



Contents lists available at [JESA](https://jesa.aks.or.id/index.php/jesa/index)

Journal of Engineering and Science Application

journal homepage: <https://jesa.aks.or.id/index.php/jesa/index>



Analisis Market Basket Berbasis Web Menggunakan Algoritma FP-Growth untuk Bundling Produk

Toga Micolasdo Sitanggang ^a, Dede Sahrul Bahri ^b

^a Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pamulang, Tangerang Selatan 15310, Indonesia

^b Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pamulang, Tangerang Selatan 15310, Indonesia

Article Info

Keywords:

FP-Growth
Association Rule Mining
Product Bundling
Market Basket Analysis
Web-Based System.

ABSTRACT

PT Aqualuxe Perkasa Abadi merupakan perusahaan manufaktur produk home care skala kecil yang belum memanfaatkan data transaksi harian untuk strategi pemasaran. Penelitian ini bertujuan mengimplementasikan algoritma FP-Growth (Frequent Pattern Growth) untuk menganalisis pola penjualan dan merancang sistem informasi berbasis web multi-role yang menghasilkan rekomendasi bundling produk secara otomatis. Pengembangan sistem menggunakan model Waterfall, meliputi analisis kebutuhan, praproses data, serta implementasi FP-Growth melalui library mlxtend Python yang dipanggil dari backend PHP melalui mekanisme subprocess. Sistem membedakan dua peran pengguna, yaitu Admin dan Owner, yang diatur melalui Role-Based Access Control. Pengujian terhadap data transaksi aktual selama satu bulan (7.994 transaksi unik, 36 SKU) dengan minimum support 0,05, minimum confidence 0,5, dan minimum lift 1,0 menghasilkan 10 frequent itemset dan 3 rekomendasi bundling yang valid. Rule terkuat, Rubber Sealant Spray ke Lem Anti Bocor 1kg, memiliki confidence 0,87 dan lift 1,84. Pengujian black box pada tujuh modul fungsional membuktikan sistem berjalan sesuai kebutuhan. Temuan ini menunjukkan bahwa FP-Growth dapat memberikan landasan berbasis data bagi perusahaan skala kecil untuk merancang strategi bundlingnya.

This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.



Corresponding Author:

Toga Micolasdo Sitanggang
Program Studi Teknik Informatika
Universitas Pamulang
Jalan Raya Puspipetek Nomor 46, Buaran, Pamulang, Tangerang Selatan, Banten, 15310
Email: togasisitanggang17@gmail.com

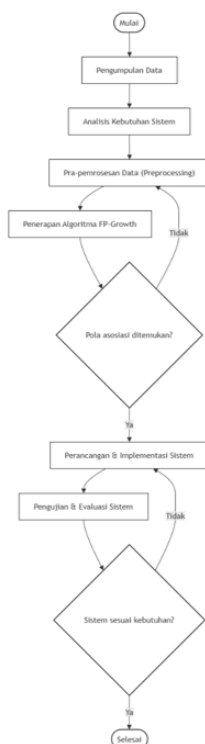
1. INTRODUCTION

Peningkatan volume transaksi penjualan daring yang signifikan mendorong pelaku usaha untuk memanfaatkan data historis sebagai landasan pengambilan keputusan strategis. Dalam konteks industri home care dan bahan pelindung bangunan, kombinasi produk yang tepat dapat memengaruhi keputusan pembelian konsumen secara substansial, mengingat produk-produk dalam kategori ini sering digunakan secara bersamaan dalam satu proyek renovasi atau perawatan. PT Aqualuxe Perkasa Abadi, selaku produsen dan distributor

