

IMPLEMENTASI FP-GROWTH DAN TOPSIS UNTUK REKOMENDASI PRODUCT BUNDLING PADA TOKO GROSIR

Moh. Magistra Jahdal¹, Priza Pandunata^{2*}¹Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Jember,
magistrajahdal1406@gmail.com²Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Jember, priza@unej.ac.id

*)Korespondensi : priza@unej.ac.id

Abstrak

Ketidakseimbangan perputaran stok antara produk fast-moving dan slow-moving di Toko Murah Grosir menyebabkan penumpukan stok mati (dead stock) yang menghambat efisiensi modal kerja. Penelitian ini bertujuan merancang sistem rekomendasi strategi product bundling berbasis integrasi algoritma Data Mining dan Multi-Criteria Decision Making (MCDM). Algoritma FP-Growth digunakan untuk mengekstraksi aturan asosiasi dari 605.914 baris data transaksi historis. Produk kemudian diklasifikasikan menggunakan statistik kuartil, dan seluruh kandidat dievaluasi menggunakan metode TOPSIS dengan bobot kriteria AHP. Evaluasi kuantitatif melalui 25 skenario eksperimen parameter menunjukkan titik optimal pada minimum support 1% dan confidence 20%, menghasilkan 4.110 kandidat paket dari 95 pasangan kategori unik. Pembobotan AHP menghasilkan nilai Consistency Ratio (CR) = 0,037 yang memenuhi ambang batas konsistensi Saaty (CR < 0,1). Metode TOPSIS menempatkan paket silang "Detergen Bukrim + Sabun BDL" di peringkat pertama dengan skor 0,5405. Pengujian fungsional Black Box Testing menunjukkan keberhasilan 100% (5 dari 5 skenario berhasil). Pengujian penerimaan pengguna (UAT) menunjukkan tingkat relevansi rekomendasi sebesar 86% (43 dari 50 paket dinyatakan valid). Integrasi FP-Growth dan AHP-TOPSIS efektif mengoptimalkan perputaran stok dan profitabilitas toko.

Kata Kunci: bundling, FP-Growth, rekomendasi, stok, TOPSIS.

Abstract

Discrepancies in inventory turnover rates between fast-moving and slow-moving items at Toko Murah Grosir have resulted in the accumulation of dead stock and inefficiencies in working capital. This study aims to develop a product bundling recommendation system by integrating the FP-Growth algorithm and the TOPSIS method, representing a hybrid between Data Mining and Multi-Criteria Decision Making (MCDM). FP-Growth is applied to extract association rules from 605,914 historical transaction records. Products are classified using quartile statistics, and all candidates are ranked using the TOPSIS method with AHP-derived criteria weights. A quantitative evaluation through 25 parameter-tuning experiments identified the optimal threshold at minimum support 1% and confidence 20%, yielding 4,110 bundle candidates from 95 unique category pairs. AHP weighting produced a Consistency Ratio (CR) = 0.037, satisfying Saaty's consistency threshold (CR < 0.1). TOPSIS ranked the bundle "Bukrim Detergent + BDL Soap" first (score 0.5405). Black-box functional testing confirmed 100% success (5 out of 5 scenarios). User Acceptance Testing (UAT) yielded a recommendation relevance rate of 86% (43 out of 50 bundles validated). The FP-Growth and AHP-TOPSIS integration effectively optimizes inventory turnover and store profitability.

Keywords: bundling, dead stock, FP-Growth, recommendation, TOPSIS

I. PENDAHULUAN

Perkembangan perdagangan modern menuntut pelaku usaha ritel dan grosir untuk memahami perilaku serta pola pembelian konsumen secara mendalam. Ketidakseimbangan antara produk fast-moving dan slow-moving sering menimbulkan penumpukan stok, meningkatnya biaya penyimpanan, serta menurunnya efisiensi modal kerja [1]. Kondisi ini menuntut adanya strategi penjualan yang mampu menyeimbangkan ketersediaan stok dan optimalisasi pendapatan, sebagaimana yang terjadi pada Toko Murah Grosir di Kabupaten Jember.

Strategi product bundling telah terbukti secara empiris meningkatkan intensi pembelian konsumen dan membantu mempercepat penjualan produk yang cenderung kurang laku [2], [3]. Analisis keterkaitan antarproduk untuk mendukung strategi tersebut dapat dilakukan menggunakan Market Basket Analysis (MBA), dengan algoritma FP-Growth (Frequent Pattern Growth) yang efisien dalam menemukan pola pembelian tanpa proses pembangkitan kandidat [4], [5]. Hasil association rules dari FP-Growth dapat digunakan untuk merekomendasikan kombinasi produk, termasuk mendukung strategi cross-selling [6], namun jumlah

alternatif yang sangat banyak sering memerlukan evaluasi lanjutan.

Hasil association rules dari FP-Growth dapat digunakan untuk merekomendasikan kombinasi produk, namun jumlah alternatif yang sangat banyak sering memerlukan evaluasi lanjutan. Oleh karena itu, digunakan metode TOPSIS (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution) yang menilai alternatif berdasarkan kriteria seperti support, confidence, lift, dan margin keuntungan [7]. Pembobotan kriteria tersebut dilakukan secara sistematis menggunakan metode Analytic Hierarchy Process (AHP) berdasarkan input dari pemilik toko. Penelitian ini bertujuan mengintegrasikan FP-Growth dan TOPSIS untuk menentukan rekomendasi product bundling yang tidak hanya valid secara statistik, tetapi juga layak secara finansial guna mengatasi permasalahan stok mati.

II. METODE

Penelitian ini merupakan penelitian terapan dengan desain kuantitatif-deskriptif yang bertujuan menghasilkan solusi praktis bagi permasalahan persediaan. Populasi data yang digunakan adalah riwayat transaksi dari sistem Point of Sales (POS) Toko Murah Grosir periode 1 Januari hingga 30 November 2025, yang mencakup 605.914 baris data.

