



ISSN : 2339 - 1871

BETRIK BESEMAH TEKNOLOGI INFORMASI & KOMPUTER

Editor Office : Pusat Penelitian & Pengabdian Pada Masyarakat
(PPPM) ITPA

Phone : 0857-9716-9578

email : betriktpa@itpa.ac.id

Analisis Pola Pembelian Pelanggan Menggunakan Algoritma Apriori pada ABC Baby Shop

Chintya Lyra Hartanto¹, Desi Pibriana²

Fakultas Ilmu Komputer dan Rekayasa, Program Studi Sistem Informasi, Universitas Multi Data
Palembang, Kota Palembang, Indonesia^{1,2}

Sur-el :* chintyalyra@mhs.mdp.ac.id¹, desi.pibriana@mdp.ac.id²

Penulis Korespondensi: Chintya Lyra Hartanto, chintyalyra@mhs.mdp.ac.id

Abstrak: ABC Baby Shop merupakan toko yang menjual perlengkapan bayi, ibu, dan anak. Berdasarkan hasil wawancara dengan owner ABC Baby Shop, diketahui bahwa penawaran *product bundling* toko saat ini disusun berdasarkan stok dan perkiraan pihak toko. Sementara itu, berdasarkan data transaksi periode Februari 2024 sampai Januari 2025, diketahui bahwa tidak ada *product bundling* yang laku. Hal ini menunjukkan bahwa *product bundling* yang ada saat ini masih kurang efektif dalam menarik minat beli pelanggan. Oleh karena itu, perlu dilakukan analisis pola pembelian pelanggan dengan menerapkan algoritma Apriori, yang selanjutnya dapat dijadikan panduan dalam penyusunan *product bundling* untuk meningkatkan pelayanan dan penjualan. Metodologi yang digunakan dalam penelitian ini adalah CRISP-DM, yang memiliki enam tahapan yaitu *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modeling*, *Evaluation*, dan *Deployment*. Sementara itu, bahasa pemrograman yang digunakan adalah *python* dengan tools *Google Colab*. Adapun hasilnya adalah kombinasi produk *Mo Ma Mi Bubbly Body* dan *Bee Me Nourishing Balm* dengan produk *Moell Sunscreen* memiliki nilai *confidence* sebesar 51,06% dengan *lift* sebesar 3,5. Hasil analisis ini kemudian disajikan dalam bentuk visual melalui *dashboard* yang dikembangkan menggunakan metodologi RAD, bahasa pemrograman PHP, dengan *database* MySQL, untuk mempermudah pengguna dalam memahami dan memanfaatkan informasi yang dihasilkan. Temuan hasil analisis ini dapat digunakan oleh toko sebagai dasar pengambilan keputusan yang berbasis data.

Kata kunci : Algoritma Apriori, Aturan Asosiasi, *Bundling Product*, CRISP-DM, Data Mining

Abstract: ABC Baby Shop is a store that sells baby, mother, and child supplies. Based on the results of interviews with the owner of ABC Baby Shop, it is known that the store's current product bundling offers are arranged based on stock and estimates from the store. Meanwhile, based on transaction data from February 2024 to January 2025, it is known that no product bundling has been sold. This indicates that the current product bundling is still ineffective in attracting customer buying interest. Therefore, it is necessary to analyze customer purchasing patterns by applying the Apriori algorithm, which can then be used as a guide in compiling product bundling to improve service and sales. The methodology used in this study is CRISP-DM, which has six stages: *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modeling*, *Evaluation*, and *Deployment*. Meanwhile, the programming language used is Python with Google Colab tools. The results are the combination of *Mo Ma Mi Bubbly Body* and *Bee Me Nourishing Balm* products with *Moell Sunscreen* products has a confidence value of 51.06% with a lift of 3.5. The results of this analysis are then presented visually through a dashboard developed using the RAD methodology, the PHP programming language, and a MySQL database, to make it easier for users to understand and utilize the

Received: 15-12-2025 | Accepted: 29-04-2026 | Published Online: 30-04-2026

All author: Chintya Lyra Hartanto, Desi Pibriana

resulting information. The findings from this analysis can be used by stores to inform data-driven decision-making.

Keywords: *Apriori Algorithm, Association Rules, CRISP-DM, Data Mining, Product Bundling*

1. PENDAHULUAN

Persaingan dalam dunia bisnis saat ini mengharuskan para pelaku usaha untuk terus mengembangkan bisnis mereka agar tetap kompetitif. Untuk mencapai tujuan tersebut, berbagai strategi dapat diterapkan, salah satunya dengan memanfaatkan infrastruktur teknologi. Salah satu teknologi yang berkembang dari kebutuhan ini adalah *data mining*, yang berperan dalam memberikan wawasan strategis bagi pengambil keputusan guna mendorong pertumbuhan bisnis [1]. Unsur penting dalam pelaksanaan *data mining* adalah data. Dengan transaksi penjualan yang terjadi setiap hari, jumlah data akan terus meningkat seiring waktu. Data tersebut tidak hanya berfungsi sebagai arsip, tetapi juga dapat diolah dan dimanfaatkan untuk menghasilkan informasi yang berguna dalam meningkatkan penjualan [2].

Sebagai salah satu bisnis yang terus berkembang, ABC *Baby Shop* juga menghadapi tantangan dalam mengelola dan menganalisis data transaksi yang semakin besar. Toko ini menjual berbagai macam perlengkapan bayi, ibu, dan anak, mencakup pakaian bayi dan anak, *sterilizer*, diaper, hingga makanan seperti *snack* dan MPASI anak.

Saat ini, ABC *Baby Shop* telah menggunakan aplikasi Acosys untuk mencatat barang, penjualan, dan pembelian. Data yang disimpan tersebut sejauh ini hanya digunakan untuk melihat naik turun omzet. Menurut hasil wawancara dengan pemilik ABC *Baby Shop*, ada 12 produk khusus merk *Cessa* yang dijadikan *bundling* di bulan Maret 2024. *Bundling* tersebut ditawarkan untuk barang-barang dengan merk sama yang memiliki stok banyak atau barang-barang yang baru saja masuk. Namun, berdasarkan data penjualan yang didapatkan, tidak ada satu pun *product bundling* tersebut yang dibeli. Hal ini menandakan *product bundling* tersebut kurang diminati oleh pelanggan, sehingga kurang efektif pula dalam menaikkan penjualan. Selama ini, penyusunan *product bundling* didasarkan pada data stok dan perkiraan pihak toko. Maka dari itu, diperlukan sistem untuk menyusun *product bundling* yang paling sesuai dengan pola pembelian pelanggan dengan menggunakan data penjualan yang telah tersedia sebagai dasarnya. Hasil dari penemuan pola tersebut dapat menjadi panduan dalam penyesuaian *product bundling* untuk meningkatkan pelayanan dan penjualan.

