

Analisa Keranjang Belanja untuk Menentukan Tata Letak Barang Menggunakan *Algoritma FP-Growth*

Market Basket Analysis for Determine Goods Layout Using FP-Growth Algorithm

¹Domi Alfitra *, ²M. Afdal, ³Mona Fronita, ⁴Eki Saputra
^{1,2,3,4}Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi,
Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau
Jl. HR Soebrantas, Kota Pekanbaru, Provinsi Riau, Indonesia
*e-mail: 11753100163@uin-suska.ac.id

(received: 14 June 2024, revised: 19 June 2024, accepted: 20 June 2024)

Abstrak

Industri ritel telah mengalami transformasi yang signifikan. Jumbo Mart adalah salah satu bisnis retail yang konsisten memenuhi kebutuhan pelanggan di kota Pekanbaru. Banyaknya bisnis serupa membuat Jumbo Mart perlu memiliki keunggulan kompetitif untuk bersaing. Salah satunya adalah dengan meningkatkan pengamalan belanja, terutama pada aspek tata letak barang. Namun, berdasarkan hasil observasi dan wawancara, penetapan tata letak barang di Jumbo Mart masih belum optimal. Banyaknya produk dan variasi item yang dijual menjadi salah satu alasan. Selain itu, riwayat transaksi pelanggan belum digunakan lebih lanjut dan hanya disimpan sebagai arsip laporan bulanan. Padahal dengan menganalisis data tersebut dapat menjadi solusi yang efektif dalam menyusun tata letak barang berdasarkan perilaku pelanggan. Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini mengusulkan teknik data mining dengan algoritma FP-Growth untuk menemukan aturan asosiasi antar kategori barang. Hasil implementasi dengan nilai minimum *support* 15% dan *confidence* 50% mendapatkan 7 aturan asosiasi, namun hanya 6 yang terbukti valid. Aturan asosiasi yang valid tersebut kemudian diusulkan untuk ditempatkan secara berdekatan sehingga dapat memudahkan pembeli menemukan barang yang diinginkan. Selain itu, item dengan kategori konsumsi dominan menjadi consequents, yang dapat ditemukan pada 4 aturan asosiasi. Ini mengindikasikan bahwa item dengan kategori konsumsi memiliki daya tarik yang besar dan merupakan bagian penting dari perilaku dan kebiasaan belanja pelanggan.

Kata kunci: analisis keranjang belanja, asosiasi, *FP-growth*, jumbo mart, tata letak barang.

Abstract

The retail industry has undergone a significant transformation. Jumbo Mart is one of the retail businesses that consistently meet customer needs in Pekanbaru city. The number of similar businesses makes Jumbo Mart need to have a competitive advantage to compete. One of them is by improving the shopping experience, especially in the aspect of goods layout. However, based on observations and interviews, the determination of the layout of goods at Jumbo Mart is still not optimal. The number of products and variety of items sold is one of the reasons. In addition, customer transaction history has not been used further and is only stored as an archive of monthly reports. Whereas analyzing the data can be an effective solution in arranging the layout of goods based on customer behavior. Therefore, this research proposes a data mining technique with the FP-Growth algorithm to find association rules between categories of goods. The implementation results with a minimum support value of 15% and confidence of 50% get 7 association rules, but only 6 are proven valid. The valid association rules are then proposed to be placed close together so that it can make it easier for buyers to find the desired items. In addition, items with the consumption category are dominant as consequents, which can be found in the four association rules. This indicates that items with consumption categories have great appeal and are an important part of customers' shopping behavior and habits.

Keywords: market basket analysis, association, *FP-growth*, jumbo mart, goods layout.

1 Pendahuluan

Saat ini, industri ritel telah mengalami transformasi yang signifikan dengan pemanfaatan teknologi digital dan big data. Transformasi ini memberikan banyak peluang, seperti menjangkau pasar yang lebih luas, meningkatkan potensi penjualan, dan meningkatkan efisiensi operasional. Secara umum, industri ritel memiliki fokus bisnis pada penjualan produk harian kepada konsumen akhir [1]. Dengan peran strategis tersebut, industri ini mampu memberikan potensi keuntungan yang besar, sehingga banyak pelaku bisnis tertarik dan menjalani sektor ini.

Jumbo Mart adalah salah satu bisnis retail di Pekanbaru yang telah memenuhi kebutuhan dan keinginan pelanggan yang dinamis hingga saat ini. Jumbo Mart mampu menghasilkan sekitar 4.000 transaksi/bulan atau kurang lebih 130 transaksi perhari. Supermarket ini menjual berbagai item, mulai dari barang harian, kebutuhan rumah tangga, buah, sayur, dan lainnya [2]. Rata-rata item yang terjual (sekitar 70%) di Jumbo Mart adalah kategori makanan dan minuman. Meskipun memiliki *traffict* yang cukup tinggi, persaingan yang semakin ketat karena banyaknya bisnis retail serupa di sekitar lokasi membuat Jumbo Mart perlu memiliki keunggulan kompetitif untuk dapat bersaing.

