

# Pengaturan Tata Letak Produk Fashion dengan FP-Growth untuk Peningkatan Penjualan UMKM

Widyasari<sup>1</sup>, Ummi Syafiqoh<sup>2\*</sup>, Nova Tari Rahmadania<sup>3</sup>, Lies Hartono<sup>4</sup>

<sup>1,3</sup>Sistem Informasi, STMIK PPKIA Tarakanita Rahmawati, Tarakan, Kalimantan Utara

<sup>2\*,4</sup> Teknik Informatika, STMIK PPKIA Tarakanita Rahmawati, Tarakan, Kalimantan Utara

Email: <sup>1</sup>thinkaboutwidya@gmail.com, <sup>2\*</sup>ummi@ppkia.ac.id, <sup>3</sup>novatarirahmadania123@gmail.com, <sup>4</sup>lies@ppkia.ac.id

## Abstrak

Penerapan teknik data mining dalam dunia bisnis memberikan kontribusi signifikan dalam pengambilan keputusan strategis. Penelitian ini mengimplementasikan algoritma FP-Growth untuk menganalisis pola pembelian konsumen di Toko Zaynthary, sebuah toko fashion di Kota Tarakan. Sebanyak 161 data transaksi penjualan dikumpulkan dan diolah untuk menemukan *frequent itemset* dan *association rule* yang merepresentasikan hubungan antar produk. Hasil penelitian menunjukkan bahwa terdapat kombinasi item yang sering dibeli secara bersamaan, seperti {Blouse → Jeans} dengan nilai confidence 55%, sehingga direkomendasikan untuk diletakkan berdekatan dalam penataan etalase toko. FP-Growth terbukti efektif dalam mengeksplorasi pola pembelian konsumen dan memberikan rekomendasi tata letak barang yang dapat menunjang peningkatan penjualan. Hasil ini dapat dijadikan acuan strategis dalam perancangan layout toko fashion berbasis data.

**Kata Kunci:** Tata Letak, FP-Growth, Association Rule, Penjualan

## *Product Layout Optimization for Fashion Items Using FP-Growth to Enhance UMKM Sales*

### Abstract

The application of data mining techniques in the business sector contributes significantly to strategic decision-making. This study implements the FP-Growth algorithm to analyze consumer purchasing patterns at Zaynthary Store, a fashion retail shop located in Tarakan City. A total of 161 sales transaction records were collected and processed to identify frequent itemsets and association rules that represent relationships between products. The findings reveal that certain item combinations are frequently purchased together, such as {Blouse → Jeans} with a confidence value of 55%, suggesting that these items should be placed near each other in the store display layout. FP-Growth has proven effective in exploring customer purchase patterns and providing layout recommendations that can support increased sales. These results can serve as a strategic reference for designing data-driven store layouts in the fashion retail industry.

**Keywords:** *Product Layout, FP-Growth, Association Rule, Sales*

## I. PENDAHULUAN

Marketplace atau e-commerce mengalami perkembangan pesat sejak munculnya smartphone. Penjualan konvensional yang dibatasi ruang dan waktu, kini telah dapat dilakukan dari Lokasi manapun dan kapanpun dengan bantuan teknologi komunikasi. Seiring perkembangan tersebut, disadari atau tidak oleh pelaku UMKM di dalam e-commerce, persaingan usaha juga ikut berkembang. Strategi penjualan, promosi dan iklan menjadi alat yang digunakan oleh pemilik usaha untuk meningkatkan penjualan. Pengambilan Keputusan berdasarkan perilaku konsumen tidak dapat lagi ditinggalkan seperti pada penjualan konvensional [1], terlebih lagi pada

produk-produk yang umum dan banyak dijual seperti produk pakaian yang tersebar diseluruh platform e-commerce dari berbagai daerah.