produk waterproofing berskala kecil yang memasarkan produk melalui kanal Shopee, Tokopedia, dan TikTok Shop, menghadapi tantangan nyata: data transaksi harian yang terakumulasi belum pernah dianalisis untuk membentuk strategi bundling, sementara seluruh keputusan penjualan masih diambil berdasarkan intuisi tanpa dukungan data analitik. Association rule mining merupakan teknik data mining yang dirancang untuk menemukan hubungan co-occurrence antaritem dalam dataset transaksi, [2]. Pemodelan ini krusial untuk memprediksi perilaku pembelian pelanggan, khususnya dalam ekosistem e-commerce modern, [17], [22]. Di antara algoritma yang tersedia, FP-Growth (Frequent Pattern Growth) dipilih karena hanya memerlukan dua kali scan basis data dan bekerja tanpa menghasilkan kandidat itemset, menjadikannya lebih efisien dibandingkan algoritma Apriori atau Eclat dalam hal waktu eksekusi maupun konsumsi memori, [5], [6]. Karakteristik ini sangat relevan untuk lingkungan UMKM dengan sumber komputasi terbatas yang berupaya menerapkan otomatisasi tingkat tinggi (hyperautomation) pada sistem penjualannya. Mohanty, Tripathy, dan Champati [10] mengonfirmasi melalui analisis komparatif bahwa FP-Growth secara konsisten mengungguli algoritma association rule mining lainnya pada data transaksi ritel dalam hal efisiensi dan akurasi rule yang dihasilkan. Sejumlah penelitian terdahulu mengonfirmasi efektivitas FP-Growth dalam berbagai konteks penjualan dan peningkatan strategi pemasaran. Putri, Yuhandri, dan Hardianto [1] berhasil mengekstraksi 30 association rules valid dari data pembelian konsumen. Saputra, Rahayu, dan Hariguna [2] memanfaatkannya untuk merancang strategi pemasaran pada UMKM dengan minimum support 50%. Hartanti dan Atina [3] serta Rahman dan Riana [19] berfokus pada perbandingan performa akurasi berbasis framework data mining, sementara Nugroho et al. [20] dan Dwiputra et al. [21] memperkuat pembentukan aturan kombinasi barang (item combinations) untuk strategi bundling ritel. Wandri dan Hanafiah [15] membuktikan bahwa FP-Growth efektif menganalisis pola penjualan pada data transaksi produk dengan kategori spesifik untuk menghasilkan acuan strategi pemasaran yang langsung dapat digunakan. Lebih lanjut, implementasi algoritma ini juga adaptif di berbagai sektor industri berskala kecil hingga menengah. Wahyuningsih dan Prasetyaningrum [13] menerapkan pendekatan serupa pada bisnis kedai kopi untuk menghasilkan paket penjualan berbasis dataset berskala kecil. Fairuzindah et al. [9] memperoleh pola pembelian berulang yang konsisten pada data transaksional e-commerce sebagai landasan sistem rekomendasi produk, [23]. Mandala, Purnawan, dan Suarjaya [12] menerapkannya pada bisnis bengkel motor untuk menentukan paket promo lintas domain bisnis. Pertiwi dan Tyoso [11] serta Munanda dan Monalisa [25] memanfaatkannya dalam konteks manajemen inventaris dan penataan tata letak barang pada perusahaan distribusi. Pada lini produk bahan bangunan, Christy dan Maryati [7] secara khusus menggunakannya pada data toko bahan bangunan berskala besar, sedangkan Wibowo et al. [8] serta Mukarim et al. [14] membuktikan bahwa kombinasi analisis ini memberikan peningkatan nilai transaksi yang terukur jika dibandingkan pendekatan tanpa dukungan data. Meskipun demikian, penerapan FP-Growth pada perusahaan manufaktur produk waterproofing berskala kecil dengan lini produk yang terbatas dan spesifik, khususnya yang beroperasi melalui kanal multi-platform daring, masih jarang dieksplorasi. Selain itu, sebagian besar studi terdahulu menggunakan sistem analisis terpisah dari operasional bisnis sehari-hari, alih-alih membangun sistem terintegrasi multi-role yang dapat dioperasikan langsung oleh pemilik usaha melalui antarmuka web tanpa memerlukan pemahaman teknis tentang algoritma. Penelitian ini mengisi celah tersebut dengan dua kontribusi utama: (1) mengimplementasikan FP-Growth pada data transaksi aktual PT Aqualuxe Perkasa Abadi untuk mengidentifikasi pola pembelian bersamaan dan menghasilkan rekomendasi bundling yang berbasis data; dan (2) membangun sistem informasi berbasis web dengan arsitektur multi-role (Admin dan Owner) yang mengintegrasikan seluruh alur dari impor data, eksekusi mining, hingga visualisasi hasil ke dalam satu platform operasional yang dapat digunakan langsung oleh pemilik usaha.

2. RESEARCH METHOD

Penelitian ini merupakan penelitian rekayasa sistem (engineering research) dengan pendekatan data mining, menggunakan model pengembangan perangkat lunak Waterfall yang mencakup lima fase secara berurutan: analisis kebutuhan, perancangan sistem, implementasi, pengujian, dan deployment. Model Waterfall dipilih karena kebutuhan fungsional sistem telah terdefinisi secara lengkap sejak tahap awal melalui wawancara dengan pemilik perusahaan, sehingga kemungkinan perubahan spesifikasi di tengah pengembangan sangat minim. Sifat sekuensial Waterfall juga sesuai dengan karakteristik penelitian ini yang memiliki batasan waktu dan ruang lingkup yang jelas, di mana setiap fase harus diselesaikan dan divalidasi sebelum fase berikutnya dimulai — mulai dari pemahaman proses bisnis PT Aqualuxe, perancangan arsitektur sistem, implementasi algoritma FP-Growth, hingga pengujian fungsional. Pendekatan ini memungkinkan peneliti memastikan kesesuaian antara kebutuhan pengguna dan hasil implementasi pada setiap tahap secara terstruktur, sebelum sistem diserahkan untuk digunakan secara operasional. Alur pelaksanaan penelitian secara keseluruhan ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Flowchart alur Penelitian

Data dikumpulkan melalui tiga teknik yang saling melengkapi. Pertama, studi dokumentasi dilakukan terhadap data transaksi penjualan dalam format Excel yang diperoleh dari tiga kanal daring (Shopee, Tokopedia, dan TikTok Shop) serta penjualan reguler periode Januari 2026. Data mentah yang terkumpul bersifat transaksional per baris item dengan total 11.679 baris, mencakup informasi Order ID, nama produk, dan kuantitas pembelian yang menjadi input utama proses preprocessing dan mining. Kedua, wawancara semi-terstruktur dilakukan langsung dengan pemilik PT Aqualuxe Perkasa Abadi untuk memahami proses bisnis yang berjalan, mengidentifikasi permasalahan yang dihadapi dalam pengambilan keputusan penjualan, serta menggali kebutuhan fungsional dan non-fungsional sistem yang akan dibangun. Hasil wawancara menjadi landasan penentuan dua peran pengguna (Admin dan Owner), alur kerja sistem, serta penetapan nilai default parameter FP-Growth yang sesuai dengan konteks operasional perusahaan. Ketiga, studi pustaka dilakukan terhadap penelitian terdahulu yang relevan di bidang association rule mining, implementasi FP-Growth, dan pengembangan sistem informasi berbasis web, sebagaimana telah dirangkum pada bagian Pendahuluan. Studi pustaka ini menjadi acuan dalam pemilihan algoritma, penentuan metode preprocessing, serta pemilihan threshold parameter yang tepat untuk karakteristik data transaksi PT Aqualuxe.