Pengalaman berbelanja menjadi prioritas utama yang perlu diperhatikan demi mencapai keunggulan kompetitif. Dengan meningkatkan pengalaman berbelanja, pelanggan akan merasa puas dan nyaman sehingga mendorong mereka untuk berbelanja kembali. Salah satu faktor penting dalam meningkatkan pengalaman belanja khususnya pada bisnis retail adalah dengan menentukan tata letak barang secara tepat dan optimal [1]. Tata letak barang yang strategis dapat membantu pelanggan menemukan produk dengan lebih mudah dan menciptakan suasana berbelanja yang nyaman, sehingga dapat meningkatkan loyalitas pelanggan.

Berdasarkan hasil observasi dan wawancara dengan pengelola Jumbo Mart, penetapan tata letak barang saat ini masih belum optimal. Banyaknya produk dan variasi item yang dijual (sekitar 6 ribu jenis item) menjadi salah satu alasan. Keadaan ini membuat pelanggan memerlukan waktu lebih lama dan bahkan sering bertanya kepada staff untuk menemukan suatu barang. Ini membuktikan bahwa tata letak barang di Jumbo Mart masih belum efektif. Padahal, dengan penataan yang tepat dan strategis tidak hanya memudahkan pelanggan, tetapi juga dapat meningkatkan keputusan pelanggan untuk membeli barang diluar dari yang direncanakan sehingga dapat meningkatkan volume penjualan [3].

Pendekatan yang efektif dalam menyusun tata letak barang adalah dengan mempertimbangkan kebiasaan dan perilaku pelanggan [1], [4]. Dalam konteks ini, kombinasi antar item yang sering dibeli bersamaan oleh pelanggan dapat ditempatkan secara berdekatan sesuai dengan kelompok kategorinya sehingga memudahkan pelanggan dalam mencari produk yang diinginkan [5]. Analisis data riwayat transaksi pelanggan periode sebelumnya dapat membantu mengetahui pola dan perilaku pelanggan. Namun, hingga saat ini pihak Jumbo Mart belum memanfaatkan riwayat transaksi tersebut untuk dianalisis lebih lanjut dan hanya menyimpannya sebagai arsip laporan bulanan. Oleh karena itu, analisis dan pengolahan data riwayat transaksi Jumbo Mart diperlukan.

Untuk melakukan analisis riwayat transaksi pelanggan dalam skala besar, diperlukan teknik yang efektif untuk menghasilkan pengetahuan yang unik dan bernilai. *Data mining* telah terbukti secara luas dapat menjadi solusi untuk menangani hal tersebut [6]. *Data mining* adalah proses menemukan hubungan, korelasi, pola, dan tren yang tersembunyi pada data berskala besar [7]. *Association rule mining* (ARM) adalah metode data mining yang dapat digunakan untuk menemukan aturan asosiasi dari pola tersembunyi antar item pada data [8]–[10]. Salah satu algoritma ARM yang populer adalah *FP-Growth* yang merupakan pengembangan dari algoritma *Apriori* yang lebih efisien dan skalabel, terutama untuk menangani dataset yang besar [7], [11].

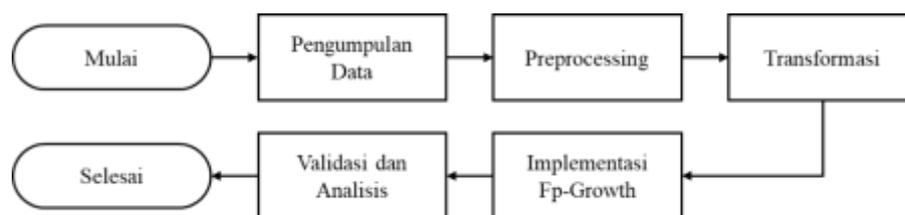
Berdasarkan penjelasan tersebut, penelitian ini melakukan analisis data transaksi pelanggan untuk menentukan tata letak barang yang efektif dan optimal menggunakan algoritma *FP-Growth*. Tujuan dari penelitian ini adalah membantu dan memberikan solusi bagi swalayan Jumbo Mart dalam menyelesaikan masalah tata letak barang yang belum menemukan tempat terbaiknya. Teknik data mining dengan algoritma *FP-Growth* diusulkan karena terbukti efektif menyelesaikan permasalahan serupa. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi bahan pertimbangan khususnya bagi swalayan Jumbo Mart dalam menyelesaikan permasalahan tata letak barang. Selain itu, hasil penelitian ini juga berkontribusi sebagai acuan bagi penelitian selanjutnya dengan topik dan permasalahan yang sama.