Untuk mencapai tujuan tersebut, ada beberapa metode yang dapat dipertimbangkan, yaitu ECLAT, FP-Growth, dan Apriori. ECLAT (*Equivalence Class Transformation*) bekerja dengan pendekatan *Depth First Search* (DFS) dan menggunakan representasi data secara vertikal. Jika data awal berbentuk horizontal, maka data akan dikonversi terlebih dahulu ke bentuk vertikal [3]. Sementara itu, FP-Growth (*Frequent Pattern Growth*) membentuk struktur data berupa pohon yang dikenal dengan sebutan *Frequent Pattern Tree* (FP-Tree) untuk mengidentifikasi himpunan data yang paling sering muncul (*frequent itemset*) dalam sebuah *dataset* [4]. Sedangkan, Apriori adalah metode untuk menemukan pola hubungan antara satu atau lebih *item* dalam suatu *dataset* dengan membentuk aturan asosiasi melalui proses iteratif, memanfaatkan *k*-

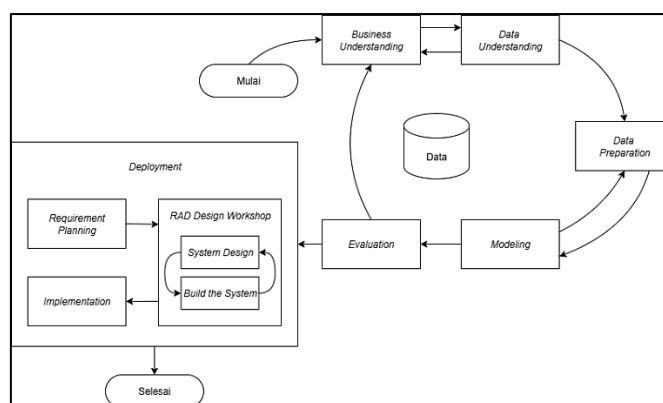
l itemset untuk menghasilkan k itemset [5]. Algoritma Apriori dipilih karena merupakan salah satu metode yang paling umum digunakan dalam *market basket analysis*. Algoritma ini memiliki keunggulan dalam hal kemudahan pemahaman dan implementasi dibandingkan algoritma lain seperti FP-Growth dan ECLAT [6].

Beberapa penelitian terdahulu juga telah menggunakan algoritma Apriori, seperti penelitian [7] yang berhasil menemukan kombinasi *product bundling* dari data penjualan menggunakan algoritma Apriori, sehingga dapat membantu pembuatan keputusan dan strategi toko ke depannya. Selain itu, penelitian lain juga dilakukan di PT X, sebuah produsen makanan kemasan di Jawa Timur [6] yang menunjukkan pengolahan data dengan algoritma Apriori dinilai membantu dalam penemuan kombinasi produk untuk kepentingan promosi *bundling* dan mengembangkan potensi peningkatan penjualan pada saluran *e-commerce*. Dalam penelitian lainnya [8], disebutkan bahwa algoritma Apriori berhasil mendapatkan pola kombinasi asosiasi dari data transaksi untuk menyusun *product bundling* yang dapat mengoptimalkan strategi pemasaran. Ketiga penelitian tersebut memiliki fokus yang sama, yaitu menemukan kombinasi *product bundling* untuk mendukung strategi pemasaran dan pembuatan keputusan. Kesamaan ini sejalan dengan permasalahan yang akan diselesaikan pada penelitian di ABC *Baby Shop*.

Maka dari itu, penelitian ini dilakukan guna mendorong pertumbuhan dan keberlanjutan usaha ABC *Baby Shop* di masa mendatang melalui penerapan algoritma Apriori untuk menemukan kombinasi *product bundling* yang efektif, yang dapat digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan dalam strategi pemasaran.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Gambar 1 menunjukkan alur penelitian yang mengikuti tahapan dalam metodologi CRISP-DM, dimulai dari *Business Understanding*, kemudian dilanjutkan dengan *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modeling*, *Evaluation*, hingga *Deployment*. Pada tahap *deployment*, dilakukan dengan mengembangkan sistem menggunakan metodologi *Rapid Application Development* (RAD) yang mencakup tahapan *requirement planning*, *RAD design workshop*, dan *implementation*.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

CRISP-DM yang digunakan merupakan standar yang dikembangkan untuk pemrosesan *data mining*, yang setiap datanya diproses melalui tahapan yang sistematis, terstruktur, dan efisien [9]. Tahapan CRISP-DM terdiri atas: (1) *Business Understanding* yang mencakup proses memahami tujuan, kebutuhan,

batasan, serta perspektif bisnis, yang kemudian akan diterjemahkan ke dalam perumusan masalah [10]. (2) *Data Understanding* yang mencakup proses pengumpulan, pemahaman, serta deskripsi data, kemudian diikuti dengan identifikasi dan evaluasi kualitas data yang akan digunakan dalam tahap selanjutnya [10]. (3) *Data Preparation* yang mencakup proses mengolah data mentah menjadi *dataset* yang siap digunakan, meliputi pembersihan data, pemilihan data yang relevan, pemeriksaan atribut, pemilihan variabel yang sesuai untuk analisis, evaluasi distribusi data, serta transformasi data [10]. (4) *Modeling* yang mencakup penerapan teknik pemodelan yang sesuai untuk mengidentifikasi dan menampilkan pola dalam data [10]. (5) *Evaluation* yang mencakup evaluasi model yang digunakan dan memastikan tidak ada permasalahan yang terabaikan, serta menyesuaikan perhitungan model dengan perencanaan awal [10]. (6) *Deployment* yang mencakup pengolahan seluruh data dan visualisasi dari hasil pengolahan tersebut [10].