Tahapan penelitian meliputi pra-pemrosesan data (data preprocessing) untuk membersihkan noise dan inkonsistensi [8], pembentukan aturan asosiasi, klasifikasi perputaran produk, dan evaluasi rekomendasi paket. Pada tahap pencarian pola, digunakan metode Market Basket Analysis (MBA) dengan tiga parameter utama: Support, Confidence, dan Lift Ratio.

2.1. Perancangan Sistem

Sebelum implementasi dilakukan, sistem rekomendasi dirancang terlebih dahulu menggunakan arsitektur tiga lapisan. Lapisan pertama adalah Lapisan Data yang bertanggung jawab membaca, membersihkan, dan mentransformasi file transaksi dari sistem POS. Lapisan kedua adalah Lapisan Analitik yang menjalankan algoritma FP-Growth (didukung pustaka komputasi machine learning seperti MLxtend [9], klasifikasi kuartil Fast/Slow Moving, pembobotan AHP, dan perankingan TOPSIS. Lapisan ketiga adalah Lapisan Antarmuka yang menyajikan hasil rekomendasi kepada pengguna melalui aplikasi web berbasis Streamlit.

Alur kerja sistem mencakup empat modul utama yang dieksekusi secara berurutan: (a) modul pra-pemrosesan data, (b) modul penemuan pola FP-Growth, (c) modul klasifikasi produk Fast/Slow Moving, dan (d) modul evaluasi dan perankingan AHP-TOPSIS. Rancangan modular ini memastikan setiap komponen dapat diuji secara independen sebelum diintegrasikan, dan setiap

output modul menjadi input modul berikutnya sehingga konsistensi data terjaga sepanjang alur analisis.

2.2. Metode Analisis

Aturan asosiasi (association rules) diekstraksi untuk menemukan pola keterkaitan antarproduk di dalam keranjang belanja [10]. Nilai Support mengukur popularitas kombinasi produk dan dihitung berdasarkan Persamaan (1) [11]. Nilai Confidence mengukur kuatnya hubungan probabilitas B dibeli jika A dibeli, yang dirumuskan pada Persamaan (2) [11]. Sedangkan Lift Ratio digunakan untuk memvalidasi apakah hubungan kedua produk melebihi sekadar faktor kebetulan, yang dihitung dengan Persamaan (3).

Nilai *Support* mengukur popularitas kombinasi produk dan dihitung berdasarkan Persamaan (1).

$$Support(A, B) = \frac{\sum Transaksi yang mengandung A, B}{\sum Transaksi} \times 100\% \quad (1)$$

Nilai *Confidence* mengukur kuatnya hubungan probabilitas B dibeli jika A dibeli, yang dirumuskan pada Persamaan (2).

$$Confidence(A, B) = \frac{\sum Transaksi yang mengandung A, B}{\sum Transaksi A} \times 100\% \quad (2)$$

Sedangkan *Lift Ratio* digunakan untuk memvalidasi apakah hubungan kedua produk melebihi sekadar faktor kebetulan, yang dihitung dengan Persamaan (3).

$$Lift(A \rightarrow B) = \frac{Support(A, B)}{Support(A) \times Support(B)} \quad (3)$$

Kriteria *Margin* dihitung sebagai selisih antara harga jual dan harga modal seluruh item di dalam paket, yang direpresentasikan pada Persamaan (4).

$$Margin_{paket} = \sum_{i=1}^n (HargaJual_i - HargaModal_i) \quad (4)$$

Dalam metode TOPSIS, seluruh nilai kriteria dinormalisasi menggunakan persamaan *vector normalization* seperti ditunjukkan pada Persamaan (5).

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}} \quad (5)$$

Nilai ternormalisasi tersebut kemudian dikalikan dengan bobot kriteria (W_j) hasil AHP untuk menghasilkan matriks terbobot (V_{ij}) sesuai Persamaan (6). Tahap akhir TOPSIS adalah menentukan nilai preferensi (V_i) berdasarkan jarak solusi ideal, yang dirumuskan pada Persamaan (7).

$$v_{ij} = w_i \times r_{ij} \quad (6)$$

$$V_i = \frac{D_i^-}{D_i^+ + D_i^-} \quad (7)$$

Dalam metode TOPSIS, seluruh nilai kriteria dinormalisasi menggunakan persamaan *vector normalization* seperti ditunjukkan pada Persamaan (5) [12]. Nilai ternormalisasi tersebut kemudian dikalikan dengan bobot kriteria (W_j) hasil AHP untuk menghasilkan matriks terbobot (V_{ij}) sesuai Persamaan (6). Tahap akhir TOPSIS adalah menentukan nilai preferensi (V_i) berdasarkan kompromi jarak terhadap

solusi ideal positif dan negatif [13], yang dirumuskan pada Persamaan (7).