2.1. Karakteristik dan Preproses Data

Data transaksi yang digunakan mencakup periode satu bulan (1–31 Januari 2026). Sebelum proses mining dilakukan, seluruh data diinspeksi untuk memahami struktur dan karakteristiknya sebagaimana dirangkum pada Tabel 1.

Tabel 1. Karakteristik data transaksi

Keterangan	Nilai
Total baris data mentah	11.679 baris
Total transaksi unik (Order ID)	7.994 transaksi
Transaksi single-item	4.802 transaksi (60,07%)
Transaksi multi-item	3.192 transaksi (39,93%)
Total produk unik (SKU)	36 produk
Periode data	1 Januari 2026 – 31 Januari 2026

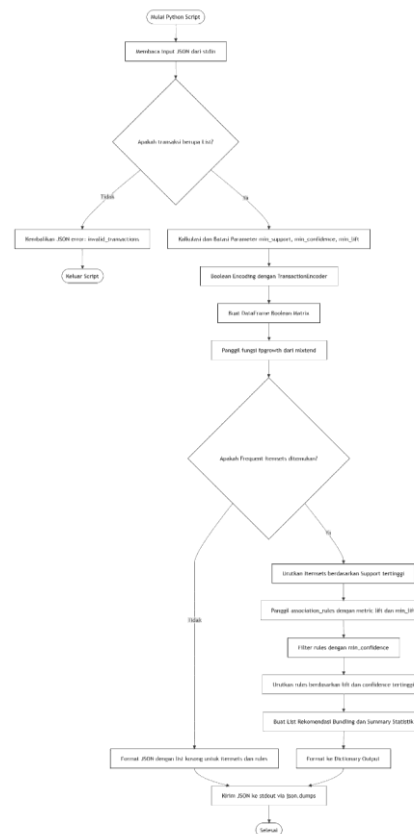
Dari Tabel 1 terlihat bahwa rasio transaksi single-item mencapai 60,07%, yang berarti lebih dari separuh transaksi tidak menghasilkan pola asosiasi dan harus dipisahkan sebelum proses mining dijalankan.

Hanya 3.192 transaksi multi-item (39,93%) yang menjadi basis efektif pembentukan frequent itemset. Tingginya proporsi transaksi single-item ini juga menjadi pertimbangan utama dalam penetapan nilai minimum support sebesar 0,05 nilai yang cukup rendah untuk menangkap pola pada dataset dengan sparsity tinggi, namun tetap bermakna secara bisnis.

Data mentah bersifat transaksional per baris item, sedangkan algoritma FP-Growth membutuhkan input berupa boolean encoded matrix di mana setiap baris merepresentasikan satu transaksi dan setiap kolom merepresentasikan satu produk. Transformasi dari format mentah ke format ini dilakukan melalui empat tahap preprocessing yang dijalankan secara otomatis oleh skrip Python yang terintegrasi dalam sistem. Pertama, data cleaning, yaitu penghapusan baris kosong, data duplikat, dan standarisasi format kolom untuk memastikan konsistensi data lintas kanal penjualan — mengingat setiap kanal (Shopee, Tokopedia, TikTok Shop) memiliki format ekspor Excel yang berbeda-beda. Kedua, data integration, yaitu verifikasi konsistensi struktur kolom dari seluruh sumber data yang diimpor sehingga seluruh data dapat digabungkan ke dalam satu dataset terpadu. Ketiga, data transformation, yaitu pengelompokan transaksi berdasarkan ID Order menggunakan library pandas untuk mengonsolidasikan baris-baris item dalam transaksi yang sama, dilanjutkan one-hot encoding menggunakan TransactionEncoder dari library mlxtend untuk menghasilkan boolean encoded matrix berukuran 7.994×36 . Keempat, data reduction, yaitu eliminasi kolom yang tidak relevan bagi proses mining serta pemisahan 4.802 transaksi single-item yang secara definisi tidak dapat membentuk association rule, sehingga basis data efektif yang masuk ke proses FP-Growth adalah 3.192 transaksi multi-item.

2.2. Penerapan Algoritma FP-Growth

Algoritma FP-Growth bekerja melalui dua tahap utama: pembangunan struktur FP-Tree yang merepresentasikan seluruh database transaksi secara kompak, dan penggalian frequent itemset secara rekursif melalui conditional FP-Tree tanpa menghasilkan kandidat [4][6]. Alur lengkap proses mining mulai dari input data hingga menghasilkan association rules ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Flowchart Algoritma FP-Growth

Algoritma ini memerlukan tiga parameter *threshold* yang dapat dikonfigurasi secara fleksibel oleh Owner melalui antarmuka web, dengan nilai *default* yang ditentukan berdasarkan karakteristik data transaksi PT Aqualuxe serta mengacu pada penelitian terdahulu [1][2], sebagaimana dirangkum pada Tabel 2.