Untuk mengembangkan *dashboard*, metode yang digunakan adalah *Rapid Application Development* (RAD), yaitu metode pengembangan perangkat lunak yang berfokus pada pengembangan dalam waktu singkat dengan pendekatan iteratif (berulang) [11]. Tahapan RAD terdiri atas: (1) *Requirement Planning* yang mencakup analisis terhadap data yang telah diperoleh untuk menemukan permasalahan yang ada, sehingga sistem yang dibangun dapat sesuai dengan kebutuhan pengguna [12]. (2) *RAD design workshop* yang mencakup pembuatan desain sistem yang diusulkan sebagai acuan dalam proses pengembangan [12]. (3) *Implementation* yang mencakup implementasi desain ke dalam bentuk program sehingga siap digunakan oleh pengguna, pengujian terhadap fungsi-fungsi sistem yang tersedia, dan instalasi sistem pada organisasi [12].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 *Business Understanding*

Di tahap *business understanding*, dilakukan hal-hal berikut:

- a. Memahami kebutuhan bisnis: Tahap ini dilakukan dengan metode wawancara dan observasi untuk mengumpulkan informasi guna memahami bisnis dan masalah yang akan diselesaikan pada tempat studi kasus. Adapun masalah yang ditemukan dari proses ini adalah kurang efektifnya *product bundling* yang ditawarkan oleh ABC Baby Shop.
- b. Menentukan tujuan: Dikarenakan masalah yang dihadapi saat ini adalah *product bundling* yang dinilai kurang efektif, maka melalui diskusi, didapatkan tujuan bisnis untuk meningkatkan efektivitas *bundling* tersebut. Tujuan tersebut dapat dicapai menggunakan *data mining*, dengan menganalisis pola belanja pelanggan ABC Baby Shop untuk menghasilkan rekomendasi *bundling* yang lebih relevan berdasarkan data penjualan. Maka dari itu, data yang diperlukan untuk mencapai tujuan tersebut adalah data penjualan.
- c. Perencanaan dan penentuan proses *data mining*: Dilakukan penentuan pendekatan *data mining* yang sesuai, yaitu *market basket analysis* menggunakan algoritma Apriori, karena mampu mengidentifikasi pola asosiasi antar produk berdasarkan data penjualan. *Tools* yang akan digunakan adalah *Google Colab*.

3.2 Data Understanding

Di tahap *data understanding*, dilakukan pengumpulan data penjualan dari *owner ABC Baby Shop* dengan periode satu tahun (Februari 2024 sampai Januari 2025). Data tersebut berupa *file* Excel yang diekspor dari aplikasi Acosys. Data penjualan mencakup atribut Faktur, Tanggal, Nama, Jumlah, Sat., Gross, dan Total Tagihan. Atribut tersebut dapat dijabarkan dengan lebih jelas pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1. Penjelasan Atribut Data

No.	Atribut	Tipe Data	Penjelasan
1	Faktur	String	Kode unik untuk setiap penjualan
2	Tanggal	Date	Tanggal terjadinya penjualan
3	Nama	String	Nama produk yang terjual
4	Jumlah	Integer	Jumlah terjual per produk
5	Sat.	String	Satuan yang digunakan per produk
6	Gross	Integer	Total harga sebelum dipotong diskon (jika ada)
7	Total Tagihan	Integer	Total yang harus dibayarkan pelanggan

3.3 Data Preparation

Di tahap *data preparation*, data diolah sehingga layak digunakan dalam proses *data mining*. Data penjualan awal dapat dilihat pada Gambar 2 sebagai berikut.

Faktur : I/Sl-165929 Tanggal : 01/02/2024				
Nama	Jumlah	Sat.	Gross	Total Tagihan
MARCUS SILICONE FEEDING NIPPLE L	1	PCS	70.000	70.000
MARCUS PPSU TRANSITION TRAINER BOTTLE MARCUS	1	PCS	270.000	270.000
2 item		2	340.000	340.000
Faktur : I/Sl-165938 Tanggal : 01/02/2024				
Nama	Jumlah	Sat.	Gross	Total Tagihan
NUBY MONSTER SNACK KEEPER 22000	1	PCS	89.000	44.500
NUBY SUREGRIP PLACEMAT COW	1	PCS	259.000	129.500
2 item		2	348.000	174.000
Faktur : I/Sl-165941 Tanggal : 01/02/2024				
Nama	Jumlah	Sat.	Gross	Total Tagihan
JORDAN STEP 1 2PC	1	PCS	45.000	45.000
OPFA STERIL WATER SANITIZER 100ML	1	PCS	85.000	85.000
2 item		2	130.000	130.000
Faktur : I/Sl-165945 Tanggal : 01/02/2024				
Nama	Jumlah	Sat.	Gross	Total Tagihan
MARCUS 3STAGE PALM GRASP TOOTHBRUSH SET PINK	1	PCS	165.000	165.000
1 item		1	165.000	165.000

Gambar 2. Data Penjualan Awal

Format awal data dari Acosys menampilkan setiap faktur dalam tabel terpisah dan belum sesuai dengan data yang bisa digunakan untuk analisis *data mining*. Oleh karena itu, data kembali disusun secara manual ke *file* Excel baru yang berisi seluruh transaksi secara konsisten dan menghasilkan sebanyak 7.112 baris data transaksi. *Cleansing* dilakukan dengan memilih atribut yang relevan, yakni Faktur, Tanggal, dan Nama. Kemudian, dilanjutkan dengan mengecek data duplikat dan *null*. Pada data transaksi yang didapat, tidak ditemukan data *null*, sedangkan data duplikat hanya muncul pada beberapa transaksi, yaitu ketika dalam satu nomor faktur terdapat dua entri dengan nama produk yang sama. Data duplikat kemudian dihapus dari data transaksi.

Pada studi yang dilakukan oleh [13], analisis data tidak dilakukan dengan semua jenis produk, melainkan hanya produk dengan *support* di atas 3%, dikarenakan tidak semua produk memiliki tingkat penjualan yang baik dan tidak akan memberikan dampak signifikan pada saat analisis. Hal serupa juga

ditemukan pada data penjualan ABC *Baby Shop*. Dari 682 produk, terdapat sebanyak 669 produk memiliki *support* kurang dari 2% (kurang dari 143 kali pembelian dari 7.112 transaksi dalam 1 tahun), sehingga baris-baris dengan produk tersebut akan dibersihkan terlebih dahulu. Data penjualan setelah *cleansing* dapat dilihat pada Gambar 3 berikut.