2.3. Penggalan Pola dengan FP-Growth dan Justifikasi Parameter

Algoritma FP-Growth diterapkan pada tingkat kategori produk untuk mengatasi masalah sparsity yang terjadi jika analisis dilakukan langsung pada level nama

produk. Pemilihan parameter dilakukan melalui 25 skenario eksperimen dengan memvariasikan Minimum Support (1%–5%) dan Minimum Confidence (10%–50%). Pemilihan ambang batas support yang terlalu tinggi pada data ritel dapat memotong long-tail distribution, sehingga produk slow-moving gagal terdeteksi [14]. Hasil seluruh eksperimen disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Tuning Parameter FP-Growth

Uji coba Ke-	Min. Support	Min. Confidence	Jumlah Rules Terbentuk	Keterangan Hasil
1	5% (0.05)	50% (0.5)	50	Pasangan Kategori Unik 1 produk terlibat 20
2	5% (0.05)	40% (0.4)	150	Pasangan Kategori Unik 3 produk terlibat 30
3	5% (0.05)	30% (0.3)	200	Pasangan Kategori Unik 4 produk terlibat 50
4	5% (0.05)	20% (0.2)	250	Pasangan Kategori Unik 5 produk terlibat 60
5	5% (0.05)	10% (0.1)	250	Pasangan Kategori Unik 5 produk terlibat 60
6	4% (0.04)	50% (0.5)	50	Pasangan Kategori Unik 1 produk terlibat 20
7	4% (0.04)	40% (0.4)	150	Pasangan Kategori Unik 3 produk terlibat 30
8	4% (0.04)	30% (0.3)	300	Pasangan Kategori Unik 6 produk terlibat 70
9	4% (0.04)	20% (0.2)	600	Pasangan Kategori Unik 12 produk terlibat 90
10	4% (0.04)	10% (0.1)	600	Pasangan Kategori Unik 12 produk terlibat 90
11	3% (0.03)	50% (0.5)	100	Pasangan Kategori Unik 2 produk terlibat 30
12	3% (0.03)	40% (0.4)	400	Pasangan Kategori Unik 8 produk terlibat 80
13	3% (0.03)	30% (0.3)	750	Pasangan Kategori Unik 15 produk terlibat 150
14	3% (0.03)	20% (0.2)	1.450	Pasangan Kategori Unik 29 produk terlibat 160
15	3% (0.03)	10% (0.1)	1.500	Pasangan Kategori Unik 30 produk terlibat 160
16	2% (0.02)	50% (0.5)	100	Pasangan Kategori Unik 2 produk terlibat 30
17	2% (0.02)	40% (0.4)	450	Pasangan Kategori Unik 9 produk terlibat 100
18	2% (0.02)	30% (0.3)	1.050	Pasangan Kategori Unik 21 produk terlibat 180
19	2% (0.02)	20% (0.2)	2.540	Pasangan Kategori Unik 55 produk terlibat 204
20	2% (0.02)	10% (0.1)	2.960	Pasangan Kategori Unik 64 produk terlibat 204
21	1% (0.01)	50% (0.5)	300	Pasangan Kategori Unik 6 produk terlibat 90
22	1% (0.01)	40% (0.4)	750	Pasangan Kategori Unik 15 produk terlibat 170
23	1% (0.01)	30% (0.3)	1.750	Pasangan Kategori Unik 36 produk terlibat 300
24	1% (0.01)	20% (0.2)	4.110	Pasangan Kategori Unik 95 produk terlibat 324 [TERPILIH]
25	1% (0.01)	10% (0.1)	7.460	Pasangan Kategori Unik 166 produk terlibat 324

Untuk memperkuat justifikasi pemilihan parameter secara kuantitatif, dilakukan evaluasi tambahan menggunakan metrik Coverage Rate, yaitu jumlah produk unik yang terlibat dalam rules sebagai representasi kemampuan parameter menjangkau produk slow-moving yang tersembunyi di distribusi long-tail. Tabel 2 menyajikan perbandingan antar konfigurasi parameter berdasarkan metrik tersebut.

Berdasarkan analisis sensitivitas pada Tabel 1 dan evaluasi kuantitatif pada Tabel 2, penetapan nilai *Minimum Support* 1% dan *Minimum Confidence* 20% dipilih sebagai parameter operasional. Penggunaan batas 1% berhasil menembus distribusi *long-tail* produk tanpa kehilangan keberagaman, menghasilkan 4.110 kandidat aturan dari 95 pasangan kategori unik dengan cakupan produk terluas (324 produk). Penggunaan

confidence di bawah 20% (Percobaan 25) menyebabkan *over-generation* dengan 7.460 rules, di mana sebagian besar memiliki Lift Ratio ≤ 1 sehingga tidak merepresentasikan korelasi yang valid. Konfigurasi terpilih merupakan keseimbangan optimal antara cakupan dan kualitas asosiasi.

Tabel 2. Evaluasi Kuantitatif Konfigurasi Parameter

Konfigurasi Parameter	Jumlah Rules	Produk Terlibat	Coverage Rate	Kategori
Support 5%, Conf 50%	50	60	Rendah – banyak produk slow-moving tidak terdeteksi	Under-discovery
Support 2%, Conf 20%	2.540	204	Sedang	Cukup baik
Support 1%, Conf 20% ✓	4.110	324	Tertinggi – seluruh produk aktif terjangkau	OPTIMAL
Support 1%, Conf 10%	7.460	324	Lebih rendah – banyak rules Lift ≤ 1	Noise tinggi

Keterangan: ✓ = parameter terpilih. Coverage Rate menunjukkan jumlah produk unik yang berhasil dijangkau oleh rules yang terbentuk.

2.4. Klasifikasi Produk Fast-Moving dan Slow-Moving

Produk diklasifikasikan menjadi *Fast-Moving* (berada pada kuartil teratas $\geq Q3$) dan *Slow-Moving* (berada pada kuartil terbawah $\leq Q1$) menggunakan pendekatan statistik kuartil [15] berdasarkan total kuantitas penjualan selama periode penelitian. Sistem kemudian mengeksekusi strategi *cross-product* secara dua arah, yaitu memasang *Fast(A)* dengan *Slow(B)* dan sebaliknya *Slow(A)* dengan *Fast(B)*. Distribusi yang dihasilkan menunjukkan proporsi yang sangat seimbang antara kedua strategi tersebut, membuktikan algoritma mampu mengeksplorasi peluang *bundling* secara optimal dari dua arah hubungan kategori.