2 Tinjauan Literatur

Terdapat beberapa penelitian terdahulu yang telah menggunakan algoritma *FP-Growth* untuk menyelesaikan masalah tentang tata letak barang. Penelitian yang dilakukan oleh [4] melakukan penentuan tata letak barang di Toko Doa Bunda dengan nilai *support* 2% dan *confidence* 15% menghasilkan rekomendasi baju kaos pria ditempatkan berdekatan dengan celana pendek pria. Penelitian selanjutnya dilakukan oleh [12] melakukan penentuan tata letak barang di Toko Gono dengan nilai *support* 30% dan *confidence* 50% menghasilkan 10 aturan asosiasi. Penelitian lainnya dilakukan oleh [6] melakukan penentuan tata letak barang di Toko ATK dengan nilai *support* 5% menghasilkan 8 aturan asosiasi dengan 3 diantaranya memiliki *confidence* diatas 50%.

3 Metode Penelitian

Secara garis besar, hampir seluruh tahapan utama pada penelitian ini dilakukan menggunakan *tools* Google Colaboratory dengan bahasa pemrograman Python. Seluruh tahapan tersebut disajikan secara visual melalui diagram alir, mulai dari pengumpulan data hingga tahap analisis dan hasil yang dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Metodologi penelitian

3.1 Data Mining

Data mining adalah suatu proses menemukan hubungan, korelasi, pola, dan tren yang tersembunyi pada data berskala besar [7]. Proses ini melibatkan penggunaan berbagai teknologi pengenalan pola, termasuk teknik statistik dan matematika, untuk menganalisis dan mengolah data [13], [14]. Tujuan dari data mining adalah mengolah dan menganalisis data dalam skala besar untuk memperoleh informasi sehingga menghasilkan pengetahuan untuk membantu mengambil keputusan berdasarkan data [15], [16].

3.2 Pengumpulan Data

Terdapat dua jenis data yang dikumpulkan pada penelitian ini, yaitu data primer dan sekunder. Data primer diperoleh melalui observasi dan wawancara dengan pihak Jumbo Mart. Sementara itu, data sekunder diperoleh dengan mengakses data historis transaksi pelanggan Jumbo Mart dalam kurun waktu 6 bulan terakhir, mulai dari 1 Juli 2023 hingga 31 Desember 2023. Data tersebut terdiri dari 250 ribu *record* yang memuat sekitar 60 ribu transaksi.

3.3 Pre-processing

Pada tahapan ini, data akan diseleksi berdasarkan fitur (kolom) yang relevan. Fitur yang digunakan untuk dianalisis yaitu *Id_Transaksi* dan *Kategori_Barang*, sementara itu kolom lainnya akan dikecualikan. Fitur tersebut dipilih karena permasalahan yang akan diselesaikan pada penelitian ini adalah tentang tata letak barang, sehingga informasi tentang pola pembelian berdasarkan kategori barang lebih penting dan relevan untuk dianalisis. Kemudian, kategori barang yang duplikat (sama dalam satu transaksi) akan dihapus untuk menghindari terjadinya bias saat analisis.

3.4 Transformasi Data

Transformasi data merupakan teknik untuk mengubah format data menjadi format yang dapat diproses oleh algoritma [4], [17]. Pada algoritma *FP-Growth*, dataset perlu diubah menjadi format Tabel *boolean*, dengan *TRUE* (1) menunjukkan adanya transaksi pada item tertentu dan *FALSE* (0) menunjukkan tidak adanya transaksi [4], [18]. Proses transformasi ini dilakukan menggunakan *library* dari *mlxtend* pada bahasa pemrograman *Python*.

3.5 Association Rule Mining (ARM)

Association rule mining (ARM) adalah metode dari *data mining* yang digunakan untuk menemukan aturan asosiasi dari pola tersembunyi antara item-item pada data [8]–[10]. Analisis asosiasi terbagi menjadi dua tahap, yaitu mencari kombinasi item yang memenuhi syarat *minimum*

support dan pembentukan aturan yang memenuhi syarat kuatnya hubungan asosiasi berdasarkan *minimum confidence* [19], [20]. Aturan asosiasi yang dihasilkan berupa “jika-maka” (if-then) dengan istilah *antedecedent* mewakili “jika” dan *consequent* mewakili “maka” [5]. Untuk menghitung nilai *support* dan *confidence*, dapat menggunakan persamaan berikut.

$$\text{Support}(A) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung Item } A}{\text{Total Transaksi}} \quad (1)$$

$$\text{Support}(A, B) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung Item } A \cap B}{\text{Total Transaksi}} \quad (2)$$

$$\text{Confidence}(A \rightarrow B) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung Item } A \cap B}{\text{Jumlah Transaksi Mengandung Item } A} \quad (3)$$

3.6 Implementasi FP-Growth

FP-Growth merupakan salah satu algoritma ARM yang populer untuk menemukan pola unik dalam dataset [21]. Algoritma ini merupakan pengembangan dari algoritma *Apriori* yang lebih efisien dan skalabel, terutama untuk menangani dataset yang besar [7], [11]. Penentuan frequent itemset pada *FP-Growth* dilakukan dengan membuat struktur data berupa pohon atau disebut *FP-Tree* [22]. Algoritma ini memiliki tiga proses utama yaitu pembangkitan *conditional pattern base*, kemudian pembangkitan *conditional fp-tree*, dan terakhir pencarian *frequent itemset* [16].