	A	B	C
1	Faktur	Tanggal	Nama
2	I/SL-173799	2024-04-02	PUREATS MELTY STICK MANGGO PEACH BROCCOLI
3	I/SL-173814	2024-04-03	PUREATS MELTY STICK MANGGO PEACH BROCCOLI
4	I/SL-173922	2024-04-03	PUREATS MELTY STICK MANGGO PEACH BROCCOLI
5	I/SL-173952	2024-04-03	PUREATS MELTY STICK MANGGO PEACH BROCCOLI
6	I/SL-174012	2024-04-04	PUREATS MELTY STICK MANGGO PEACH BROCCOLI
7	I/SL-174193	2024-04-05	PUREATS MELTY STICK MANGGO PEACH BROCCOLI
8	I/SL-174400	2024-04-06	PUREATS MELTY STICK MANGGO PEACH BROCCOLI
9	I/SL-174683	2024-04-08	PUREATS MELTY STICK MANGGO PEACH BROCCOLI
10	I/SL-174719	2024-04-08	PUREATS MELTY STICK MANGGO PEACH BROCCOLI
11	I/SL-175022	2024-04-09	PUREATS MELTY STICK MANGGO PEACH BROCCOLI
12	I/SL-175110	2024-04-12	PUREATS MELTY STICK MANGGO PEACH BROCCOLI
13	I/SL-175332	2024-04-14	PUREATS MELTY STICK MANGGO PEACH BROCCOLI
14	I/SL-175527	2024-04-15	PUREATS MELTY STICK MANGGO PEACH BROCCOLI
15	I/SL-175714	2024-04-17	PUREATS MELTY STICK MANGGO PEACH BROCCOLI
16	I/SL-175757	2024-04-17	PUREATS MELTY STICK MANGGO PEACH BROCCOLI
17	I/SL-175976	2024-04-18	PUREATS MELTY STICK MANGGO PEACH BROCCOLI
18	I/SL-176028	2024-04-19	PUREATS MELTY STICK MANGGO PEACH BROCCOLI
19	I/SL-176273	2024-04-20	PUREATS MELTY STICK MANGGO PEACH BROCCOLI
20	I/SL-176280	2024-04-20	PUREATS MELTY STICK MANGGO PEACH BROCCOLI
21	I/SL-176285	2024-04-20	PUREATS MELTY STICK MANGGO PEACH BROCCOLI
22	I/SL-176391	2024-04-21	PUREATS MELTY STICK MANGGO PEACH BROCCOLI
23	I/SL-176417	2024-04-21	PUREATS MELTY STICK MANGGO PEACH BROCCOLI
24	I/SL-183235	2024-06-22	PUREATS MELTY STICK MANGGO PEACH BROCCOLI
25	I/SL-184280	2024-07-02	PUREATS MELTY STICK MANGGO PEACH BROCCOLI
26	I/SL-184328	2024-07-02	PUREATS MELTY STICK MANGGO PEACH BROCCOLI
27	I/SL-184488	2024-07-04	PUREATS MELTY STICK MANGGO PEACH BROCCOLI
28	I/SL-184495	2024-07-04	PUREATS MELTY STICK MANGGO PEACH BROCCOLI
29	I/SL-184706	2024-07-07	PUREATS MELTY STICK MANGGO PEACH BROCCOLI
30	I/SL-184716	2024-07-07	PUREATS MELTY STICK MANGGO PEACH BROCCOLI

Gambar 3. Data Penjualan Setelah *Cleansing*

Data transaksi kemudian ditransformasi menggunakan *One-Hot Encoding* dengan bantuan *tools Google Colab* untuk mengatasi duplikasi isi dari kolom Faktur sebelum algoritma Apriori dijalankan. Hasil transformasi data menghasilkan 2.817 baris data transaksi dan 13 kolom produk seperti yang bisa dilihat pada Gambar 4 berikut.

	BEE ME NOURISHING BALM	HISARI HANUK TONEL	HISARI PELLON/ROSTER L	HISARI PELLON/ROSTER R	JORDAN STEPS 0-2Y	JORDAN STEPS 3-5Y	MO MA MI ANTI BACT	MO MA MI BUBBLY BODY WASH	MOELL BUBBLES SHAMPOO	MOELL MOIST SEEN EVERYONE BODY LOTION 300ML	MOELL NOURISH HAIR LOTION 300ML	MOELL SUNSCREEN	PUREATS MELTY STICK MANGGO PEACH BROCCOLI
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
3	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
4	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0
...
2012	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2013	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
2014	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
2015	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0
2016	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Gambar 4. Hasil Transformasi *One-Hot Encoding*

3.4 Modeling

Proses dilanjutkan dengan implementasi algoritma Apriori pada data yang telah ditransformasi dengan nilai *confidence* minimal 50% dan nilai *support* minimal 0,8%. Dari proses ini, didapat 1 aturan asosiasi, yaitu produk *Mo Ma Mi Bubbly Body Wash* dan *Bee Me Nourishing Balm* dengan produk *Moell Sunscreen*. Nilai *confidence* didapat adalah sebesar 51,06%, artinya dari setiap 100 orang yang membeli *Mo Ma Mi Bubbly Body Wash* dan *Bee Me Nourishing Balm*, 51 orang di antaranya juga membeli *Moell Sunscreen*. Ini menunjukkan bahwa ketiga produk ini sering dibeli bersama-sama, sehingga hubungan antar produknya cukup kuat. Nilai *support* menunjukkan bahwa kombinasi produk tersebut terdapat pada 0,85% transaksi dari keseluruhan transaksi, artinya dari 1.000 transaksi, sebanyak 8,5 transaksi berisi kombinasi produk tersebut. Nilai *lift* 3,5 mengindikasikan bahwa terdapat hubungan yang signifikan antara produk-produk tersebut. Nilai *lift* yang lebih besar dari 1 menunjukkan bahwa kombinasi produk memiliki kecenderungan untuk dibeli secara bersamaan dalam satu transaksi. Hasil aturan tersebut dapat dilihat pada Tabel 2 berikut.

Tabel 2. Hasil Implementasi Algoritma Apriori

No.	Antecedents	Consequents	Support	Support (%)	Confidence	Confidence (%)	Lift
1	Mo Ma Mi Bubbly Body Wash, Bee Me Nourishing Balm	Moell Sunscreen	0,0085	0,85	0,5106	51,06	3,5

3.5 Evaluation

Setelah didapatkan 1 aturan asosiasi, yakni produk *Mo Ma Mi Bubbly Body Wash* dan *Bee Me Nourishing Balm* dengan produk *Moell Sunscreen* pada tahap *modeling*, selanjutnya aturan ini diuji menggunakan nilai *leverage* dan *conviction*. *Leverage* digunakan untuk mengukur seberapa sering *antecedent* dan *consequent* muncul secara bersamaan dalam data transaksi. Jika nilai *leverage* bernilai 0, maka aturan asosiasi tersebut tidak memiliki hubungan [14]. Sementara itu, *conviction* mengukur sejauh mana kehadiran *antecedent* menyiratkan ketiadaan *consequent*. Nilai *conviction* yang lebih besar dari 1 menandakan aturan tersebut stabil [15]. Nilai *leverage* dan *conviction* pada model asosiasi ini dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Evaluasi (*Leverage* dan *Conviction*)