Toko Zaynthary yang dikategorikan sebagai UMKM dalam bidang fashion menghadapi tantangan yang sama yang dialami oleh UMKM lainnya. Pengambilan Keputusan yang cepat dan tepat harus dapat dilakukan untuk dapat tetap bertahan, bersaing dan berkembang. Permasalahan umum dari UMKM di Tengah kemajuan teknologi Informasi adalah dalam hal pengolahan data transaksi. Umumnya UMKM masih menggunakan teknologi informasi sebatas untuk aktifitas pemasaran. Data transaksi penjualan sangat jarang digunakan dalam pengambilan Keputusan bisnis yang saat ini

masih banyak hanya berdasarkan insting pelaku usaha saja. Keputusan dalam dunia usaha berdasarkan data (data driven) telah terbukti dapat membantu meningkatkan dan mempercepat perkembangan usaha.

Knowledge Discovery in Data Mining (KDD) merupakan framework ekstraksi Informasi dari sekumpulan data[2]. Tahap pemodelan dari KDD menjadi inti dari framework untuk menggali (mining) dan mengekstraksi informasi sehingga dapat digunakan lebih lanjut oleh penggunanya. Model data mining dapat dikategorikan menjadi 2 kelompok utama, supervised dan unsupervised learning. Dalam lingkup UMKM, terkait data transaksi penjualan, termasuk dalam kategori unsupervised dikarenakan data penjualan tidak memiliki label atau nama yang informatif untuk menjelaskan data tersebut.

Salah satu jenis algoritma data mining kategori unsupervised yang dapat digunakan dalam UMKM adalah association rule mining (ARM). ARM merupakan teknik dasar untuk mengidentifikasi hubungan, relasi dan pola pada dataset. Identifikasi tersebut memungkinkan pengguna untuk mengetahui tren penjualan produk, frekuensi pola dari data yang digunakan [3]. Kekuatan utama dari ARM terletak pada kemampuannya menggunakan variabel support dan confidence dari frekuensi kemunculan observasi, dengan variabel support merepresentasikan kemunculan pasangan objek (itemset) dan variabel confidence merepresentasikan reliabilitas inferensi dari rule yang tersusun.

ARM berkembang sampai saat ini hingga membentuk dua algoritmanya yang populer yaitu Apriori dan FP-Growth, yang memiliki karakteristik dapat digunakan untuk dataset yang berukuran besar dan memiliki efisiensi yang lebih baik[4]. FP-Growth sebagai algoritma yang paling mutakhir dari ARM membuat fungsi asosiasi dari ARM dapat terus digunakan dalam berbagai bidang.

Penerapan FP-Growth dapat ditemukan di bidang lalu lintas yang dipublikasikan oleh Rizky Fitria et al. [5]. Penelitian tersebut membahas penerapan FP-Growth untuk identifikasi pola relasi antar faktor-faktor penyebab terjadinya kecelakaan. Penelitian tersebut menyimpulkan pola relasi antar faktor dapat digunakan untuk penyusunan kebijakan public khususnya bidang lalu lintas.

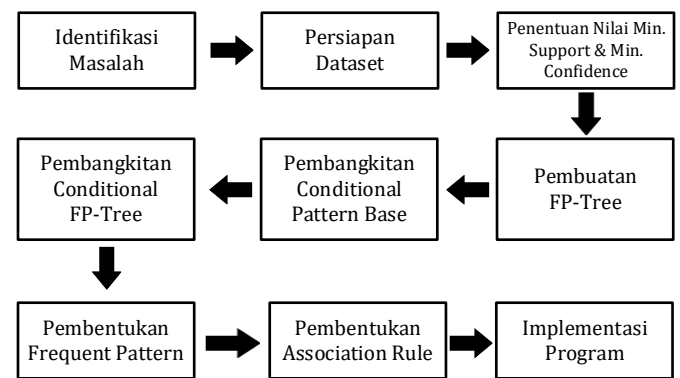
Implementasi lain dari FP-Growth ditemukan di bidang retail pada penelitian Agus Muhamad Andika [6]. Penelitian tersebut mengolah dataset public dari Kaggle untuk mengeksplorasi kemampuan FP-Growth mengolah dataset berukuran besar dengan dimensi 222 x 15. Hasil akhir penelitian tersebut digunakan untuk menentukan penempatan produk-produk di showcase yang berkaitan dan berpotensi terjual. Selain itu, hasil penelitian juga digunakan untuk menyusun materi promosi berdasarkan relasi antar produk.