Pada tahapan ini, algoritma *FP-Growth* akan mencari pola unik pada data yang diproses. Implementasi algoritma dilakukan juga menggunakan *library* dari *mlxtend*, sama seperti pada transformasi data. Proses terpenting dari tahapan ini adalah menentukan *minimum support* dan *minimum confidence* [20]. Umumnya, nilai yang lebih rendah akan menghasilkan lebih banyak pola, tetapi kurang reliabel. Sebaliknya, nilai yang lebih tinggi akan menghasilkan lebih sedikit pola, tetapi pola yang dihasilkan lebih reliabel.

3.7 Validasi dan Analisis

Aturan asosiasi yang dihasilkan perlu diuji lebih lanjut untuk memastikan apakah benar-benar valid. *Lift ratio* dapat digunakan untuk menguji validitas dan kekuatan dari aturan asosiasi [9]. Jika nilai *lift ratio* yang dihasilkan lebih dari 1, maka aturan tersebut dapat dikatakan valid dan menunjukkan hubungan asosiasi yang kuat [8], [23]. Aturan asosiasi yang valid akan dianalisis lebih lanjut untuk menentukan strategi penentuan tata letak barang supermarket Jumbo Mart yang tepat dan efektif sesuai perilaku pelanggan. Untuk menghitung nilai *lift ratio* dapat menggunakan persamaan berikut.

$$\text{Lift Ratio}(A, B) = \frac{\text{Confidence}(A, B)}{BC(A, B)} \quad (4)$$

$$BC(A, B) = \frac{N_c}{N} \quad (5)$$

4 Hasil dan Pembahasan

Dataset yang digunakan untuk dianalisis adalah data riwayat transaksi pelanggan Jumbo Mart dalam kurun waktu 6 bulan terakhir, mulai dari 1 Juli hingga 31 Desember 2023. Data tersebut terdiri dari 250 ribu *record* yang memuat sekitar 60 ribu transaksi. Sampel dari hasil pengumpulan data ini dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Data awal

No	Id_Transaksi	Tanggal	Id_Barang	...	Kategori	QTY
1	2764401560	01/06/2023	10322	...	Minuman	1
2	2836101560	01/06/2023	927832	...	Mie	1
3	2836101560	01/06/2023	927357	...	Mie	2
4	2836101560	01/06/2023	921895	...	Mie	1
...
256327	4190403690	28/12/2023	11166	...	Minuman	1

Data tersebut kemudian dipreprocessing yang terdiri dari beberapa proses. Pertama adalah melakukan pengecekan nilai yang hilang. Selanjutnya adalah memilih fitur yang relevan untuk dianalisis sesuai konteks permasalahan sehingga hanya mengambil fitur “Id_Transaksi” dan “Kategori”. Terakhir adalah menghapus duplikasi kategori barang yang sama dalam satu transaksi untuk menghindari terjadinya bias saat analisis. Terdapat sekitar 45 kategori barang pada data transaksi Jumbo Mart dalam rentang waktu periode analisis. Hasil dari tahapan ini membuat terjadinya perubahan *record* data, yang walnya berjumlah 256327 menjadi 170637 *record*. Data yang telah melalui tahapan preprocessing dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil preprocessing data

No	Id_Transaksi	Kategori
1	2764401560	Minuman
2	2836101560	Mie
3	2836101560	Mie
4	2836101560	Mie
...
170637	4190403690	Minuman

Sebelum mengimplementasikan algoritma FP-Growth, data perlu ditransformasi terlebih dahulu agar sesuai dengan format yang dapat diproses algoritma. Proses transformasi dilakukan dengan mengelompokkan item pembelian sesuai dengan transaksinya dan mengubahnya menjadi Tabel *boolean*. Hasil transformasi membuat struktur data berubah menjadi 22736 baris dan 45 kolom. Baris merepresentasikan transaksi pelanggan, sementara itu kolom merepresentasikan seluruh kategori barang. Nilai “TRUE” menunjukkan bahwa adanya pembelian pada kategori barang tersebut pada suatu transaksi sementara nilai “FALSE” adalah sebaliknya. Data yang telah melalui tahap transformasi dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil preprocessing data

No	Alat Cukur	ATK	Bahan Pokok	Baterai	...	Wardah
1	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	...	FALSE
2	FALSE	FALSE	TRUE	FALSE	...	FALSE
3	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	...	FALSE
4	FALSE	FALSE	TRUE	FALSE	...	FALSE
...
22736	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	...	FALSE