No.	Antecedents	Consequents	Leverage	Leverage (%)	Conviction
1	Mo Ma Mi Bubbly Body Wash, Bee Me Nourishing Balm	Moell Sunscreen	0,0061	0,61	1,75

Nilai *leverage* sebesar 0,61% (tidak negatif) pada Tabel 3 menyatakan bahwa kombinasi tersebut muncul bersamaan lebih sering daripada acak. Sementara itu, nilai *conviction* sebesar 1,75 (lebih dari 1) yang ditunjukkan pada Tabel 3 menandakan aturan tersebut (yaitu jika seseorang membeli kedua *antecedent* maka juga membeli *consequent*) lebih sering benar terjadi daripada gagal. Secara keseluruhan, *leverage* positif dan *conviction* lebih dari 1 menunjukkan bahwa aturan ini memiliki hubungan yang cukup kuat.

Rekomendasi tindakan yang dapat dilakukan ABC *Baby Shop* dari hasil temuan ini adalah menyusun penawaran *bundling* yang menggabungkan *Mo Ma Mi Bubbly Body Wash*, *Bee Me Nourishing Balm*, dan *Moell Sunscreen* dengan harga spesial untuk menarik minat pembeli. Temuan kombinasi produk dari merk yang berbeda namun ternyata memiliki keterkaitan ini dapat memberikan wawasan baru bagi ABC *Baby Shop*, yang sebelumnya hanya menyusun *bundling* berdasarkan produk-produk dari merk yang sama. *Bundling* yang disesuaikan dengan preferensi pembeli dapat meningkatkan penjualan, kepuasan pembeli, dan loyalitas jangka panjang [16]. Selain itu, strategi ini juga membantu menyederhanakan proses belanja serta mempersingkat waktu yang dibutuhkan pembeli [17], sehingga dapat meningkatkan kualitas pengalaman berbelanja secara keseluruhan. Oleh karena itu, kombinasi produk tersebut disarankan untuk diletakkan secara berdekatan di etalase yang mudah dijangkau dan terlihat jelas oleh pembeli. Penataan produk secara strategis dapat meningkatkan daya tarik produk, mendorong pembelian impulsif, serta berkontribusi pada peningkatan penjualan [18]. Hasil dari analisis ini dapat dijadikan dasar dalam pengambilan keputusan untuk merancang strategi pemasaran ke depannya.

3.6 Deployment

Setelah tahap *evaluation* selesai, proses dilanjutkan ke tahap *deployment*. Tahap *deployment* ini dilakukan dengan mengembangkan *dashboard* menggunakan metodologi RAD. Rincian tahapan tersebut dijelaskan sebagai berikut.

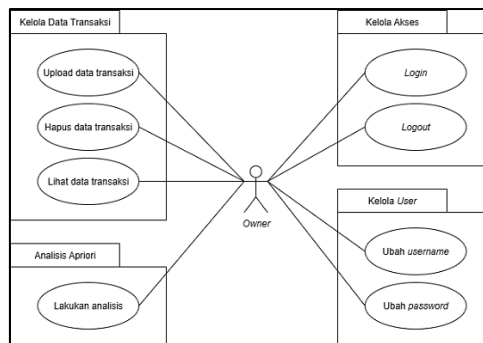
3.6.1 Requirement Planning

Pada tahap *requirement planning*, dilakukan analisis untuk menemukan permasalahan yang sedang terjadi di ABC Baby Shop. Analisis masalah dilakukan dengan PIECES berdasarkan hasil observasi dan wawancara bersama *owner* ABC Baby Shop. Rincian hasil analisis disajikan dalam Tabel 4 berikut.

Tabel 4. Analisis PIECES

No.	PIECES	Permasalahan
1	<i>Performance</i>	Penentuan <i>product bundling</i> membutuhkan waktu yang lama
2	<i>Information</i>	Kurangnya informasi mengenai produk-produk yang dibeli bersamaan
3	<i>Economy</i>	Hilangnya potensi pendapatan dan penjualan tidak maksimal
4	<i>Control</i>	Potensi kesalahan dalam pengambilan keputusan
5	<i>Efficiency</i>	Penentuan <i>product bundling</i> masih menggunakan cara yang manual dan kurang efisien
6	<i>Service</i>	-

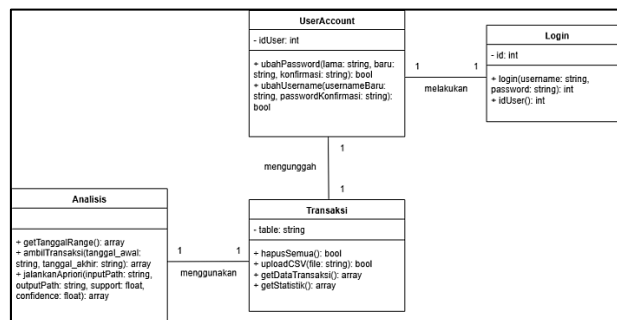
Setelah masalah dianalisis, dilakukanlah analisis kebutuhan melalui pendekatan *use case* berdasarkan permasalahan tersebut. *Use case* yang dirancang dapat dilihat pada Gambar 5 berikut.



Gambar 5. Use Case Dashboard

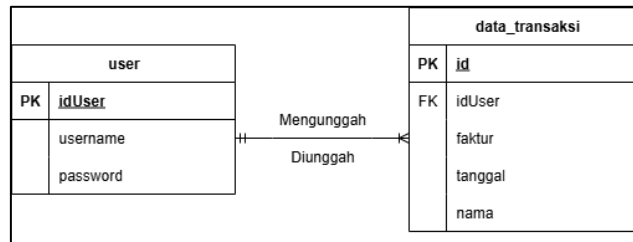
3.6.2 RAD Design Workshop

Pada tahap *RAD design workshop*, dilakukan pembuatan desain sistem berdasarkan hasil analisis tahap *requirement planning*. Sebelum implementasi ke sistem dilakukan, *class diagram* dibuat untuk menggambarkan struktur sistem yang terdiri atas 4 kelas seperti Gambar 6 berikut.



Gambar 6. Rancangan Class Diagram

Database sistem kemudian dirancang menggunakan ERD sebagai visualisasi untuk mempermudah proses perancangan. Rancangan ERD dapat dilihat pada Gambar 7 berikut.