Penelitian lain yang menunjukkan pemanfaatan lebih lanjut dari data transaksi penjualan untuk fungsi association ditemukan pada penelitian oleh Rhayatun Aviqah et. al[7]. Penelitian tersebut mengembangkan sistem informasi e-business yang diperkuat dengan FP-Growth untuk mengekstraksi informasi dari transaksi penjualan sebagai dasar penyusunan tata letak barang di etalase penjualan untuk memudahkan dan memotivasi pembeli melakukan transaksi.

Deskripsi ARM dan implementasi FP-Growth pada penelitian terdahulu menunjukkan kemampuan FP-Growth untuk menghasilkan business intelligence yang lebih baik sebagai wawasan yang berguna bagi pengembangan UMKM. Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mendemonstrasikan dan menguji kelebihan FP-Growth untuk menghasilkan informasi yang dapat digunakan pemilik usaha untuk mengembangkan usahanya.

## II. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggabungkan penelitian kuantitatif dalam bentuk implementasi data mining, FP-Growth dengan penelitian kualitatif dalam bentuk analisis UMKM yang diilustrasikan pada gambar 1.



Gambar 1. Kerangka Penelitian

Identifikasi masalah pada tahap pertama penelitian menunjukkan belum dimanfaatkannya data transaksi penjualan di Toko Zaynthary, sehingga potensi pengambilan keputusan usaha berbasis data (data driven) belum dapat dilakukan. Usulan untuk mengatasi permasalahan tersebut dengan menerapkan FP-Growth guna mengidentifikasi pola-pola tersembunyi di dalam dataset, yaitu data transaksi penjualan yang dikumpulkan dalam tahap kedua kerangka penelitian. Dataset terdiri dari 161 transaksi penjualan di bulan Juni hingga Agustus 2023. Tahap ketiga sampai ketujuh dari kerangka penelitian merupakan implementasi FP-Growth yang diawali dengan penentuan nilai support dan confidence yang menjadi ambang batas sebagai parameter utama pembentukan association rule.

Association rule adalah cara di dalam FP-Growth untuk mengidentifikasi relasi antar item [8]. Item yang dinyatakan berelasi harus memenuhi syarat nilai minimum support dan minimum confidence, dengan variabel minimum support mendeskripsikan kemunculan kombinasi item tertentu dalam dataset, dan nilai variabel minimum confidence menunjukkan tingkat kepercayaan atau kekuatan hubungan antar item [9]. Nilai support suatu kombinasi item dihitung dengan persamaan (1)[10].

$$Support(A, B) = \frac{\sum Transaksi A \cap B}{\sum Total Transaksi \times 100\%} \dots (1)$$

Nilai variabel minimum confidence dihitung menggunakan persamaan (2)[10].

$$Confidence = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung } A \text{ dan } B}{\sum \text{Transaksi mengandung } A} \times 100\% \dots (2)$$

Nilai variabel minimum support dan minimum confidence dari tahap ketiga digunakan sebagai acuan untuk membentuk FP-Tree (frequent pattern tree).