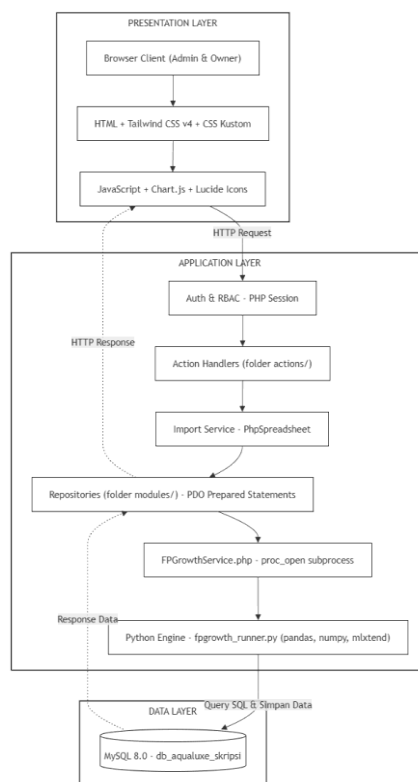
Tabel 2. Parameter Default Algoritma FP-Growth

Parameter	Nilai Default	Keterangan
Minimum Support	0,05 (5%)	Kombinasi produk muncul minimal pada 5% dari total transaksi
Minimum Confidence	0,50 (50%)	Probabilitas pembelian bersamaan minimal 50%
Minimum Lift	1,00	Hanya rules dengan korelasi positif antar produk yang dipertahankan

Proses mining dijalankan oleh skrip Python (`fpgrowth_runner.py`) yang dipanggil oleh backend PHP melalui mekanisme subprocess (`proc_open`). Data transaksi yang telah dikelompokkan dikirimkan dari PHP ke Python dalam format JSON melalui stdin, kemudian Python menjalankan fungsi `fpgrowth()` dan `association_rules()` dari library `mlxtend`, memfilter hasil berdasarkan nilai minimum confidence dan minimum lift, lalu mengirimkan hasil melalui stdout untuk disimpan ke basis data MySQL.

2.3. Arsitektur Sistem

Sistem dibangun menggunakan arsitektur tiga lapis (*three-tier architecture*) yang memisahkan tanggung jawab antara antarmuka pengguna, logika aplikasi, dan penyimpanan data sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Arsitektur Three-tier Sistem

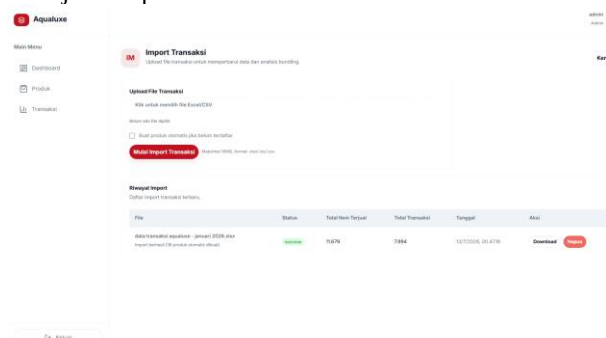
Presentation layer menggunakan Tailwind CSS untuk antarmuka responsif dan Chart.js untuk visualisasi hasil *mining*. *Application layer* menggunakan PHP *native* dengan implementasi *Role-Based Access Control* (RBAC) berbasis sesi untuk dua peran: Admin yang mengelola data produk dan transaksi, serta Owner yang mengonfigurasi parameter FP-Growth, mengeksekusi *mining*, dan mengakses *dashboard* visualisasi. Keamanan query dijamin melalui *PDO prepared statements*. *Data layer* menggunakan MySQL dengan 10 tabel ternormalisasi yang relasinya digambarkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Entity Relationship Diagram Sistem

3. RESULTS AND DISCUSSION

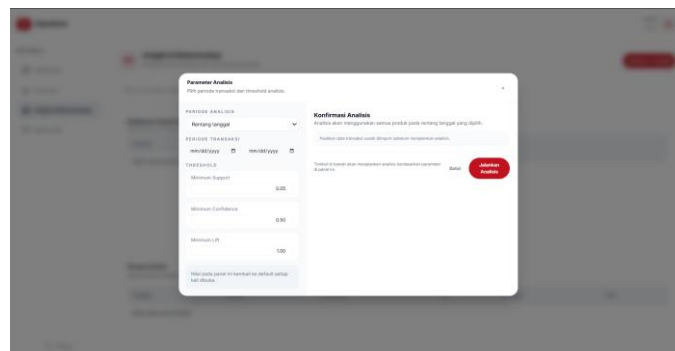
Implementasi algoritma FP-Growth pada dataset transaksi PT Aqualuxe Perkasa Abadi menghasilkan temuan yang dapat langsung dioperasionalkan sebagai strategi bundling produk. Sistem yang dibangun menyediakan dua mekanisme input data transaksi: input manual per transaksi oleh Admin dan impor batch melalui upload file Excel dari kanal penjualan daring. Pada penelitian ini, seluruh data transaksi periode Januari 2026 diinput melalui mekanisme impor batch mengingat volume data yang besar dan berasal dari beberapa kanal sekaligus, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Tampilan halaman Impor Transaksi