2.5. Pembobotan Kriteria dengan AHP

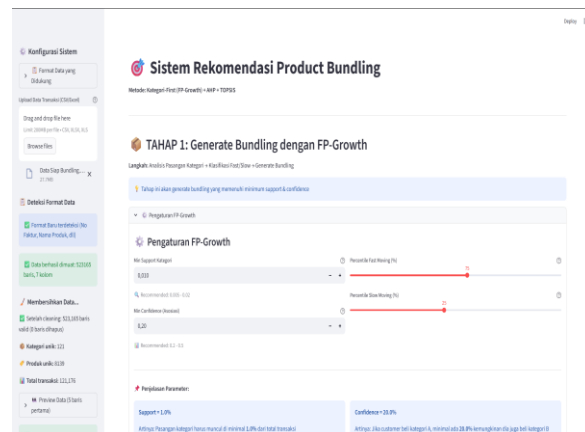
Untuk menyaring 4.110 kandidat paket menjadi rekomendasi yang relevan secara bisnis, digunakan evaluasi multikriteria. Pembobotan kriteria dihitung secara sistematis menggunakan metode AHP berdasarkan hasil perbandingan berpasangan (*pairwise comparison*) dari pemilik toko menggunakan skala Saaty (1–9) [16]. Hasil pembobotan menghasilkan nilai: *Category Support* sebesar 31,25%, *Category Confidence* sebesar 25%, *Category Lift* sebesar 25%, dan *Total Margin* sebesar 18,75%.

Untuk memastikan konsistensi penilaian, dihitung nilai *Consistency Ratio* (CR). Hasil perhitungan menghasilkan CR = 0,037, yang berada di bawah ambang batas CR < 0,1 yang ditetapkan Saaty & Vargas [16]. Nilai CR ini menunjukkan bahwa penilaian perbandingan berpasangan yang diberikan oleh pemilik toko bersifat konsisten secara internal dan tidak acak. Meskipun penelitian ini hanya melibatkan satu pengambil keputusan — sebuah keterbatasan yang diakui — nilai CR yang rendah menunjukkan bahwa preferensi yang diberikan dapat dipertanggungjawabkan secara metodologis. Distribusi bobot ini secara tegas menunjukkan bahwa strategi toko berorientasi pada *volume-driven* (percepatan likuidasi stok) dibandingkan sekadar mengejar profitabilitas per unit.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

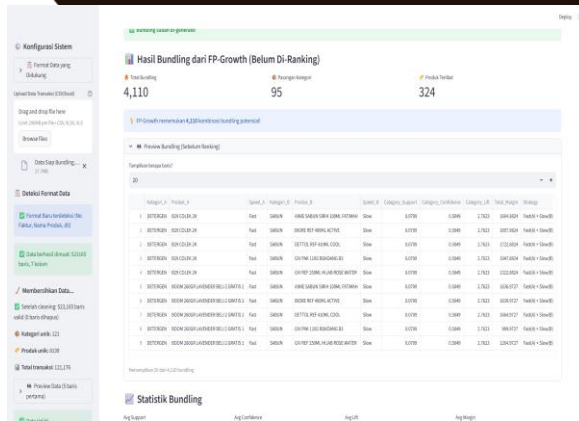
3.1. Implementasi Antarmuka Sistem

Sistem rekomendasi *product bundling* berbasis web ini dibangun untuk memfasilitasi pemilik toko dalam mengelola data transaksi menjadi strategi penjualan yang terukur. Antarmuka sistem dirancang agar ramah pengguna (*user-friendly*) sehingga memudahkan proses analisis data. Pada antarmuka utama, terdapat modul unggah data di mana pengguna dapat memasukkan *dataset* riwayat transaksi dalam format CSV atau Excel. Sistem secara otomatis akan melakukan pra-pemrosesan data (*cleaning*) dari 605.914 baris data mentah menjadi 523.166 baris data bersih yang siap diproses.



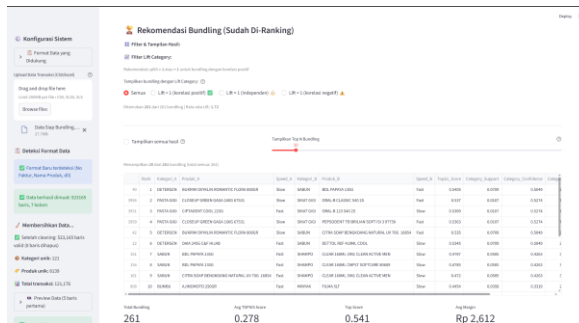
Gambar 1. Tampilan Halaman Utama dan Unggah Data

Setelah data berhasil diproses, pengguna diarahkan pada halaman *mining* untuk mengeksekusi algoritma FP-Growth. Halaman ini menyediakan formulir bagi pengguna untuk memasukkan nilai parameter *Minimum Support* dan *Minimum Confidence*. Berdasarkan input tersebut, sistem akan memproses aturan asosiasi dan mengklasifikasikan produk menjadi kategori *Fast-Moving* dan *Slow-Moving*.



Gambar 2. Tampilan Halaman Parameter dan Hasil FP-Growth

Tahap akhir dari alur sistem berada pada halaman rekomendasi TOPSIS. Halaman ini bertugas menampilkan hasil komputasi akhir berupa tabel peringkat rekomendasi *product bundling* yang telah dievaluasi berdasarkan bobot AHP. Tabel yang disajikan memuat detail pasangan produk secara silang (*Fast x Slow*), nilai korelasi statistik, margin keuntungan, dan skor kelayakan TOPSIS.