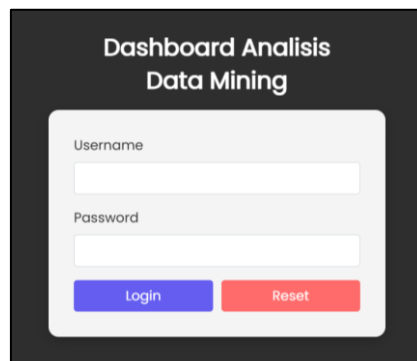
Gambar 7. Rancangan ERD

3.6.3 Implementation

Pada tahap *implementation*, dilakukan pengembangan sistem (penulisan kode program) berdasarkan rancangan yang telah dibuat di tahap sebelumnya.

3.6.3.1 Tampilan Login

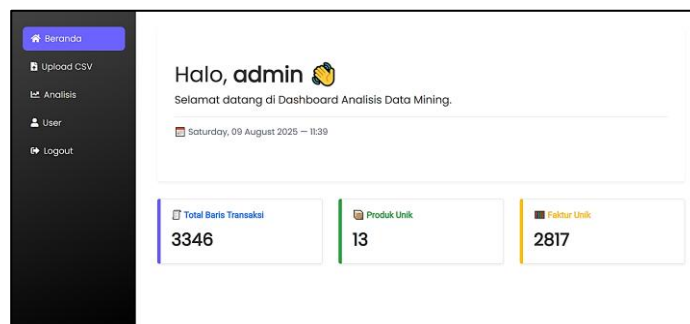
Gambar 8 menunjukkan halaman *login*. Pengguna dapat memasukkan *username* dan *password* yang telah terdaftar di *database*. Jika data yang dimasukkan benar, pengguna akan diarahkan langsung ke tampilan *dashboard*. Akses *dashboard* hanya diberikan bagi *owner*, dengan izin akses ke semua fungsi yang tersedia dalam aplikasi.



Gambar 8. Tampilan Login

3.6.3.2 Tampilan Dashboard

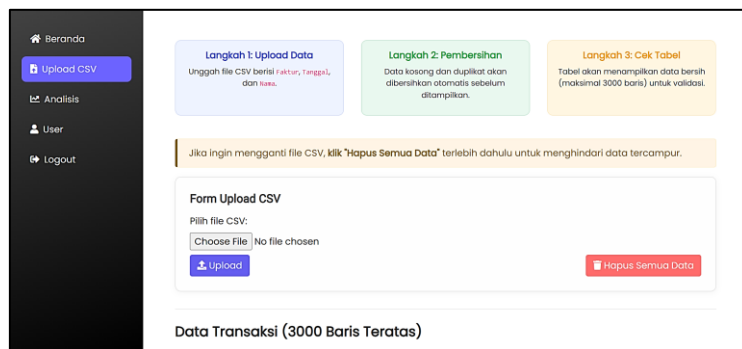
Gambar 9 menunjukkan halaman *dashboard* setelah pengguna melakukan *login* ke sistem. Pengguna dapat melihat total baris transaksi, produk, dan faktur dari data transaksi yang telah diunggah (jika pengguna telah mengunggah data), beserta *navigation bar* untuk memudahkan akses ke fitur-fitur lain.



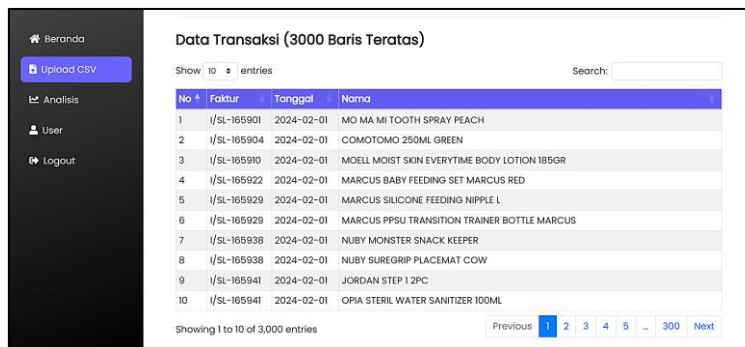
Gambar 9. Tampilan Dashboard

3.6.3.3 Tampilan *Upload CSV*

Gambar 10 menunjukkan halaman *upload CSV*. Pengguna dapat mengunggah data transaksi untuk digunakan dalam proses analisis. Baris data yang *null* dan *duplikat* akan secara otomatis tersaring. Pengguna juga bisa menghapus seluruh data transaksi jika ingin mengganti *file* yang digunakan. Data dokumen berformat CSV yang diunggah akan tampil di bawah halaman *upload* ini, seperti yang disajikan pada Gambar 11. Pengguna dapat melihat data transaksi yang telah terunggah dan tersimpan dalam *database*. Data yang ditampilkan hanya 3000 baris teratas untuk menghindari *crash*. Pengguna juga dapat melakukan pencarian data menggunakan *search bar* di pojok kanan atas tabel.