FP-Tree diperkenalkan oleh Han et. al [11] sebagai struktur data yang ringkas di dalam FP-Growth untuk menyimpan itemset [12]. FP-Tree adalah struktur pohon yang dimulai dari sebuah akar (root) yang dilabeli null, memiliki sejumlah sub-pohon (sub-tree) yang berisi item-item tertentu, dan dilengkapi dengan tabel header yang digunakan untuk menyimpan frekuensi item yang muncul (table frequent header) [13]. Struktur data pohon yang digunakan FP-Tree membuat FP-Growth dapat mengekstrak frequent pattern tanpa harus membentuk kandidat itemset. Sifat ini membuat FP-Growth memiliki efisiensi memori yang lebih baik dan membuat algoritma ini bekerja lebih cepat dibandingkan algoritma ARM lain semacam apriori [14] [15]

Frekuensi itemset dari FP-Tree digunakan untuk membentuk conditional pattern yang dilakukan pada tahap kelima kerangka penelitian, yaitu conditional pattern base yang kemudian diikuti pembentukan conditional FP-Tree di langkah keenam serta pencarian frequent itemset di langkah ketujuh. Hasil akhir di langkah ketujuh digunakan untuk menyusun association rule. Tahap kedelapan sebagai tahap akhir penelitian adalah pengembangan aplikasi FP-Growth untuk memudahkan pemilik usaha menggunakan algoritma tersebut.

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 1. Persiapan Dataset

Data yang dijadikan objek penelitian adalah data transaksi penjualan selama 3 bulan yakni mulai bulan Juni hingga Agustus 2023. Dataset yang diperoleh disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Data Transaksi Penjualan

TID	Itemset
1	Blouse, Jeans, Kemeja
2	Blouse, Crinkle, Celana Scuba
3	Celana Scuba
4	Blouse, Gamis, Tunik
5	Kemeja, Celana Scuba
6	Blouse, Jeans, Kemeja
7	Blouse, Jeans
8	Blouse, Crinkle, Celana Scuba
9	Blouse, Jeans, Celana Scuba
10	Kemeja, Celana Scuba
...	...
161	Blouse, Jeans, Crinkle, Celana Scuba

Itemset pada Tabel 1, diuraikan satu per satu dengan tujuan memberikan kode unik untuk setiap item seperti dicontohkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Kode Unik setiap Item

Kode	Item
BG01	Blouse
BG02	Jeans
BG03	Kemeja
BG04	Crinkle
BG05	Celana Scuba
BG06	Gamis
BG07	Tunik

#### 2. Penentuan Nilai Minimum Support dan Confidence

Nilai yang digunakan sebagai ambang batas yaitu 30% untuk support dan 50% untuk confidence. Frekuensi kemunculan setiap item dalam keseluruhan transaksi dihitung, kemudian dikonversikan ke dalam nilai support menggunakan persamaan (1) seperti dicontohkan berikut ini untuk kode produk BG01.

$$Support (BG01) = \frac{67}{161} \times 100\% = 42\%$$

Nilai frekuensi kemunculan setiap produk yang direpresentasikan dengan kode unik diseleksi dengan acuan nilai minimum support 30% seperti dicontohkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Frekuensi dan Support Itemset

Kode	Item	Freq	Support	Prioritas
BG01	Blouse	67	42%	1
BG02	Jeans	60	37%	2
BG03	Kemeja	51	32%	3
BG04	Crinkle	47	29%	4
BG05	Celana Scuba	45	28%	5
BG06	Gamis	44	27%	6
BG07	Tunik	38	24%	7

Berdasarkan nilai ambang batas yang telah ditetapkan, maka dari Tabel 2, hanya item dengan nilai support  $\geq 30\%$  yang akan dipertahankan untuk proses berikutnya, yaitu item BG01 (Blouse), BG02 (Jeans) dan BG03 (Kemeja). Selanjutnya dataset dari Tabel 1 akan disusun kembali secara berurut berdasarkan nilai prioritasnya. Hasil pengurutan dataset tersebut disajikan pada Tabel 3.