Pada tahap implementasi algoritma *FP-Growth*, perlu untuk menentukan nilai *minimum support* dan *confidence* untuk mendapatkan aturan asosiasi yang memenuhi syarat. Pada penelitian ini, nilai *minimum support* dan *confidence* dipilih berdasarkan proses pengujian untuk menghasilkan aturan asosiasi yang tepat dan reliable. Adapun nilai *minimum support* yang diuji yaitu 10%, 15% dan 20%. Sedangkan nilai *minimum confidence* yang diuji yaitu 40% dan 50%. Selain itu, aturan asosiasi yang dihasilkan dari pengujian ini juga akan divalidasi menggunakan *lift ratio*. Aturan asosiasi menghasilkan *lift ratio* lebih dari satu (>1) menunjukkan adanya hubungan asosiasi yang kuat antar item dan dianggap valid. Secara lengkap, penelitian ini melampirkan aturan yang dihasilkan dari pengujian nilai *support* dan *confidence* pada Tabel 4, 5, 6, 7, 8 dan 9.

Aturan asosiasi dengan *support* 10% dan *confidence* 40% menghasilkan 3 aturan asosiasi yang tidak valid. Aturan tersebut adalah “jika Mie, maka Konsumsi” dengan nilai *lift ratio* 0.9742, kemudian “jika Cuci & Pewangi, maka Konsumsi” dengan nilai *lift ratio* 0.9512, dan “jika Sabun & Shampo, maka Konsumsi” dengan nilai *lift ratio* 0.9299. Tidak hanya itu, beberapa aturan asosiasi yang dihasilkan juga dianggap tidak reliable karena terjadi pengulangan item dan hanya bertukar kondisi, dari *antecedents* menjadi *consequents* dan sebaliknya. Hal tersebut dapat dilihat pada item dengan kategori Minuman dengan Snack, Mie dengan Bumbu Dapur, Snack dengan Konsumsi, Cuci & Pewangi dengan Sabun & Shampo, dan Snack dengan Roti. Berdasarkan hal tersebut maka aturan

asosiasi yang dihasilkan dengan *support* 10% dan *confidence* 40% tidak dapat digunakan. Aturan asosiasi ini dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Aturan asosiasi dengan support 10% dan confidence 40%

No.	Antecedents	Consequents	Support	Confidence	Lift Ratio
1.	Minuman	Konsumsi	0,1954	0,5746	1,0924
2.	Minuman	Snack	0,1662	0,4887	1,3161
3.	Snack	Minuman	0,1662	0,4475	1,3161
4.	Tisu	Konsumsi	0,1159	0,5440	1,0341
5.	Tisu	Sabun & Shampo	0,1024	0,4808	1,2752
6.	Bumbu Dapur	Konsumsi	0,1519	0,5728	1,0889
7.	Bumbu Dapur	Sabun & Shampo	0,1073	0,4045	1,0728
8.	Bumbu Dapur	Bahan Pokok	0,1093	0,4119	1,5994
9.	Bahan Pokok	Bumbu Dapur	0,1093	0,4242	1,5994
10.	Bahan Pokok	Konsumsi	0,1394	0,5412	1,0287
11.	Bahan Pokok	Sabun & Shampo	0,1161	0,4506	1,1953
12.	Bahan Pokok	Cuci & Pewangi	0,1143	0,4436	1,4740
13.	Mie	Bumbu dapur	0,1149	0,4750	1,7910
14.	Bumbu dapur	Mie	0,1149	0,4332	1,7910
15.	Mie	Konsumsi	0,1239	0,5125	0,9742
16.	Mie	Snack	0,1023	0,4230	1,1391
17.	Snack	Konsumsi	0,2131	0,5737	1,0907
18.	Konsumsi	Snack	0,2131	0,4050	1,0907
19.	Cuci & Pewangi	Konsumsi	0,1506	0,5004	0,9512
20.	Cuci & Pewangi	Sabun & Shampo	0,1666	0,5536	1,4682
21.	Sabun & Phampo	Cuci & Pewangi	0,1666	0,4419	1,4682
22.	Sabun & Shampo	Konsumsi	0,1844	0,4892	0,9299
23.	Pembersih Dapur & Kamar Mandi	Cuci & Pewangi	0,1004	0,6080	2,0202
24.	Roti	Konsumsi	0,1807	0,5597	1,0641
25.	Roti	Minuman	0,1309	0,4056	1,1931
26.	Snack	Roti	0,1780	0,4792	1,4846
27.	Roti	Snack	0,1780	0,5513	1,4846
28.	Snack, Roti	Konsumsi	0,1042	0,5855	1,1131
29.	Snack, Konsumsi	Roti	0,1042	0,4891	1,5151
20.	Roti, Konsumsi	Snack	0,1042	0,5767	1,5529
31.	Susu	Konsumsi	0,1013	0,5777	1,0983
32.	Pasta Gigi	Sabun & Shampo	0,1213	0,7105	1,8844

