelanggan melalui pengujian operasional atau evaluasi lanjutan.

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Data berasal dari satu unit usaha dan periode pengamatan 8 Juli–31 Desember 2025 sehingga hasil penelitian merepresentasikan pola transaksi pada konteks dan periode tersebut. Data diperoleh melalui transkripsi manual dari aplikasi operasional karena sistem tidak menyediakan fasilitas ekspor dalam format yang dapat langsung digunakan untuk analisis. Meskipun cakupan jumlah transaksi telah diperiksa melalui rekonsiliasi jumlah transaksi bulanan dan isi transaksi diperiksa melalui tahap prapemrosesan serta audit data, transkripsi manual tetap memiliki keterbatasan karena berpotensi menimbulkan kesalahan pemindahan atau pemetaan item yang tidak seluruhnya dapat dijamin bebas dari kesalahan. Selain itu, hanya 8,88% transaksi yang memuat sedikitnya dua layanan atomik sehingga jumlah transaksi yang dapat mendukung pembentukan asosiasi antarlayanan relatif terbatas. Periode Juli merupakan periode parsial, variasi temporal masih ditemukan pada beberapa aturan, dan data transaksi tidak memuat informasi mengenai alasan pelanggan memilih kombinasi layanan maupun respons pelanggan terhadap strategi promosi. Oleh karena itu, hasil penelitian tidak dapat digunakan untuk menyimpulkan hubungan sebab-akibat atau membuktikan peningkatan penjualan akibat penerapan suatu promosi. Temuan penelitian lebih tepat digunakan sebagai dasar awal untuk mengidentifikasi kandidat paket layanan atau promosi silang yang masih memerlukan validasi pada periode pengamatan yang lebih panjang dan pengujian implementasi secara operasional.

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian terhadap 6.790 transaksi One Laundry Jogja pada periode 8 Juli–31 Desember 2025, penerapan *Market Basket Analysis* dengan algoritma Apriori menghasilkan pola keterkaitan antarlayanan setelah data transaksi melalui proses kanonikalisasi dan pemisahan item berdasarkan fungsi analisis. Kontribusi penelitian ini bersifat metodologis dan berorientasi pada penerapan melalui kombinasi pemisahan item berdasarkan fungsi semantik, analisis sensitivitas parameter, dan evaluasi kestabilan aturan asosiasi antarbulan, bukan melalui pengembangan algoritma Apriori baru. Karakteristik *basket* menunjukkan bahwa hanya 603 transaksi atau 8,88% yang memuat sedikitnya dua layanan atomik sehingga penentuan parameter dilakukan melalui analisis sensitivitas. Berdasarkan analisis sensitivitas, minimum *support* 0,005 digunakan sebagai ambang utama karena menghasilkan aturan asosiasi positif dengan dukungan sedikitnya 34 transaksi bersama, sementara dua aturan utama tetap muncul ketika minimum *support* diturunkan menjadi 0,004 dan 0,003. Minimum *confidence* 0,30 digunakan sebagai batas kecenderungan bersyarat untuk penyaringan awal, sedangkan interpretasi akhir tetap mempertimbangkan nilai *lift*, jumlah transaksi pendukung, sensitivitas parameter, dan kestabilan temporal. Dua aturan asosiasi positif utama yang diperoleh adalah Seprei (Sedang) → Komplit (2 Hari) dengan *support* 0,007216, *confidence* 0,340278, dan *lift* 1,941585 serta Seprei (Kecil) → Komplit (2 Hari) dengan *support* 0,005596, *confidence* 0,351852, dan *lift* 2,007625. Evaluasi antarbulan menunjukkan bahwa aturan Seprei (Sedang) → Komplit (2 Hari) memiliki *lift* lebih besar dari 1 pada lima dari enam bulan, sedangkan aturan Seprei (Kecil) → Komplit (2 Hari) mempertahankan arah asosiasi positif pada seluruh enam bulan pengamatan. Kedua pola tersebut dapat digunakan sebagai dasar awal untuk mengidentifikasi kandidat paket layanan atau promosi silang, tetapi tidak dapat digunakan sebagai bukti hubungan sebab-akibat maupun bukti bahwa penerapan promosi akan meningkatkan penjualan. Keterbatasan penelitian meliputi penggunaan data hasil transkripsi manual, periode pengamatan yang terbatas pada 8 Juli–31 Desember 2025, periode Juli yang hanya mencakup sebagian bulan, dominasi transaksi dengan satu layanan atomik, serta penggunaan data dari satu unit usaha. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya dapat memperpanjang periode pengamatan, menguji pola pada data transaksi tambahan, mengurangi ketergantungan pada transkripsi manual melalui ekspor data terstruktur apabila tersedia, serta mengevaluasi respons pelanggan terhadap implementasi kandidat promosi melalui pengujian operasional.

#### REFERENCES

- [1] S. D. Müller, M. Zaggl, R. Svangaard, and A. M. Jakobsen, *Digital Transformation Toward Data-Driven Decision-Making: Theorizing Action Strategies in Response to Transformation Challenges*, vol. 56. 2025. doi: 10.17705/1CAIS.05637.
- [2] A. Pardeshi et al., “An Approach to Explore Consumer Behavior Patterns in Retail Markets Using Market Basket Analysis,” *Appl. Stoch. Models Bus. Ind.*, vol. 41, no. 6, 2025, doi: 10.1002/asmb.70057.