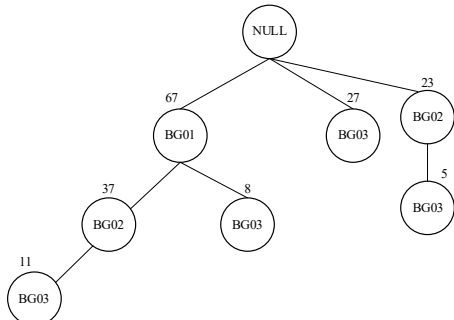
Tabel 3. Dataset yang telah diurutkan berdasar Prioritas

TID	Prioritas Itemset
1	BG01, BG02, BG03
2	BG01
3	BG01
4	BG03
5	BG01, BG02, BG03
6	BG01, BG02
7	BG01

TID	Prioritas Itemset
8	BG01, BG02
9	BG01
10	BG03
...	...
161	BG01, BG02

### 3. Pembentukan FP-Tree

Proses pembentukan FP-Tree dimulai dari root kosong. Setiap transaksi diproses satu per satu, dan hanya item yang memenuhi nilai ambang batas support yang dimasukkan ke dalam FP-Tree. Gambar 2 mengilustrasikan FP-Tree yang dibangun dari BG01, BG02 dan BG03.

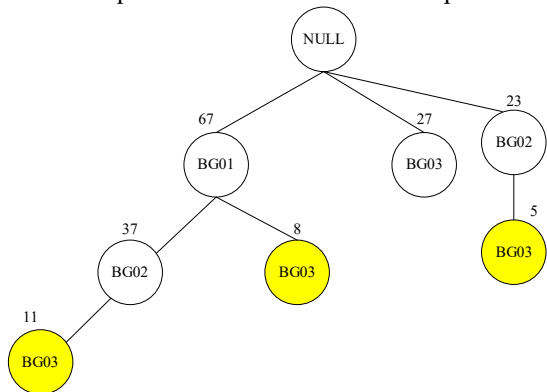


Gambar 2. Hasil Pembentukan FP-Tree

Berdasarkan FP-Tree pada Gambar 2, dapat diketahui bahwa item BG01 merupakan item yang paling sering muncul dalam transaksi, ditunjukkan dengan nilai frekuensi sebanyak 67 pada simpulnya. Frekuensi ini menunjukkan bahwa BG01 terlibat dalam sebanyak 67 transaksi, baik sebagai item tunggal maupun sebagai bagian dari kombinasi item lainnya. Dengan kata lain, jalur-jalur dalam FP-Tree yang mengandung BG01 secara kumulatif muncul sebanyak 67 kali, menjadikan BG01 sebagai item dominan dalam dataset transaksi tersebut.

### 4. Pembangkitan Conditional Pattern Base

Conditional Pattern Base dibangkitkan mulai dari item dengan nilai support terendah hingga item dengan nilai support tertinggi. Sebagai contoh yaitu pembangkitan conditional pattern base untuk item BG03 pada Gambar 3.



Gambar 3. Lintasan yang diakhiri item BG03

Pada Gambar 3, item yang akan dibangkitkan conditional pattern base-nya yaitu BG03, item ini akan menjadi suffix. Lakukan pembacaan mulai dari jalur kanan, BG03 melewati lintasan BG02 sebanyak 5 kali. BG03 melewati lintasan BG01 sebanyak 8 kali serta BG03 melewati lintasan BG02 dan BG01 sebanyak 11 kali.

Berikutnya naikan suffix pattern satu persatu hingga menuju root. Suffix pattern yang terakhir yaitu item BG01. Hasil dari conditional pattern base untuk setiap item setelah pembuatan lintasannya ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Conditional Pattern Base

Suffix	Conditional Pattern Base
BG03	{BG01, BG02 : 11} {BG01 : 8} {-} {BG02 : 5}
BG02	{BG01 : 37} {-}
BG01	{-}

Setiap baris pada Tabel 4 menunjukkan jalur yang dilewati oleh item yang menjadi suffix. Contoh, item BG01 melewati lintasan BG01 sebanyak 37 kali, sedangkan item BG01 tidak melewati lintasan apapun.