Selanjutnya, aturan asosiasi dengan *support* 10% dan *confidence* 50% menghasilkan 2 aturan asosiasi yang tidak valid. Aturan tersebut adalah “jika Mie, maka Konsumsi” dengan nilai lift ratio 0.9742 dan “jika Cuci & Pewangi, maka Konsumsi” dengan nilai *lift ratio* 0.9512. Hasil yang didapatkan juga lebih baik dibandingkan sebelumnya. Hal tersebut dapat dilihat pada kategori item yang tidak ada terjadi pengulangan. Berdasarkan hal tersebut maka aturan asosiasi yang dihasilkan dengan *support* 10% dan *confidence* 40% dapat digunakan, namun masih belum cukup diandalkan. Hal ini disebabkan oleh nilai *support* yang ditetapkan masih tergolong rendah dan hanya mewakili pola dan kebiasaan dari sedikit pelanggan sehingga perlu dibandingkan dengan nilai *support* yang lebih tinggi. Aturan asosiasi ini dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Aturan asosiasi dengan support 10% dan confidence 50%

No.	Antecedents	Consequents	Support	Confidence	Lift Ratio
1.	Minuman	Konsumsi	0,1954	0,5746	1,0924
2.	Tisu	Konsumsi	0,1159	0,5440	1,0341
3.	Bumbu Dapur	Konsumsi	0,1519	0,5728	1,0889
4.	Bahan Pokok	Konsumsi	0,1394	0,5412	1,0287
5.	Mie	Konsumsi	0,1239	0,5125	0,9742
6.	Snack	Konsumsi	0,2131	0,5737	1,0907
7.	Cuci & Pewangi	Konsumsi	0,1506	0,5004	0,9512
8.	Cuci & Pewangi	Sabun & Shampo	0,1666	0,5536	1,4682
9.	Pembersih Dapur & Kamar Mandi	Cuci & Pewangi	0,1004	0,6080	2,0202
10.	Roti	Konsumsi	0,1807	0,5597	1,0641
11.	Roti	Snack	0,1780	0,5513	1,4846
12.	Snack, Roti	Konsumsi	0,1042	0,5855	1,1131
13.	Roti, Konsumsi	Snack	0,1042	0,5767	1,5529
14.	Susu	Konsumsi	0,1013	0,5777	1,0983
15.	Pasta Gigi	Sabun & Shampo	0,1213	0,7105	1,8844

Pada tahap berikutnya, aturan asosiasi dengan *support* 15% dan *confidence* 40% menghasilkan 2 aturan asosiasi yang tidak valid. Aturan tersebut adalah “jika Cuci & Pewangi, maka Konsumsi” dengan nilai *lift ratio* 0.9512 dan “jika Sabun & Shampo, maka Konsumsi” dengan nilai *lift ratio* 0.9299. Hasil ini memiliki jumlah aturan tidak valid yang sama dengan sebelumnya. Namun, terdapat aturan asosiasi yang tidak reliable karena terjadi pengulangan item, yaitu Snack dengan Konsumsi. Berdasarkan hal tersebut maka aturan asosiasi yang dihasilkan dengan *support* 15% dan *confidence* 40% masih belum dapat digunakan. Hal ini dikarenakan meski nilai *support* yang ditetapkan sudah cukup tinggi, namun masih terdapat aturan asosiasi yang kurang reliable. Aturan asosiasi ini dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Aturan asosiasi dengan support 15% dan confidence 40%

No.	Antecedents	Consequents	Support	Confidence	Lift Ratio
1.	Minuman	Konsumsi	0,1954	0,5746	1,0924
2.	Minuman	Snack	0,1662	0,4887	1,3161
3.	Snack	Minuman	0,1662	0,4475	1,3161
4.	Bumbu Dapur	Konsumsi	0,1519	0,5728	1,0889
5.	Snack	Konsumsi	0,2131	0,5737	1,0907
6.	Konsumsi	Snack	0,2131	0,4050	1,0907
7.	Cuci & Pewangi	Konsumsi	0,1506	0,5004	0,9512
8.	Cuci & Pewangi	Sabun & Shampo	0,1666	0,5536	1,4682
9.	Sabun & Shampo	Cuci dan Pewangi	0,1666	0,4419	1,4682
10.	Sabun & Shampo	Konsumsi	0,1844	0,4892	0,9299
11.	Roti	Konsumsi	0,1807	0,5597	1,0641
12.	Snack	Roti	0,1780	0,4792	1,4846
13.	Roti	Snack	0,1780	0,5513	1,4846