3.1. Analisis Frequent Itemset

Eksekusi algoritma FP-Growth terhadap dataset transaksi PT Aqualuxe Perkasa Abadi dengan karakteristik dan parameter analisis sebagaimana telah diuraikan pada Tabel 1 dan Tabel 2 menghasilkan 10 frequent itemset yang memenuhi nilai minimum support 0,05. Dari 7.994 transaksi unik, sebanyak 4.802 transaksi (60,07%) merupakan transaksi single-item yang tidak menghasilkan pola asosiasi, sedangkan 3.192 transaksi (39,93%) merupakan transaksi multi-item yang menjadi basis proses mining. Sebelum analisis dijalankan, Owner mengonfigurasi parameter melalui panel konfigurasi yang menyediakan pengaturan periode transaksi, minimum support, minimum confidence, dan minimum lift, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Panel konfigurasi dan Eksekusi Analisis FP-Growth

Hasil selengkapnya dari proses *frequent itemset mining* ditampilkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Frequent Itemset Mining

Frequent Itemset	Support	Count
Aqualuxe Lem Anti Bocor 1kg Transparan Waterproof Nano Serbaguna	0,474	3.792
Aqualuxe Rubber Sealant Spray Anti Bocor Pelapis Waterproof Semprot	0,191	1.523
Aqualuxe Lem Anti Bocor 1kg + Aqualuxe Rubber Sealant Spray	0,166	1.328
Aqualuxe AspalFix Pelapis Aspal Cair Emulsi Anti Bocor & Karat 1 Liter	0,153	1.222
Aqualuxe Stone Guard Pernis Batu Alam Premium Pelindung Batu	0,127	1.016
Aqualuxe Lem Anti Bocor 1kg + Aqualuxe AspalFix Aspal Cair Emulsi 1 Liter	0,119	950
Aqualuxe Cat Pelapis Anti Bocor Waterproof Coating Paint Tembok dan Dak Beton	0,114	915
Aqualuxe Aspal Cair Emulsi 4kg Pelapis Anti Bocor & Karat Waterproofing Super Kuat	0,108	864
Aqualuxe Lem Anti Bocor 1kg + Aqualuxe Stone Guard Pernis Batu Alam Premium	0,069	555
Aqualuxe Aspal Cair Emulsi 4kg + Aqualuxe Cat Pelapis Anti Bocor Waterproof Coating	0,053	426

Dari 10 frequent itemset yang terbentuk, 6 di antaranya merupakan single-item dan 4 merupakan kombinasi dua produk. Produk Aqualuxe Lem Anti Bocor 1kg mendominasi hasil mining dengan nilai support tertinggi sebesar 0,474, muncul sebagai itemset tunggal maupun sebagai bagian dari kombinasi pada itemset nomor 3, 6, dan 9. Hal ini mengindikasikan produk tersebut berperan sebagai anchor product dalam ekosistem transaksi PT Aqualuxe, produk yang paling konsisten dibeli baik secara mandiri maupun bersamaan dengan produk lain. Menariknya, seluruh empat kombinasi dua produk yang terbentuk selalu melibatkan Lem Anti Bocor 1kg sebagai salah satu elemennya, mengonfirmasi bahwa produk ini bukan hanya paling laris secara individual tetapi juga paling sering menjadi pasangan pembelian produk lain dalam satu transaksi. Keempat produk dengan support tertinggi berikutnya yaitu Rubber Sealant Spray (0,191), AspalFix 1 Liter (0,153), Stone Guard (0,127), dan Cat Pelapis Anti Bocor (0,114). Seluruhnya berasal dari kategori waterproofing dan pelindung permukaan, mencerminkan kesamaan kebutuhan konsumen yang membeli untuk keperluan proyek renovasi atau perlindungan bangunan dalam satu waktu. Fenomena dominasi satu produk utama dalam pola asosiasi ini sejalan dengan temuan Putri, Yuhandri, dan Hardianto [1] serta Saputra, Rahayu, dan Hariguna [2] yang mengidentifikasi pola serupa pada dataset transaksi UMKM, di mana satu produk unggulan cenderung menjadi pusat dari mayoritas association rules yang terbentuk.

3.2. Rekomendasi Bundling Berbasis Association Rules

Dari 10 frequent itemset yang ditemukan, proses association rule mining menghasilkan 3 association rules valid yang memenuhi seluruh threshold, sebagaimana ditampilkan pada Tabel 4.

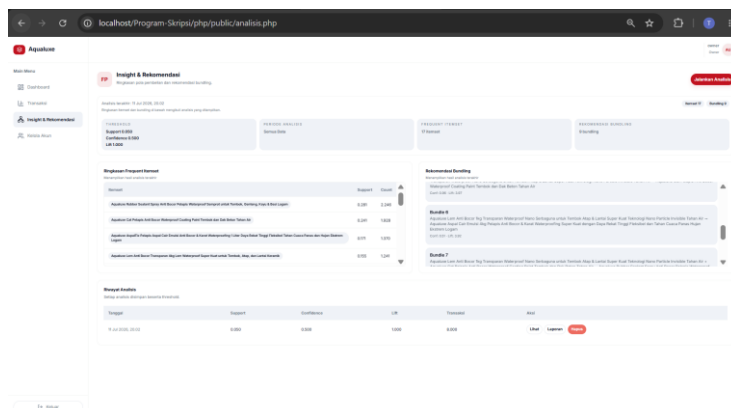
Tabel 4. Rekomendasi Bundling Produk

Antecedent	Consequent	Confidence	Lift
Aqualuxe Rubber Sealant Spray	Aqualuxe Lem Anti Bocor 1kg Transparan	0,87	1,84
Aqualuxe AspalFix Pelapis Aspal Cair Emulsi 1 Liter	Aqualuxe Lem Anti Bocor 1kg Transparan	0,78	1,64
Aqualuxe Stone Guard Pernis Batu Alam Premium	Aqualuxe Lem Anti Bocor 1kg Transparan	0,55	1,15