- [3] S. F. Gumelar, E. Adrianto, and A. H. Rahmatika, “Leveraging Market Basket Analysis to Develop Sales Strategies for MSMEs: a Case Study of Los in Between,” *Jurnal Aplikasi Bisnis dan Manajemen*, vol. 12, no. 2, p. 385, 2026, doi: 10.17358/jabm.12.2.385.
- [4] M. M. Alawadh and A. M. Barnawi, “A Survey on Methods and Applications of Intelligent Market Basket Analysis Based on Association Rule,” *Journal on Big Data*, vol. 4, no. 1, pp. 1–25, 2022, doi: 10.32604/jbd.2022.021744.
- [5] T. Stylianou and A. Pantelidou, “A machine learning approach to consumer behavior in supermarket analytics,” *Decision Analytics Journal*, vol. 16, no. May, p. 100600, 2025, doi: 10.1016/j.dajour.2025.100600.
- [6] M. D. S. Nugraha, F. A. Al-Anshari, and F. Surya Nugraha, “Analisis Pola Transaksi di Kartika Laundry Menggunakan Metode Apriori,” *Seminar Nasional Amikom Surakarta (SEMNAS)*, no. November, pp. 115–123, 2023.
- [7] S. Hidayatulloh, C. Dwi Novita Sari, and T. Ghofar, “Strategi Penempatan Produk Berdasarkan Analisis Market Basket dengan Algoritma Apriori di Swalayan ABC Purwokerto,” *Jurnal TRINISTIK: Jurnal Teknik Industri, Bisnis Digital, dan Teknik Logistik*, vol. 4, no. 1, pp. 1–8, 2025, doi: 10.20895/trinistik.v4i1.1822.
- [8] M. Trifena, K. Hamidah, Y. Umaidah, and A. Voutama, “Implementasi Algoritma Apriori untuk Menentukan Paket Bundel dalam Penjualan Toko Swalayan XYZ,” *Journal Sensi*, vol. 9, no. 2, pp. 187–197, 2023, doi: 10.33050/sensi.v9i2.2912.
- [9] S. R. Bagaskara and D. H. Bangkalang, “Analisis dan Implementasi Market Basket Analysis (MBA) Menggunakan Algoritma Apriori dengan Dukungan Visualisasi Data,” *Jurnal Sistem Komputer dan Informatika (JSON)*, vol. 4, no. 4, p. 612, 2023, doi: 10.30865/json.v4i4.6351.
- [10] R. Bintang Samasto and E. Mailoa, “Market Basket Analysis Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Mendukung Strategi Promosi Produk,” *Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, vol. 16, no. 2, pp. 17–25, 2025, doi: 10.51903/jtikp.v16i2.1011.
- [11] M. Ogedengbe, S. Junaidu, and D. Kana, “Adaptive Minimum Support Threshold for Association Rule Mining,” *Indonesian Journal of Data and Science*, vol. 5, no. 2, pp. 101–108, 2024, doi: 10.56705/ijodas.v5i2.134.
- [12] B. Sowan, L. Zhang, N. Matar, J. Zraqou, F. Omar, and A. Alnatsheh, “A novel lift adjustment methodology for improving association rule interpretation,” *Decision Analytics Journal*, vol. 15, no. April, p. 100582, 2025, doi: 10.1016/j.dajour.2025.100582.
- [13] K. Singha, P. Parthanadee, A. Kessuvan, and J. Buddhakulsomsiri, “Market Basket Analysis of a Health Food Store in Thailand: A Case Study,” *International Journal of Knowledge and Systems Science*, vol. 15, no. 1, pp. 1–14, 2024, doi: 10.4018/IJKSS.333617.
- [14] R. Shankar and A. Yip, “Transforming Patient Feedback Into Actionable Insights Through Natural Language Processing: Knowledge Discovery and Action Research Study,” *JMIR Form. Res.*, vol. 9, pp. 1–14, 2025, doi: 10.2196/69699.
- [15] A. Wijaya, A. Faqih, D. Solihudin, C. L. Rohmat, and S. Eka Permana, “Penerapan Association Rules Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Identifikasi Pola Pembelian,” *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 7, no. 6, pp. 3871–3878, 2024, doi: 10.36040/jati.v7i6.8270.
- [16] Jiawei Han ; Jian Pei ; Hanghang Tong, *Data Mining: Concepts and Techniques*, 4th ed. Cambridge, MA: Morgan Kaufmann, 2022. doi: 10.1016/C2013-0-18660-6.
- [17] D. Fan, W. Jiabin, and L. Sheng, “Optimization of frequent item set mining parallelization algorithm based on spark platform,” *Discover Computing*, vol. 27, no. 1, 2024, doi: 10.1007/s10791-024-09470-5.
- [18] D. L. Olson and G. Lauhoff, *Computational Risk Management Descriptive Data Mining*. 2021. [Online]. Available: <http://www.springer.com/series/8827>
- [19] B. A. Alrahwan and M. Farouk, “ASCF: Optimization of the Apriori Algorithm Using Spark-Based Cuckoo Filter Structure,” *International Journal of Intelligent Systems*, vol. 2024, 2024, doi: 10.1155/2024/8781318.
- [20] M. Dehghani and Z. Yazdanparast, “Discovering the symptom patterns of COVID-19 from recovered and deceased patients using Apriori association rule mining,” *Inform. Med. Unlocked*, vol. 42, no. September, p. 101351, 2023, doi: 10.1016/j.imu.2023.101351.