Gambar 3. Tampilan Halaman Rekomendasi TOPSIS

3.2. Pra-pemrosesan Data dan Identifikasi Pola

Tahap awal berfokus pada pra-pemrosesan 605.914 baris data mentah transaksi. Melalui proses pembersihan (cleaning) terhadap data null, transaksi retur (kuantitas negatif), serta eliminasi transaksi tunggal, volume data berhasil direduksi menjadi 523.166 baris transaksi valid. Tahapan ini juga mencakup pemetaan ulang (re-mapping) untuk menstandarisasi nama kategori produk yang inkonsisten guna mencegah bias analisis.

Pada proses penggalan pola menggunakan algoritma FP-Growth, pengujian parameter (tuning) dilakukan untuk mengatasi karakteristik sebaran data ritel yang sparse (menyebar). Pemilihan ambang batas support yang terlalu tinggi pada data ritel dapat memotong long-tail distribution, sehingga produk slow-moving gagal terdeteksi [14]. Hasil eksperimen parameter disajikan pada Tabel 1.

3.3. Klasifikasi dan Strategi Bundling

Produk diklasifikasikan menjadi Fast-Moving (berada pada kuartil teratas $\geq Q3$) dan Slow-Moving (berada pada kuartil terbawah $\leq Q1$). Sistem kemudian mengeksekusi strategi *cross-product* secara dua arah, yaitu memasang *Fast(A)* dengan *Slow(B)* dan sebaliknya. Distribusi yang dihasilkan menunjukkan proporsi yang sangat seimbang antara kedua strategi tersebut, membuktikan algoritma mampu mengeksplorasi peluang *bundling* secara optimal dari dua arah hubungan kategori.

3.4. Pembobotan Kriteria dengan AHP

Untuk menyaring 4.110 kandidat paket menjadi rekomendasi yang relevan secara bisnis, digunakan evaluasi multikriteria. Pembobotan kriteria dihitung secara sistematis menggunakan metode AHP berdasarkan hasil perbandingan berpasangan dari pemilik toko. Hasil pembobotan menghasilkan nilai: *Category Support* sebesar 31,25%, *Category Confidence* sebesar 25%, *Category Lift* sebesar 25%, dan *Total Margin* sebesar 18,75%. Distribusi bobot ini secara tegas menunjukkan bahwa strategi toko berorientasi pada *volume-driven* (percepatan likuidasi stok) dibandingkan sekadar mengejar profitabilitas per unit.

3.5. Evaluasi dan Perankingan TOPSIS

Bobot kriteria dihitung menggunakan metode AHP berdasarkan wawancara pemilik toko, menghasilkan: *Support* (31,25%), *Confidence* (25%), *Lift Ratio* (25%), dan *Margin* (18,75%). Pembobotan ini mengonfirmasi strategi *volume-driven*, di mana perputaran stok cepat lebih diprioritaskan dibandingkan margin tinggi. Matriks keputusan kemudian diproses menggunakan algoritma TOPSIS. Sampel peringkat teratas ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Rekomendasi

Rank	Produk A (Slow)	Produk B (Fast)	Skor TOPSIS	Support	Lift Ratio
1	Bukrim Oxyklin 800gr	Sabun BDL Papaya	0,5405	7,09%	2,76
2	Pasta Gigi Closeup	Sikat Gigi Oral-B	0,5370	1,07%	7,11
3	Sikat Gigi Oral-B	Pasta Gigi Ciptadent	0,5369	1,07%	7,11
4	Pasta Gigi Closeup	Pepsodent Brilian	0,5363	1,07%	7,11
5	Bukrim Oxyklin 800gr	Sabun Citra 70g	0,5350	1,09%	2,76

Hasil TOPSIS menunjukkan bahwa Paket Peringkat 1 (Detergen + Sabun) berhasil mengalahkan Paket

Peringkat 2 (Pasta Gigi + Sikat Gigi) yang secara teori memiliki kekuatan korelasi (Lift Ratio) jauh lebih tinggi (7,11). Keputusan matematis ini dikendalikan oleh dominasi volume penjualan detergen (Support 7,09%) yang mampu menjamin pemulihan cash flow toko secara lebih masif.

3.6. Analisis Dampak Ekonomi dan Validasi Sistem

Estimasi dampak ekonomi (*dead capital recovery*) dilakukan pada paket Peringkat 1 (Detergen + Sabun). Mengacu pada basis *traffic* potensial sebanyak 1.314 transaksi per bulan yang melibatkan kategori ini, implementasi *bundling* dengan skenario konversi moderat (15%) [17] diestimasi mampu mencairkan modal mati dari produk *slow-moving* (Bukrim Oxyklin) sebesar Rp 4.185.856 per bulan. Jika strategi serupa diekspansi secara paralel pada 10 varian produk, potensi pemulihan arus kas (*cash flow*) dapat meningkat secara signifikan.

Tahap akhir penelitian adalah validasi kelayakan bisnis melalui *User Acceptance Testing* (UAT) [18] oleh pemilik toko terhadap 50 daftar rekomendasi teratas. Pengujian menghasilkan 43 paket yang dinilai valid, memberikan tingkat akurasi relevansi operasional sebesar 86%. Evaluasi terhadap 14% paket yang ditolak (dinilai Tidak Sesuai) mengungkap adanya kendala ketimpangan rasio harga (*price margin gap*), seperti penggabungan penyedap rasa murah (Ajinomoto 250gr) dengan barang bervolume mahal (Minyak Goreng 5 Liter). Secara praktik, konsumen ritel sangat jarang memasukkan kedua kombinasi rentang harga ekstrem tersebut dalam satu keranjang belanja (*basket*) secara bersamaan. Temuan ini memperkuat justifikasi pengembangan sistem lanjutan untuk menyertakan filter batasan rasio harga dalam pemrosesan akhir kandidat *bundling*.