Rule pertama, Rubber Sealant Spray → Lem Anti Bocor 1kg, merupakan rule terkuat dengan confidence 0,87 dan lift 1,84. Nilai confidence 0,87 berarti 87% dari transaksi yang memuat Rubber Sealant Spray juga memuat Lem Anti Bocor 1kg secara bersamaan. Nilai lift 1,84 mengonfirmasi bahwa kombinasi ini terjadi 1,84 kali lebih sering dari yang diharapkan jika kedua produk dibeli secara independen, sehingga hubungan ko-okurens-nya bersifat positif dan bermakna secara statistik [4][6]. Secara fungsional, kedua produk ini bersifat komplementer: Rubber Sealant Spray digunakan untuk aplikasi semprot pada celah atau retakan yang sulit dijangkau, sementara Lem Anti Bocor 1kg digunakan untuk perbaikan permukaan yang lebih luas, kombinasi yang lazim dibutuhkan sekaligus dalam satu proyek perbaikan kebocoran. Rule kedua, AspalFix → Lem Anti Bocor 1kg (confidence 0,78; lift 1,64), mencerminkan kecenderungan konsumen yang mengerjakan proyek waterproofing untuk membeli aspal cair dan lem anti bocor dalam satu transaksi pola yang logis

mengingat kedua produk digunakan secara komplementer dalam aplikasi perlindungan struktur bangunan. Rule ketiga, Stone Guard → Lem Anti Bocor 1kg (confidence 0,55; lift 1,15), memiliki kekuatan asosiasi yang lebih moderat namun tetap valid karena nilai lift di atas 1,0 mengonfirmasi hubungan ko-okurens yang positif dan bukan sekadar kebetulan [6].

Seluruh hasil analisis ditampilkan secara terintegrasi pada halaman Insight dan Rekomendasi setelah proses mining selesai dijalankan, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 7.



Gambar 7. Tampilan Halaman Insight dan Rekomendasi Setelah Analisis di Jalankan

Seluruh consequent dari ketiga rules yang dihasilkan adalah Lem Anti Bocor 1kg, yang secara konsisten mengonfirmasi posisinya sebagai produk inti PT Aqualuxe. Temuan ini memiliki implikasi bisnis yang langsung dapat dioperasionalkan: perusahaan dapat merancang tiga paket bundling prioritas yaitu Rubber Sealant Spray + Lem Anti Bocor 1kg, AspalFix + Lem Anti Bocor 1kg, dan Stone Guard + Lem Anti Bocor 1kg untuk ditawarkan di seluruh kanal penjualan daring. Penetapan harga paket bundling dapat mempertimbangkan nilai confidence sebagai indikator kekuatan asosiasi, paket dengan confidence tertinggi (RSS → LAB1, 0,87) layak diprioritaskan sebagai penawaran utama, sementara paket dengan confidence lebih rendah dapat dijadikan penawaran sekunder atau promosi lintas kanal. Pendekatan ini mengisi kekosongan yang selama ini ada, di mana seluruh keputusan penjualan PT Aqualuxe sebelumnya diambil berdasarkan intuisi tanpa dukungan analitik. Hasil ini selaras dengan Christy dan Maryati [7] serta Wibowo et al. [8] yang membuktikan bahwa FP-Growth menghasilkan rekomendasi bundling yang actionable dan dapat langsung diterapkan oleh pelaku usaha.

3.3. Hasil Pengujian

Pengujian Black Box Testing dilakukan terhadap tujuh modul fungsional sistem dengan dua skenario uji pada setiap modul: skenario normal (valid input) untuk memverifikasi bahwa sistem menghasilkan output yang diharapkan pada kondisi penggunaan wajar, dan skenario penanganan kesalahan (invalid input) untuk memastikan sistem menangani input yang tidak valid secara aman tanpa menyebabkan kegagalan sistem. Hasil pengujian dirangkum pada Tabel 5.