### 5. Pembentukan Conditional FP-Tree

Conditional FP-Tree dibentuk dari hasil pembacaan conditional pattern base pada tahap sebelumnya. Sebagai contoh, untuk item BG03, conditional pattern base ditunjukkan pada Tabel 3, yaitu: {BG01, BG02 : 11}, {BG01 : 8}, {BG02 : 5}. Langkah selanjutnya adalah melakukan penjumlahan frekuensi untuk setiap item yang muncul dalam conditional pattern base tersebut. Item BG01 muncul dalam dua pattern, yaitu dengan frekuensi 11 dan 8, sehingga total frekuensinya adalah 19. Item BG02 juga muncul dua kali, yaitu dengan frekuensi 11 dan 5, sehingga total frekuensinya adalah 16.

Proses ini dilanjutkan hingga seluruh suffix item telah diproses, sehingga diperoleh conditional FP-Tree lengkap yang ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Conditional FP-Tree

Item	Conditional FP-Tree
BG03	{BG01 : 19} {BG02 : 16}
BG02	{BG01 : 37}
BG01	{-}

Setiap baris pada Tabel 5 menunjukkan frekuensi kemunculan sebuah item dengan item lainnya. Contoh, pada item BG03 muncul bersama dengan item BG01 di 19 transaksi. item BG03 juga muncul bersama item BG02 dalam 16 transaksi.

### 6. Pembentukan Frequent Pattern

Setelah melakukan pembangkitan Conditional FP-Tree, maka tahap selanjutnya adalah mencari frekuensi antara item, tahapan ini mencari single path yang akan dikombinasikan

dan direlaskan dengan item yang sudah diketahui pada tabel conditional FP-Tree. Hasilnya dapat dilihat pada tabel 6.

Tabel 6. Hasil Pembentukan Frequent Pattern

Item	Frequent Pattern
BG03	{BG01, BG03 : 19}
BG03	{BG02, BG03 : 16}
BG02	{BG01, BG02 : 37}

7. Pembentukan Association Rule

Tahap yang terakhir yaitu penerapan association rule pada *market basket*. Untuk mencari hubungan asosiasi yang terbentuk, dilakukan perhitungan nilai support dan confidence menggunakan persamaan 1 dan 2. Nilai minimum confidence yang dipakai adalah 50%. Hasil rule kombinasi 2 ditunjukkan pada Tabel 7 sedangkan hasil kombinasi 3 item pada Tabel 8.

Tabel 7. Hasil Rule Kombinasi 2 item

Kombinasi 2 Itemset	Support	Confidence
{Blouse → Jeans}	23%	55%
{Blouse → Kemeja}	12%	32%
{Jeans → Kemeja}	10%	31%

Tabel 7 menunjukkan hasil kombinasi 2 item yang terbentuk dari aturan ini adalah *"jika membeli Blouse maka membeli Jeans"*, memiliki nilai support sebesar 23% yang berarti 23% dari seluruh transaksi dalam dataset mengandung kedua item tersebut secara bersamaan. Nilai confidence-nya sebesar 55% artinya dari seluruh transaksi yang mengandung Blouse, sebanyak 55% diantaranya juga membeli Jeans.

Tabel 8. Hasil Rule Kombinasi 3 item

Rule	Support	Confidence
{Blouse, Jeans → Kemeja}	7%	30%

Dari hasil kombinasi 3 item yang terdapat pada Tabel 7 menunjukkan bahwa tidak ada kombinasi yang memenuhi minimum confidence yang ditetapkan sebesar 50%. Kombinasi tiga item tidak menghasilkan rule yang signifikan.

8. Implementasi Program

Tahapan awal dalam penerapan FP-Growth dalam transaksi penjualan produk fashion ini adalah dengan menetapkan nilai support dan confidence seperti pada tampilan Gambar 4 berikut.