3.6. Analisis Dampak Ekonomi dan Validasi Sistem

Estimasi dampak ekonomi (*dead capital recovery*) dilakukan pada paket Peringkat 1 (Detergen + Sabun). Mengacu pada basis *traffic* potensial sebanyak 1.314 transaksi per bulan yang melibatkan kategori ini,

implementasi *bundling* dengan skenario konversi moderat (15%) [17] diestimasi mampu mencairkan modal mati dari produk *slow-moving* (Bukrim Oxyklin) sebesar Rp 4.185.856 per bulan. Jika strategi serupa diekspansi secara paralel pada 10 varian produk, potensi pemulihan arus kas (*cash flow*) dapat meningkat secara signifikan.

3.7. Perbandingan dengan Penelitian

Untuk menilai keunggulan komparatif pendekatan yang diusulkan, dilakukan perbandingan sistematis dengan dua penelitian terdahulu yang paling relevan: Ernawati & Matondang [19] yang menggunakan FP-Growth tanpa perankingan multikriteria, dan Tjandra & Liliana [20] yang mengombinasikan Apriori dengan TOPSIS tanpa pembobotan AHP formal. Perbandingan mencakup aspek evaluasi parameter, validasi konsistensi, ketersediaan UAT, dan fitur tambahan. Tabel 4 merangkum hasil perbandingan tersebut.

Dibandingkan dengan kedua penelitian tersebut, penelitian ini memberikan tiga kontribusi tambahan yang terukur: (1) justifikasi parameter berbasis 25 eksperimen dengan evaluasi Coverage Rate; (2) pelaporan Consistency Ratio AHP (CR = 0,037) secara transparan sebagai indikator validitas pembobotan; dan (3) mekanisme diversifikasi rekomendasi (maksimal 3 paket per pasangan kategori) yang mencegah homogenitas hasil.

3.8. Pengujian Sistem

Pengujian fungsionalitas sistem dilakukan menggunakan metode Black Box Testing untuk memastikan bahwa semua antarmuka berjalan sesuai dengan spesifikasi yang diharapkan tanpa adanya error. Pengujian difokuskan pada skenario pembacaan file dataset, eksekusi komputasi parameter FP-Growth, proses perankingan matriks TOPSIS, dan fungsionalitas filter diversifikasi. Tabel 5 menyajikan prosedur pengujian, hasil yang diharapkan, hasil aktual yang diperoleh, dan status setiap skenario.

Tabel 4. Perbandingan dengan Penelitian Terdahulu

Penelitian	Metode	Eval. Parameter	Validasi	UAT	Catatan
Ernawati & Matondang	FP-Growth murni	Tidak ada evaluasi parameter kuantitatif	1 evaluator terbatas	Tidak ada	Hanya 7 rules; tanpa perankingan multikriteria
Tjandra & Liliana	Apriori + TOPSIS	Tidak ada	1 evaluator	Ada	Tanpa filter kategori & tanpa pembobotan formal AHP
Penelitian ini	FP-Growth + AHP-TOPSIS	25 eksperimen + Coverage Rate + CR AHP = 0,037	1 evaluator (pemilik toko)	Ada (43/50 = 86%)	Filter diversifikasi; Category-First; CR tervalidasi

Tabel 5. Tabel Hasil pengujian Black-box Testing

Fitur / Fungsi yang Diuji	Prosedur Pengujian	Hasil yang Diharapkan Support	Hasil Aktual	Status
Upload data transaksi	Mengunggah file .xlsx berisi 605.914 baris data mentah.	Sistem berhasil memproses data dan menampilkan pratinjau statistik.	Pratinjau statistik berhasil tampil; 523.166 baris valid terdeteksi.	Berhasil
Tuning Parameter	Menggeser slider Support ke 1% dan Confidence ke 20%.	Sistem menghasilkan 4.110 aturan mentah secara dinamis.	4.110 rules dari 95 pasangan kategori berhasil terbentuk.	Berhasil
Klasifikasi Produk	Sistem menghitung posisi kuartil Q1 dan Q3.	Produk terbagi secara otomatis ke dalam segmen Fast-Moving dan Slow-Moving.	324 produk terklasifikasi otomatis sesuai status perputaran.	Berhasil
Perankingan TOPSIS	Menjalankan algoritma perankingan berdasarkan bobot kriteria AHP.	Sistem menampilkan daftar peringkat rekomendasi bundling final.	Top-50 rekomendasi dengan skor TOPSIS tampil sesuai bobot.	Berhasil
Export Hasil analisis	Menekan tombol "Unduh Hasil Bundling (CSV)"	File hasil analisis berhasil diunduh ke penyimpanan lokal pengguna.	File CSV berisi 4.110 baris rekomendasi berhasil terunduh.	Berhasil