Tabel 5. Rekap Hasil Black Box Testing

No	Modul	Fungsi yang Diuji	Status
1	Autentikasi	Login valid & penanganan kredensial salah	Passed
2	Pengelolaan Produk	CRUD data produk	Passed
3	Pengelolaan Transaksi	Input & validasi transaksi manual	Passed
4	Impor Transaksi	Upload Excel valid & penanganan format tidak valid	Passed
5	Riwayat Impor	Tampil log & detail riwayat impor	Passed
6	Analisis FP-Growth	Eksekusi mining, output hasil & penanganan data kosong	Passed
7	Kelola Akun	Ubah profil & password	Passed

Seluruh tujuh modul fungsional dinyatakan Passed pada seluruh skenario uji. Beberapa temuan yang perlu digarisbawahi dari hasil pengujian ini: modul Autentikasi berhasil menolak kredensial yang salah dan mengarahkan pengguna ke halaman login tanpa membocorkan informasi sesi; modul Impor Transaksi berhasil mendeteksi dan menolak file Excel dengan format kolom yang tidak sesuai tanpa menyebabkan kegagalan

proses mining; dan modul Analisis FP-Growth berhasil menangani kondisi data kosong yaitu ketika tidak ada transaksi multi-item dalam periode yang dipilih dengan menampilkan pesan informatif tanpa error sistem. Konsistensi hasil Passed pada seluruh modul membuktikan bahwa implementasi Role-Based Access Control berbasis sesi berjalan sesuai spesifikasi, di mana setiap upaya akses ke fitur di luar wewenang peran pengguna secara konsisten dialihkan ke halaman dashboard yang sesuai.

4. CONCLUSION

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan algoritma FP-Growth untuk menganalisis pola penjualan dan menghasilkan rekomendasi bundling produk berbasis data pada PT Aqualuxe Perkasa Abadi melalui sistem informasi berbasis web dengan arsitektur multi-role. Pengujian terhadap dataset transaksi yang terdiri dari 7.994 transaksi unik dan 36 produk unik dengan parameter minimum support 0,05, minimum confidence 0,50, dan minimum lift 1,00 menghasilkan 10 frequent itemset dan 3 rekomendasi bundling yang valid. Rule terkuat yang ditemukan adalah Aqualuxe Rubber Sealant Spray → Aqualuxe Lem Anti Bocor 1kg dengan confidence 0,87 dan lift 1,84, diikuti oleh AspalFix → Lem Anti Bocor 1kg (confidence 0,78; lift 1,64) dan Stone Guard → Lem Anti Bocor 1kg (confidence 0,55; lift 1,15). Seluruh rules yang dihasilkan berpusat pada Lem Anti Bocor 1kg sebagai consequent, mengonfirmasi posisinya sebagai anchor product utama dalam portofolio penjualan perusahaan. Pengujian Black Box Testing terhadap tujuh modul fungsional membuktikan seluruh modul berjalan sesuai spesifikasi kebutuhan. Dengan demikian, FP-Growth terbukti dapat memberikan landasan berbasis data bagi perusahaan manufaktur home care berskala kecil untuk merancang strategi bundling pertamanya, menggantikan pendekatan intuitif yang selama ini digunakan.