Kemudian, aturan asosiasi dengan *support* 15% dan *confidence* 50% menghasilkan 1 aturan asosiasi yang tidak valid. Aturan tersebut adalah “jika Cuci & Pewangi, maka Konsumsi” dengan nilai *lift ratio* 0.9512. Hasil ini memiliki jumlah aturan tidak valid yang lebih sedikit dan lebih baik daripada sebelumnya. Hal tersebut dapat dilihat pada kategori item yang tidak ada terjadi pengulangan. Dengan begitu maka aturan asosiasi yang dihasilkan dengan *support* 15% dan *confidence* 50% dapat digunakan dan diandalkan. Alasannya adalah nilai *support* yang ditetapkan sudah cukup tinggi, dan aturan asosiasi yang dihasilkan sudah reliable. Aturan asosiasi ini dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Aturan asosiasi dengan support 15% dan confidence 50%

No.	Antecedents	Consequents	Support	Confidence	Lift Ratio
1.	Minuman	Konsumsi	19,54%	57,46%	1,0924
2.	Bumbu Dapur	Konsumsi	15,19%	57,28%	1,0889
3.	Snack	Konsumsi	21,31%	57,37%	1,0907
4.	Cuci & Pewangi	Konsumsi	15,06%	50,04%	0,9512
5.	Cuci & Pewangi	Sabun & Shampo	16,66%	55,36%	1,4682
6.	Roti	Konsumsi	18,07%	55,97%	1,0641
7.	Roti	Snack	17,80%	55,13%	1,4846

Selanjutnya, aturan asosiasi dengan *support* 20% dan *confidence* 40% menghasilkan seluruh aturan asosiasi yang valid. Meskipun begitu, ternyata aturan tersebut tidak reliable karena terjadi pengulangan pada kategori item. Dengan begitu, maka aturan asosiasi yang dihasilkan dengan *support* 20% dan *confidence* 50% dapat digunakan namun kurang dapat diandalkan. Meskipun nilai *support* yang ditetapkan sudah cukup tinggi, namun aturan asosiasi yang dihasilkan sangat sedikit dan kurang reliable. Aturan asosiasi ini dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8. Aturan asosiasi dengan support 20% dan confidence 40%

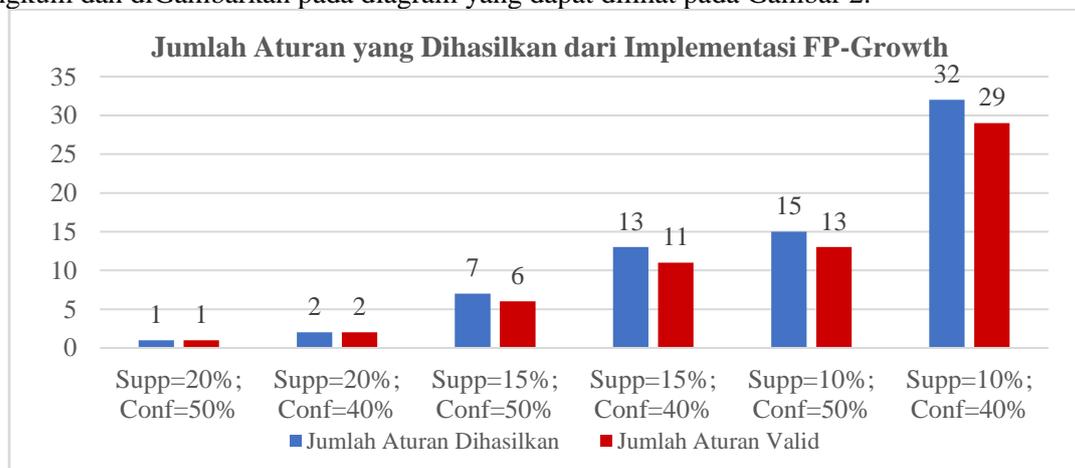
No.	Antecedents	Consequents	Support	Confidence	Lift Ratio
1.	Snack	Konsumsi	0,2131	0,5737	1,0907
2.	Konsumsi	Snack	0,2131	0,4050	1,0907

Terakhir, aturan asosiasi dengan *support* 20% dan *confidence* 50% menghasilkan seluruh aturan asosiasi yang valid dan reliable. Meskipun hasil yang didapatkan sudah bagus dengan nilai *support* cukup tinggi, namun aturan asosiasi yang dihasilkan sangat sedikit yaitu hanya 1 aturan asosiasi. Dengan begitu, maka aturan asosiasi yang dihasilkan dengan *support* 20% dan *confidence* 50% dapat digunakan dan diandalkan namun kurang variatif terutama untuk kasus ini. Aturan asosiasi ini dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 9. Aturan asosiasi dengan support 20% dan confidence 50%

No.	Antecedents	Consequents	Support	Confidence	Lift Ratio
1.	Snack	Konsumsi	0,2131	0,5737	1,0907