Gambar 4. Form Pengaturan Nilai Support dan Confidence

User harus mengisi nilai minimal support dan confidence guna menyaring item-item yang berada di atas ambang minimal saja yang perlu diproses.

Tahap berikutnya adalah persiapan dataset, dimana pada form ini user bisa menambah data transaksi dan melakukan pencarian kode item dari transaksi. Antar muka aplikasinya ditunjukkan pada Gambar 5.

Gambar 5. Form Input Data Transaksi

Setelah data transaksi disiapkan, selanjutnya proses dilanjutkan dengan melakukan rekapitulasi data transaksi. Data transaksi akan dihitung frekuensi kemunculannya guna mengetahui nilai support dari setiap item. Item yang memiliki nilai support terbesar akan menjadi prioritas pertama, dan begitu seterusnya. Tampilan form perhitungan nilai support dan hasil pengurutan prioritas item ditunjukkan pada Gambar 6.

Gambar 6. Form Perhitungan Frekuensi dan Urutan Prioritas

Selanjutnya, item-item yang lolos dari penyaringan nilai support dan confidence akan diproses dengan FP-Growth. Tahapannya terdiri dari pembangkitan conditional pattern base, conditional FP-Tree dan frequent pattern seperti yang ditunjukkan pada Gambar 7.

Proses Conditional Pattern Base		Proses Conditional FP-Tree		Proses Frequent Pattern	
Item	Conditional Pattern Base	suffix	Conditional FP-Tree	suffix	Frequent Pattern
BG05	{BG01 : 8}	BG05	{BG01 : 19}	BG05	{BG01, BG03 : 19}
BG03	{BG01, BG02 : 11}	BG03	{BG02 : 16}	BG03	{BG02, BG03 : 16}
BG03	{BG02 : 9}	BG02	{BG01 : 37}	BG02	{BG01, BG02 : 37}
BG02	{BG01 : 37}				

Gambar 7. Form Hasil Penerapan FP-Growth

#### IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menerapkan algoritma FP-Growth untuk menganalisis pola pembelian konsumen di Toko Zaynthary. Dengan minimum support sebesar 30% dan minimum confidence sebesar 50%, diperoleh satu aturan asosiasi yang valid, yaitu {Blouse → Jeans} dengan confidence 55%, yang menunjukkan kecenderungan konsumen membeli kedua item tersebut secara bersamaan. Berdasarkan temuan ini, disarankan agar item Blouse dan Jeans ditempatkan berdekatan dalam etalase untuk meningkatkan kenyamanan belanja dan peluang penjualan.

Sementara itu, item-item lain yang membentuk asosiasi namun memiliki nilai confidence di bawah 50% seperti {Blouse → Kemeja} ataupun {Jeans → Kemeja} tetap memiliki potensi untuk ditingkatkan melalui strategi promosi seperti diskon atau penawaran bundling. Dengan demikian, algoritma FP-Growth terbukti efektif sebagai alat bantu pengambilan keputusan dalam penataan produk berbasis data historis penjualan. Untuk pengembangan lebih lanjut, metode ini dapat dibandingkan dengan algoritma lain seperti Apriori atau diterapkan pada skala data yang lebih besar guna memperoleh hasil yang lebih komprehensif dan akurat.