Tabel 6. Hasil pengujian UAT

Rank	Produk A (Antecedent)	Produk B (Consequent)	Kesesuaian	Alasan / Catatan Pemilik
1	BUKRIM OXYKLIN (Slow)	BDL PAPAYA 135G (Fast)	1	Strategi menarik detergen macet dengan sabun laris.
2	CLOSEUP GREEN (Slow)	ORAL-B CLASSIC (Fast)	1	Hubungan sangat kuat (Sikat & Pasta).
3	CIPTADENT COOL (Fast)	ORAL-B 123 S40 (Slow)	1	Paket gigi ekonomis, pasti laku.
4	CLOSEUP GREEN (Slow)	PEPSODENT TB (Fast)	1	Variasi merek sikat gigi yang relevan.
5	BUKRIM OXYKLIN (Slow)	CITRA SOAP (Fast)	1	Opsi paket cuci & mandi yang bagus.
6	DAIA 245G (Fast)	DETTOL REF 410ML (Slow)	1	Paket higienis (Detergen + Antiseptik cair).
7	BDL PAPAYA 135G (Fast)	CLEAR ACTIVE MEN (Slow)	1	Paket mandi pria (Sabun + Shampo).
8	BDL PAPAYA 135G (Fast)	CLEAR SOFTCARE (Slow)	1	Paket mandi umum yang logis.
9	CITRA SOAP (Fast)	CLEAR ACTIVE MEN (Slow)	1	Kombinasi merek populer Unilever.
10	AJINOMOTO 250GR (Fast)	FILMA 5LT (Slow)	0	Harga jomplang (Penyedap murah x Minyak mahal).
11	AJINOMOTO 250GR (Fast)	BIMOLI 5LT (Slow)	0	Tidak seimbang, konsumen jarang beli barengan.
12	AJINOMOTO 250GR (Fast)	ALADDIN 5LT (Slow)	0	Sama, harga paket jadi terlalu mahal karena minyak.
13	BLUE BAND MASTER (Slow)	CAKRA LOS 1KG (Fast)	1	Sangat Pas. Paket bahan kue/roti.
14	BLUE BAND MASTER (Slow)	CAKRA 1KG (Fast)	1	Alternatif paket kue kemasan premium.
15	DAIA 245G (Fast)	CLEAR ACTIVE MEN (Slow)	1	Kebutuhan rutin bulanan anak kost.
16	DAIA 245G (Fast)	CLEAR SOFTCARE (Slow)	1	Paket bersih-bersih standar.
17	BLUE BAND MASTER (Slow)	KANJI SPM (Fast)	1	Paket bahan jajanan/gorengan.
18	CEMERLANG PAK (Fast)	CLEAR ACTIVE MEN (Slow)	1	Varian detergen murah dengan shampo.

19	BERAS JEMPOL 5KG (Fast)	FILMA 5LT (Slow)	1	Paket Sembako Premium (Cukup mahal tapi laku).
20	BERAS JEMPOL 5KG (Fast)	BIMOLI 5LT (Slow)	1	Paket Sembako alternatif.
...	...	...	...	...
48	MIE SEDAAP KOREA (Fast)	SUSU ULTRAMILK 250 (Slow)	1	Paket tren anak muda (Mie pedas + susu pereda pedas).
49	RINSO ANTI NODA (Fast)	KAMPER TOILET (Slow)	0	Kurang relevan secara penggunaan fisik di rumah.
50	DETTOL BAR SOAP (Fast)	MASKER MEDIS ISI 50 (Slow)	1	Paket pencegahan penyakit/higienitas harian.
Total			43	Tingkat Akurasi: 43/50 = 86%

Kesimpulan Pengujian Fungsional: Keseluruhan 5 dari 5 skenario pengujian berhasil dieksekusi sesuai spesifikasi yang diharapkan, mencapai tingkat keberhasilan fungsional sebesar 100%. Tidak ditemukan error pada proses pembacaan dataset, eksekusi komputasi FP-Growth, perankingan TOPSIS, maupun ekspor hasil. Pengujian ini memverifikasi bahwa sistem berfungsi sebagaimana dirancang pada sub-bagian 2.1.

3.9. Pengujian Penerimaan Pengguna (UAT)

Selain pengujian teknis komputasi, sistem juga dievaluasi kelayakan bisnisnya melalui User Acceptance Testing (UAT) [18]. Pengujian ini melibatkan pemilik Toko Murah Grosir secara langsung sebagai pakar domain (domain expert) untuk memvalidasi 50 peringkat teratas (Top 50) rekomendasi paket yang dihasilkan oleh sistem. Parameter penilaian didasarkan pada tingkat rasionalitas paket jika diterapkan sebagai strategi promosi nyata di lapangan. Rekapitulasi hasil pengujian kelayakan bisnis tersebut disajikan pada Tabel 6.

Berdasarkan Tabel 6, sebanyak 43 paket (86%) dinilai valid dan dapat diterapkan secara komersial. Sistem secara stabil mampu menghasilkan kombinasi produk lintas kategori (seperti perawatan diri, sembako, hingga makanan ringan) yang memiliki nilai komersial tinggi.

Sementara itu, evaluasi lanjutan terhadap 7 paket (14%) yang dinilai tidak sesuai mengungkap adanya kendala utama: ketimpangan rasio harga (price margin gap) yang terlalu ekstrem, seperti penggabungan penyedap rasa murah (Ajinomoto 250gr) dengan barang bervolume mahal (Minyak Goreng 5 Liter). Secara praktik, konsumen ritel sangat jarang memasukkan kedua kombinasi rentang harga ekstrem tersebut dalam satu keranjang belanja (basket) secara bersamaan. Temuan ini memperkuat justifikasi pengembangan sistem lanjutan untuk menyertakan filter batasan rasio harga (price ratio constraint) dalam pemrosesan akhir kandidat bundling.

IV. PENUTUP

4.1. Kesimpulan

Implementasi algoritma FP-Growth terbukti efektif menangani data transaksi ritel sparse pada parameter Support 1% dan Confidence 20%, yang dipilih berdasarkan evaluasi kuantitatif melalui 25 skenario eksperimen dan analisis Coverage Rate. Pembobotan AHP menghasilkan CR = 0,037 yang memenuhi ambang batas konsistensi Saaty, menunjukkan bahwa preferensi pemilik toko bersifat konsisten secara internal. Integrasi AHP-TOPSIS berhasil memprioritaskan paket yang berorientasi pada pemulihan modal macet, dibuktikan dengan kemenangan paket bervolume tinggi (Detergen + Sabun, skor 0,5405). Pengujian fungsional Black Box Testing mencapai keberhasilan 100% (5 dari 5 skenario), dan UAT menghasilkan tingkat relevansi 86% (43 dari 50 paket). Dibandingkan dengan penelitian terdahulu, penelitian ini memberikan kontribusi tambahan berupa justifikasi parameter kuantitatif, pelaporan CR AHP, mekanisme diversifikasi rekomendasi, dan perbandingan lintas metode. Keterbatasan utama adalah penggunaan satu pengambilan keputusan dalam pembobotan AHP, yang menjadi arah pengembangan ke depan dengan melibatkan panel ahli.