REFERENCES

- [1] N. Putri, Yuhandri, and D. Hardianto, "Application of the FP-Growth Algorithm in Consumer Purchasing Pattern Analysis," *Journal of Computer Science and Information Technology (JCSITech)*, vol. 10, no. 2, pp. 44–49, 2024, doi: 10.35134/jcsitech.v10i2.99.
- [2] A. Saputra, S. Rahayu, and T. Hariguna, "Market Basket Analysis Using FP-Growth Algorithm to Design Marketing Strategy by Determining Consumer Purchasing Patterns," *Journal of Applied Data Sciences*, vol. 4, no. 1, pp. 38–49, 2023, doi: 10.47738/jads.v4i1.83.
- [3] E. Hartanti and N. Atina, "Product Stock Supply Analysis System with FP Growth Algorithm," *Journal of Information Systems and Informatics*, vol. 5, no. 4, pp. 1312–1320, 2023, doi: 10.51519/journalisi.v5i4.580.
- [4] M. Shawkat, M. Badawi, S. El-ghamrawy, A. Arnous, and A. El-desoky, "An optimized FP-growth algorithm for discovery of association rules," *The Journal of Supercomputing*, vol. 78, no. 4, pp. 5479–5506, 2022, doi: 10.1007/s11227-021-04066-y.
- [5] Nurmayanti, R. Umar, A. Yudhana, and U. Fadlilah, "Market Basket Analysis with Apriori Algorithm and Frequent Pattern Growth (FP-Growth) on Outdoor Product Sales Data," *International Journal of Education Research and Social Sciences*, vol. 2, no. 1, pp. 132–139, 2021, doi: 10.51601/ijersc.v2i1.45.
- [6] V. Srinadh, "Evaluation of Apriori, FP growth and Eclat association rule mining algorithms," *International Journal of Health Sciences*, vol. 6, no. S2, pp. 7475–7485, 2022, doi: 10.53730/ijhs.v6ns2.6729.
- [7] V. M. Christy and I. Maryati, "FP-Growth Implementation for Market Basket Analysis in Building Materials Store in Surabaya," *Journal of Applied Informatics and Computing*, vol. 10, no. 2, pp. 1751–1759, 2026, doi: 10.30871/jaic.v10i2.12271.
- [8] I. Mustofa, A. H. Wibowo, K. A. Sekarjati, N. S. Makhulina, and R. Dewangga, "Penerapan Association Rule-Market Basket Analysis (AR-MBA) Dalam Menentukan Strategi Product Bundling: Studi Kasus Pada Minimarket AKPRIND MART," *Jurnal Teknik Industri Terintegrasi*, vol. 7, no. 1, pp. 379–386, 2024.
- [9] A. Fairuzindah, I. R. A. Islami, N. Rexa, S. Anggraini, and E. Sunandi, "Implementasi Market Basket Analysis Dengan Algoritma Frequent Pattern Growth Pada Data Transaksional di Electronic Commerce," *JDMIS: Journal of Data Mining and Information Systems*, vol. 3, no. 2, pp. 101–107, 2025, doi: 10.54259/jdmis.v3i2.4593.
- [10] B. Mohanty, M. Tripathy, and S. Champati, "Performance Analysis of Association Rule Mining Algorithms: Evidence from the Retailing Industry," *Journal of Engineering Science and Technology Review*, vol. 16, no. 5, pp. 108–122, 2023.
- [11] W. A. Pertiwi and J. S. P. Tyoso, "Inventory-based Business Strategy using FP-Growth at PT. Pinus Merah Abadi, Kendal Regency," *Journal of Business Management and Economic Development*, vol. 2, no. 2, pp. 895–911, 2024.
- [12] I. G. N. B. P. K. Mandala, I. K. A. Purnawan, and I. M. A. D. Suarjaya, "Implementation of FP-Growth Algorithms for Promo Package Determination in a Scooter Motorcycle Workshop Business," *Journal of Applied Informatics and Computing*, vol. 9, no. 3, pp. 756–764, 2025, doi: 10.30871/jaic.v9i3.9499.
- [13] W. Wahyuningsih and P. T. Prasetyaningrum, "Enhancing Sales Determination for Coffee Shop Packages through Associated Data Mining: Leveraging the FP-Growth Algorithm," *Journal of Information Systems and Informatics*, vol. 5, no. 2, pp. 758–770, 2023, doi: 10.51519/journalisi.v5i2.500.
- [14] R. N. Mukarim, D. F. Subagja, D. E. Basuki, and R. A. Apriani, "Improving Marketing Strategies Using a Clustering and AR-MBA Methods at Indomaret Kaliurang," *Jurnal Teknik Industri*, vol. 10, no. 1, pp. 42–50, 2024, doi: 10.24014/jti.v10i1.29288.
- [15] R. Wandri and A. Hanafiah, "Analysis of Information Technology (IT) Goods Sales Patterns Using the FP-Growth Algorithm," *IT Journal Research and Development*, vol. 6, no. 2, pp. 130–141, 2022, doi: 10.25299/itjrd.2022.8155.
- [16] B. Kumar, S. Roy, A. Sinha, C. Iwendi, and L. Stráňovská, "E-Commerce Website Usability Analysis Using the Association Rule Mining and Machine Learning Algorithm," *Mathematics*, vol. 11, no. 1, p. 25, 2022, doi: 10.3390/math11010025.
- [17] E. Yıldız, C. Güngör Şen, and E. E. Işık, "A Hyper-Personalized Product Recommendation System Focused on Customer Segmentation: An Application in the Fashion Retail Industry," *J. Theor. Appl. Electron. Commer. Res.*, vol. 18, no. 1, pp. 571–596, 2023, doi: 10.3390/jtaer18010029.
- [18] M. A. Bin Ahmadon, S. Yamaguchi, A. K. Mahamad, and S. Saon, "Refining Preference-Based Recommendation with Associative Rules and Process Mining Using Correlation Distance," *Big Data Cogn. Comput.*, vol. 7, no. 1, p. 34, 2023, doi: 10.3390/bdcc7010034.
- [19] I. F. Rahman and D. Riana, "Market Basket Analysis untuk Penjualan Retail: Perbandingan Akurasi Algoritma Apriori dan FP-Growth Berbasis CRISP-DM," *Jurnal Algoritma*, vol. 22, no. 1, pp. 468–479, 2025, doi: 10.33364/algoritma.v.22-1.2303.
- [20] 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," *Jurnal Integrasi Sistem Industri*, vol. 11, no. 1, pp. 121–134, 2024.
- [21] D. Dwiputra, A. Mulyo Widodo, H. Akbar, and G. Firmansyah, "Evaluating the Performance of Association Rules in Apriori and FP-Growth Algorithms: Market Basket Analysis to Discover Rules of Item Combinations," *Journal of World Science*, vol. 2, no. 8, pp. 1229–1248, 2023, doi: 10.58344/jws.v2i8.403.
- [22] O. A. Alghanam, S. N. Al-Khatib, and M. O. Hiari, "Data Mining Model for Predicting Customer Purchase Behavior in E-Commerce Context," *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 13, no. 2, pp. 587–596, 2022.
- [23] M. Loukili, F. Messaoudi, and M. El Ghazi, "Machine Learning Based Recommender System for E-Commerce," *IAES Int. J. Artif. Intell.*, vol. 12, no. 4, pp. 1803–1811, 2023, doi: 10.11591/ijai.v12.i4.pp1803-1811.
- [24] S. Ahmed, J. Karmoker, R. Mojumder, M. M. Rahman, M. G. R. Alam, and M. T. Reza, "Hyperautomation in Super Shop Using Machine Learning," *Eng. Proc.*, vol. 39, no. 1, p. 63, 2023, doi: 10.3390/engproc2023039063.
- [25] E. Munanda and S. Monalisa, "Penerapan Algoritma FP-Growth pada Data Transaksi Penjualan untuk Penentuan Tata Letak Barang," *Jurnal Ilmiah Rekayasa dan Manajemen Sistem Informasi*, vol. 7, no. 2, pp. 173–184, 2021, doi: 10.24014/rmsi.v7i2.13195.