#### REFERENSI

- [1] S. Kusuma, *Manajemen Pemasaran di Era Digitalisasi*, 1st ed. Padang, Sumatera Barat: Takaza Innovatix Labs, 2024.
- [2] A. A. Baskara, N. M. Piranti, and M. F. Romdendine, "Framework Data Mining : Sebuah Survei," *J. Mhs. Tek. Inform.*, vol. 9, no. 3, pp. 4886–4895, 2025.
- [3] M. Shawkat, M. Badawi, S. El-ghamrawy, R. Arnous, and A. El-desoky, "An optimized FP-growth algorithm for discovery of association rules," *J. Supercomput.*, vol. 78, no. 4, pp. 5479–5506, 2022, doi: 10.1007/s11227-021-04066-y.
- [4] W. H. Belkadi, Y. Drias, and H. Drias, "Quantum FP-Growth for Association Rules Mining," in *International Symposium on Quantum Sciences: Applications and Challenges*, Springer, 2024, pp. 91–106. doi: 10.1007/978-3-031-59318-5\_8.
- [5] R. Fitria, W. Nengsih, and D. H. Qudsi, "Implementasi Algoritma FP-Growth Dalam Penentuan Pola Hubungan Kecelakaan Lalu Lintas," *J. Sist. Inf.*, vol. 13, no. 2, pp. 118–124, 2017, doi: 10.21609/jsi.v13i2.551.
- [6] A. Muhamad Andika, N. Suarna, and R. D. Dana, "Analisa Dataset Asosiasi Penjualan Menggunakan Metode FP-Growth," *J. Teknol. Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 1, pp. 80–88, 2023, doi: 10.56854/jtik.v2i1.108.
- [7] Rhayatun Aviqa, A. Muhammad, and E. P. W. Mandala, "Penerapan Metode FP-Growth Dalam Optimalisasi Bisnis Retail," *J. CoSciTech (Computer Sci. Inf. Technol.)*, vol. 4, no. 3, pp. 821–831, 2023, doi: 10.37859/coscitech.v4i3.5487.
- [8] M. Maulana, "Penerapan Algoritma Apriori Dan Algoritma Fp-Growth Dalam Menemukan Hubungan Data Nilai Ijazah Matematika dan Bahasa Inggris Dengan Nilai Mata Pelajaran Pemrograman Dan Web Programming (Studi Kasus SMK Sandikta Kelas X Bekasi)," *JUPITER J. Comput. Inf. Technol.*, vol. 1, no. 2, pp. 59–75, 2020, doi: 10.53990/jupiter.v1i2.9.
- [9] S. Junaidi *et al.*, *Buku Ajar Machine Learning*. 2024. [Online]. Available: [www.buku.sonpedia.com](http://www.buku.sonpedia.com)
- [10] R. Agrawal and R. Srikant, "Fast Algorithms for Mining Association Rules," *Proc. 20th Int. Conf. Very Large Data Bases, {VLDB'94}*, pp. 487–499, 1994, [Online]. Available: [citeseer.ist.psu.edu/agrawal94fast.html](http://citeseer.ist.psu.edu/agrawal94fast.html)
- [11] J. Han, J. Pei, and Y. Yin, "Mining Frequent Patterns without Candidate Generation," *ACM Sigmod Rec.*, vol. 29, no. 2, pp. 1–12, 2000, doi: 10.1145/335191.3353.
- [12] M. Tahir and N. Sitompul, "Penerapan Algoritma Fp-Growth Dalam Menentukan Kecenderungan Mahasiswa Mengambil Mata Kuliah Pilihan," *J. Ilm. NERO (Network Eng. Res. Oper.)*, vol. 6, no. 1, pp. 59–66, 2021, doi: 10.21107/nero.v6i1.216.
- [13] S. A. Rahmah, Zulham, and I. Rusydi, "Kajian Literatur Masalah - Masalah Yang Dihadapi Dengan Menggunakan Algoritma FP-Growth dan Apriori," *Proceeding Semin. Nas. Ilmu Komput.*, vol. 1, no. 1, pp. 235–240, 2021.
- [14] Y. Syach Putra, R. Kurniawan, and Y. Arie Wijaya, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Fp-Growth Pada Data Penjualan Sembako," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 1, pp. 561–567, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i1.8391.
- [15] C. H. Chee, J. Jaafar, I. A. Aziz, M. H. Hasan, and W. Yeoh, "Algorithms for frequent itemset mining: a literature review," *Artif. Intell. Rev.*, vol. 52, no. 4, pp. 2603–2621, 2019, doi: 10.1007/s10462-018-9629-z.