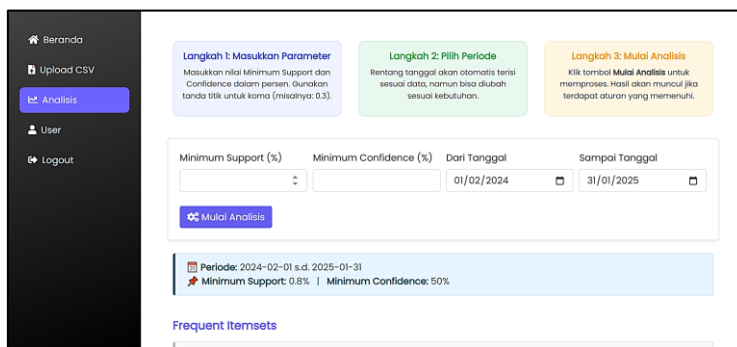
Gambar 10. Tampilan *Upload CSV*



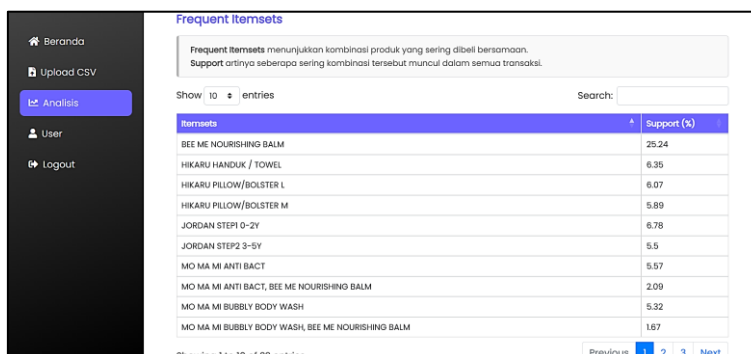
Gambar 11. Tampilan Data Transaksi

3.6.3.4 Tampilan Analisis

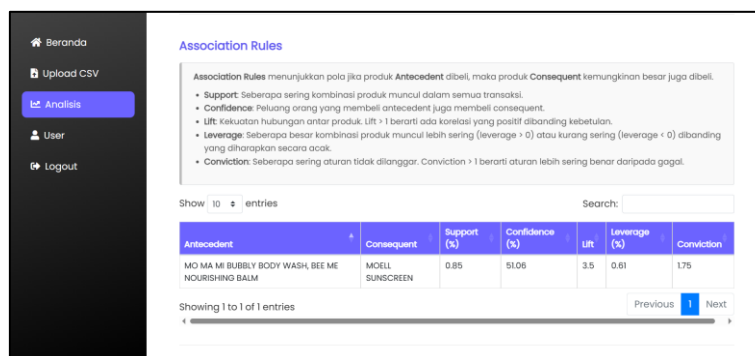
Gambar 12 menampilkan halaman analisis. Pengguna dapat memasukkan nilai *minimum support*, *minimum confidence*, serta memilih rentang tanggal data yang akan digunakan dalam proses analisis. Setelah analisis dijalankan, hasilnya dapat dilihat di bawah area *input* seperti yang terlihat pada Gambar 13, 14, dan 15 berikut. Gambar 13 menunjukkan tabel *frequent itemsets* yang menyajikan daftar kombinasi produk yang sering dibeli dari seluruh data transaksi. Selanjutnya, Gambar 14 menampilkan tabel *association rules* yang berisi daftar kombinasi produk yang sering muncul bersamaan berdasarkan *minimum support* dan *confidence* yang telah ditentukan sebelumnya. Terakhir, Gambar 15 memperlihatkan rekomendasi *bundling*. Pengguna dapat melihat 5 rekomendasi *bundling* teratas yang diurutkan berdasarkan nilai *confidence* dan *lift* tertinggi.



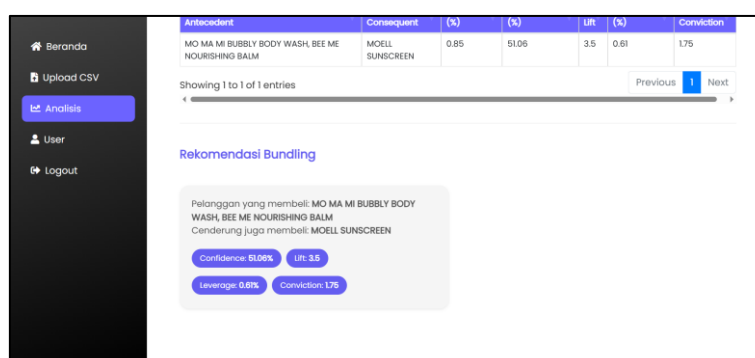
Gambar 12. Tampilan Analisis



Gambar 13. Tampilan *Frequent Itemsets*



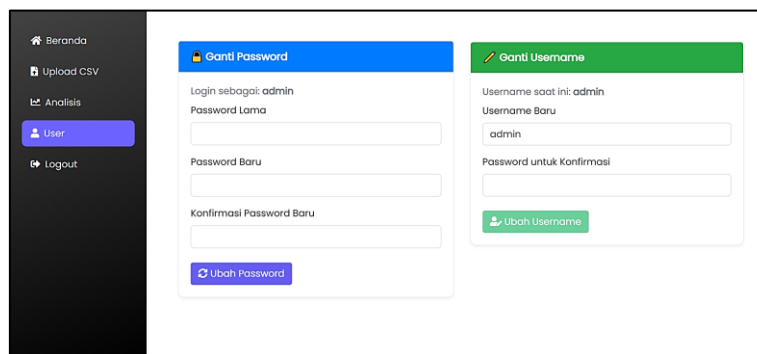
Gambar 14. Tampilan *Association Rules*



Gambar 15. Tampilan Rekomendasi *Bundling*

3.6.3.5 Tampilan User

Gambar 16 menunjukkan halaman *user*. Pengguna dapat mengganti *password* dan *username* dari data *user* yang telah terdaftar.



Gambar 15. Tampilan User

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa algoritma Apriori berhasil mengidentifikasi pola asosiasi antar produk dari data transaksi penjualan selama 1 tahun, yakni produk *Mo Ma Mi Bubbly Body Wash* dan *Bee Me Nourishing Balm* dengan produk *Moell Sunscreen*, dengan nilai *support* sebesar 0,85% yang artinya dari 1.000 transaksi, sebanyak 8,5 transaksi berisi kombinasi produk tersebut, nilai *confidence* 51,06% yang artinya dari setiap 100 orang yang membeli *Mo Ma Mi Bubbly Body Wash* dan *Bee Me Nourishing Balm*, 51 orang di antaranya juga membeli *Moell Sunscreen*, dan nilai *lift* sebesar 3,5 (lebih besar dari 1), menunjukkan bahwa ketiga produk tersebut memiliki kecenderungan untuk dibeli secara bersamaan dalam satu transaksi. Hal ini juga diperkuat dengan nilai *leverage* dan *conviction* berturut-turut sebesar 0,61% dan 1,75. Nilai *leverage* yang tidak negatif menunjukkan bahwa kombinasi tersebut muncul bersamaan lebih sering daripada acak, sementara nilai *conviction* yang juga lebih dari 1 menunjukkan bahwa aturan tersebut lebih sering benar terjadi daripada gagal.

Hasil penelitian ini dapat dimanfaatkan oleh ABC Baby Shop sebagai dasar dalam menyusun strategi *product bundling* yang berbasis data.