4.2. Saran

Pengembangan penelitian selanjutnya disarankan untuk menambahkan fitur filter analisis musiman (seasonal) serta mengintegrasikan price ratio constraint (batasan rasio harga) agar rekomendasi produk yang sangat murah tidak tergabung dengan produk sangat mahal. Integrasi algoritma forecasting juga dapat dipertimbangkan sebagai langkah preventif pendeteksian produk slow-moving sejak dini. Selain itu, melibatkan panel ahli (minimal 3 responden) dalam pengisian matriks AHP disarankan untuk mengurangi bias subjektif dari satu pengambilan keputusan.

DAFTAR PUSTAKA

1. Li R, Chiu AS, Seva R. Reducing Carbon Footprint and Promoting Resource

- Sustainability in the Retail Industry Through the Prevention of Dead Stocks. Cleaner and Responsible Consumption. 2023 Dec 1;11. doi:10.1016/j.clrc.2023.100150
2. Wijaya A, Kinder L. Pengaruh Price Bundling dan Product Bundling terhadap Niat Membeli yang Dimoderasi oleh Barang Komplementaritas. Vol. 17. 2020;17(1):28–38.
 3. Sundari E, Hanafi I. Strategi Pemasaran. 1st ed. Pekanbaru: IUR Press; 2024.
 4. Han J, Kamber M, Pei J. Data Mining: Concepts and Techniques Chapter 1. Data Mining: Concepts and Techniques. University of Illionis; 2012.
 5. Fajrawati, Firgiawan W, Nur N. Perbandingan Kinerja Algoritma Apriori dan Frequent Pattern Growth dalam Menemukan Pola Asosiasi. Vol. 19. 2025;19(2):168–82.
 6. Afdal NM, Novita R, Mustakim. Implementasi Association Rule Untuk Rekomendasi Strategi Up-Selling dan Cross-Selling Produk Menggunakan FP-Growth. Indonesian Journal of Computer Science. 2024;13(3):4792–803.
 7. Yacoubi S, Manita G, Korbaa O. A Multiobjective Crystal Optimization-based Association Rule Mining Enhanced with TOPSIS for Predictive Maintenance Analysis. In: Procedia Computer Science. Elsevier B.V.; 2022. p. 2782–93. doi:10.1016/j.procs.2022.09.336
 8. García S, Luengo J, Herrera F. Data Preprocessing in Data Mining [Internet]. Vol. 72. Springer. Available from: <http://www.springer.com/series/8578> doi:10.1007/978-3-319-10247-4
 9. Raschka S. MLxtend: Providing Machine Learning and Data Science Utilities and Extensions to Python's Scientific Computing Stack. J Open Source Softw. 2018 Apr 22;3(24):638. doi:10.21105/joss.00638
 10. Agrawal R, Srikant R. Fast Algorithms for Mining Association Rules. In: Proceedings of the 20th VLDB Conference. Santiago; 1994.
 11. Tamba SP, Edbert. Penerapan Data Mining Algoritma Apriori dalam Menentukan Stok Bahan Baku pada Restoran Nelayan Menggunakan Metode Association Rule. Jurnal Sistem Informasi dan Ilmu Komputer Prima). 2022;5(2).
 12. Mathebula J, Mbuli N. Application of TOPSIS for Multi-Criteria Decision Analysis (MCDA) in Power Systems: A Systematic Literature Review. Energies (Basel). 2025 Jul 1;18(13). doi:10.3390/en18133478
 13. Opricovic S, Tzeng GH. Compromise Solution by MCDM Methods: A Comparative Analysis of VIKOR and TOPSIS. Eur J Oper Res. 2004 Jul 16;156(2):445–55. doi:10.1016/S0377-2217(03)00020-1
 14. Liu B, Hsu W, Ma Y. Mining Association Rules with Multiple Minimum Supports. In: Proceedings of the fifth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining [Internet]. New York, NY, USA: ACM; 1999. p. 337–41. Available from: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/312129.312274> doi:10.1145/312129.312274
 15. Walpole RE, Myers RH, Myers SL, Ye K. Walpole Probability and Statistics for Engineers and Scientists 9th Edition by Rorald Walpole. 9th ed. Prentice Hall.
 16. Saaty TL, Vargas LG. Model, Methods, Concepts, & Applications of the Analytic Hierarchy Process. International Series in Operations Research & Management Science [Internet]. Springer; 2012. Available from: <http://www.springer.com/series/6161> doi:10.1007/978-1-4614-3597-6
 17. Ailawadi KL, Lehmann DR, Neslin SA. Market Response to a Major Policy Change in the Marketing Mix: Learning from Procter & Gamble's Value Pricing Strategy. J Mark. 2001;65:44–61.
 18. Srinivas N, Dondeti J. Black Box and White Box Testing Techniques - A Literature Review. International Journal of Embedded Systems and Applications. 2012 Jun 30;2(2):29–50. doi:10.5121/ijesa.2012.2204
 19. Ernawati I, Matondang N. Product Bundling Application to Support Implementation of Association Rule Mining Using FP-Growth. Jurnal Teknologi Informasi dan Pendidikan. 2021;14(1):60–3.
 20. Tjandra E, Liliana. Product Bundling and Substitution Recommendation System:

Facilitating Marketing Improvement Strategy
of Retail Business. AITI: Jurnal Teknologi
Informasi. 2025 Mar 22;22(1):29–45.
doi:10.24246/aiti.v22i1.29-45