DAFTAR RUJUKAN

- [1] R. A. Saputra, S. Wasiyanti, and R. Nugraha, "Penerapan Algoritma Apriori Untuk Analisa Pola Penempatan Barang Berdasarkan Data Transaksi Penjualan," *Swabumi*, vol. 8, no. 2, pp. 160–170, 2020, doi: 10.31294/swabumi.v8i2.9031.
- [2] A. J. P. Sibarani, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Meningkatkan Pola Penjualan Obat," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 7, no. 2, pp. 262–276, 2020, doi: 10.35957/jatisi.v7i2.195.
- [3] L. Zahrotun and A. F. I. Robbani, "Penerapan Algoritma Eclat untuk Menemukan Pola Asosiasi Antar Barang di Aneka Sandang Collection," *JRST (Jurnal Ris. Sains dan Teknol.)*, vol. 7, no. 1, pp. 37–43, 2023, doi: 10.30595/jrst.v7i1.15298.
- [4] S. Suhada, D. Ratag, G. Gunawan, D. Wintana, and T. Hidayatulloh, "Penerapan Algoritma Fp-Growth Untuk Menentukan Pola Pembelian Konsumen Pada Ahass Cibadak," *Swabumi*, vol. 8, no. 2, pp. 118–126, 2020, doi: 10.31294/swabumi.v8i2.8077.
- [5] D. Rizaldi and A. Adnan, "Market Basket Analysis Menggunakan Algoritma Apriori: Kasus Transaksi 212 Mart Soebrantas Pekanbaru," *J. Stat. dan Apl.*, vol. 5, no. 1, pp. 31–40, 2021, doi: 10.21009/jsa.05103.
- [6] Y. A. Iskandar, F. E. Zulvia, and A. I. Nissya, "Penjualan Produk Makanan Kemasan Sehat Melalui

- Strategi Mixed Bundling,” *J. Integr. Sist. Ind.*, vol. 11, no. 2, pp. 249–260, 2024, [Online]. Available: <https://jurnal.umj.ac.id/index.php/jisi/article/view/12530/10842>.
- [7] H. Herianty, D. Lasut, and R. R. Oprasto, “Penerapan Data Mining Dengan Algoritma Apriori Untuk Analisis Pola Pembelian Konsumen di Violet Vape Store,” *ALGOR*, vol. 2, no. 1, pp. 40–47, 2020, [Online]. Available: <https://jurnal.buddhidharma.ac.id/index.php/alogr/article/view/454>.
- [8] A. F. S. Putra, H. F. Qishas, Y. P. Purnama, S. Safri, and M. J. Shofa, “Algoritma Apriori Untuk Strategi Bundling (Studi Kasus: Sevendays Coffee Shop, Cilegon, Banten),” *Pros. Semin. Nas. Penelit. LPPM UMJ*, no. 9, 2024, [Online]. Available: <https://jurnal.umj.ac.id/index.php/semnaslit/article/view/25701/11695>.
- [9] M. A. Hasanah, S. Soim, and A. S. Handayani, “Implementasi CRISP-DM Model Menggunakan Metode Decision Tree dengan Algoritma CART untuk Prediksi Curah Hujan Berpotensi Banjir,” *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 5, no. 2, pp. 103–108, 2021, doi: 10.30871/jaic.v5i2.3200.
- [10] Y. Yudianta, A. Yulia Agustina, and N. Khofifah, “Prediksi Customer Churn Menggunakan Metode CRISP-DM pada Industri Telekomunikasi sebagai Implementasi Mempertahankan Pelanggan,” *Indones. J. Islam. Econ. Bus.*, vol. 8, no. 1, pp. 01–20, 2023, [Online]. Available: <https://e-journal.lp2m.uinjambi.ac.id/ojs/index.php/ijoieb/article/view/1710/865>.
- [11] L. Santoso and J. Amanullah, “Pengembangan Sistem Informasi Akademik Berbasis Website Menggunakan Metode Rapid Application Development (Rad),” *Elkom J. Elektron. dan Komput.*, vol. 15, no. 2, pp. 250–259, 2022, doi: 10.51903/elkom.v15i2.943.
- [12] F. Wajdillah, S. Suherman, and M. Makmun Effendi, “Pengembangan Sistem Informasi Persediaan Barang Berbasis Desktop dengan Metode RAD pada CV Menembus Batas,” *J. Inf. Syst. Applied, Manag. Account. Res.*, vol. 7, no. 3, pp. 623–633, 2023, doi: 10.52362/jisamar.v7i3.1141.
- [13] D. S. Nugroho, N. Islahudin, V. Normasari, and S. Z. Al Hakiim, “Penerapan Market basket Analysis (MBA) Data Mining Menggunakan Metode Asosiasi Apriori dan FP-Growth untuk Strategi Bundling pada Wan Caffeine Yogyakarta,” *JISI J. Integr. Sist. Ind.*, vol. 11, no. 1, pp. 121–134, 2024, [Online]. Available: <https://jurnal.umj.ac.id/index.php/jisi/article/view/16753/10128>.
- [14] P. A. Pratiwi, T. Matulatan, and U. Alena, “Penerapan Algoritma Apriori untuk Menemukan Aturan Asosiasi dalam Transaksi Belanja Konsumen pada Minimarket (Studi Kasus: Rezeki Gemilang Jl. Ganet Km. 11 Tanjungpinang),” *Student Online J.*, vol. 2, no. 1, pp. 197–204, 2021, [Online]. Available: <https://soj.umrah.ac.id/index.php/SOJFT/article/download/1002/874/1722>.
- [15] I. F. Rahman and D. Riana, “Market Basket Analysis untuk Penjualan Retail: Perbandingan Akurasi Algoritma Apriori dan FP-Growth Berbasis CRISP-DM,” *J. Algoritm.*, vol. 22, no. 1, pp. 468–479, 2025, doi: 10.33364/algoritma/v.22-1.2303.
- [16] D. Azhar, “Price Perception and Repeated Buying: How Psychology Shapes Consumer Loyalty,” *Natl. High Sch. J. Sci.*, pp. 1–12, 2025, [Online]. Available: <https://nhsjs.com/wp-content/uploads/2025/02/Price-Perception-and-Repeated-Buying-How-Psychology-Shapes-Consumer-Loyalty.pdf>.
- [17] K. A. Carroll, A. Samek, and L. Zepeda, “Consumer Preference for Food Bundles under Cognitive Load: A Grocery Shopping Experiment,” *Foods*, vol. 11, no. 7, pp. 1–21, 2022, doi: 10.3390/foods11070973.
- [18] D. Permatasari, F. Madani, L. Suryani, and P. Purnamasari, “Pengaruh Visual Merchandising dan Store Atmosphere Terhadap Perilaku Impulse Buying (Studi Kasus Pada Konsumen Miniso di Surabaya),” *JISOSEPOL J. Ilmu Sos. Ekon. dan Polit.*, vol. 3, no. 1, pp. 48–58, 2025, [Online]. Available: <https://samudrapublisher.com/index.php/JISOSEPOL/article/view/239>.