Berdasarkan hasil dari seluruh pengujian tersebut, terlihat bahwa nilai *support* dan *confidence* yang tinggi menghasilkan aturan yang lebih sedikit namun reliable. Sementara itu pada nilai *support* dan *confidence* yang lebih rendah mendapatkan aturan asosiasi yang lebih banyak dan kurang reliable. Terbukti bahwa meskipun pada *support* dan *confidence* yang tinggi hanya menghasilkan 1 aturan, namun aturan yang dihasilkan seluruhnya valid dan reliable atau tidak memiliki pola berulang. Sementara itu, pada *support* dan *confidence* yang lebih rendah menghasilkan 32 aturan asosiasi tetapi hanya 29 diantaranya yang terbukti valid. Jumlah aturan secara keseluruhan dan aturan valid dirangkum dan digambarkan pada diagram yang dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Jumlah aturan yang dihasilkan berdasarkan uji support dan confidence

Seluruh hasil pengujian tersebut memberikan Gambaran bagaimana pola perilaku dan kebiasaan pelanggan dalam melakukan pembelian di Jumbo Mart. Nilai support yang tinggi mewakili mayoritas pelanggan, sementara nilai confidence yang tinggi mewakili tingkat kepastian yang tinggi bahwa pola pembelian tersebut konsisten dan andal. Untuk itu, pada penelitian ini lebih memilih aturan pada parameter *support* 15% dan *confidence* 50% dengan berbagai pertimbangan, yaitu memiliki keseimbangan terbaik antara menghasilkan sejumlah aturan yang cukup untuk mendapatkan wawasan yang berguna dan memastikan aturan tersebut cukup variatif dan valid. Nilai *support* sebesar 15% sudah cukup tinggi untuk memastikan aturan yang ditemukan relevan dan representatif dari pola pembelian yang umum di kalangan pelanggan. Sementara keandalan aturan valid yang dihasilkan cukup tinggi (6 dari 7), sehingga mampu memberikan keyakinan bahwa aturan tersebut dapat diandalkan untuk pengambilan keputusan bisnis. Aturan asosiasi yang akan digunakan sebagai rekomendasi dapat dilihat pada Tabel 10.

Tabel 10. Aturan asosiasi yang digunakan (support 15% dan confidence 50%)

No	Antecedents	Consequents	Support	Confidence	Lift Ratio
1.	Minuman	Konsumsi	19,54%	57,46%	1,0924
2.	Bumbu Dapur	Konsumsi	15,19%	57,28%	1,0889
3.	Snack	Konsumsi	21,31%	57,37%	1,0907
4.	Cuci & Pewangi	Sabun & Shampo	16,66%	55,36%	1,4682
5.	Roti	Konsumsi	18,07%	55,97%	1,0641
6.	Roti	Snack	17,80%	55,13%	1,4846

Berdasarkan Tabel tersebut, terdapat 6 aturan valid (memiliki *lift ratio* diatas satu) yang dapat digunakan sebagai rekomendasi tata letak barang yang efektif dan sesuai dengan pola perilaku dan kebiasaan pelanggan. Dengan begitu penelitian ini mengusulkan:

- 1) Minuman → Konsumsi (*confidence* 57.46%): Jumbo Mart disarankan untuk menempatkan rak produk minuman berdekatan dengan rak produk konsumsi.
- 2) Bumbu Dapur → Konsumsi (*confidence* 57.28%): Jumbo Mart disarankan untuk menempatkan rak bumbu dapur berdekatan dengan rak konsumsi.
- 3) Snack → Konsumsi (*confidence* 57.37%): Jumbo Mart disarankan untuk menempatkan rak snack berdekatan dengan rak konsumsi.
- 4) Cuci & Pewangi → Sabun & Shampo (*confidence* 55.36%): Jumbo Mart disarankan untuk menempatkan rak cuci & pewangi dengan rak sabun & shampo.
- 5) Roti → Konsumsi (*confidence* 55.97%): Jumbo Mart disarankan untuk menempatkan rak roti berdekatan dengan rak konsumsi.
- 6) Roti → Snack (*confidence* 55.13%): Jumbo Mart disarankan untuk menempatkan rak roti berdekatan dengan rak snack.

Dengan menempatkan kategori produk tersebut secara berdekatan diharapkan dapat menjadi langkah strategis bagi Jumbo Mart untuk membantu dan memudahkan pembeli dalam menemukan barang sesuai dengan pola perilaku dan kebiasaannya. Produk-produk yang memiliki tingkat penjualan tinggi dari masing-masing kategori juga dapat diberikan penempatan yang lebih menonjol untuk menarik perhatian pelanggan sehingga dapat meningkatkan volume penjualan.

Perlu diperhatikan bahwa item dengan kategori konsumsi dominan menjadi consequents yang dapat ditemukan pada 4 aturan asosiasi. Pola ini menunjukkan bawa pelanggan memiliki kebiasaan yaitu saat membeli barang-barang tertentu, mereka juga cenderung membeli produk dengan kategori konsumsi. Dominasi produk konsumsi sebagai consequents mengindikasikan bahwa barang-barang dengan kategori ini memiliki daya tarik yang besar dan merupakan bagian penting dari kebiasaan belanja pelanggan.

5 Kesimpulan

Berdasarkan hasil implementasi algoritma *FP-Growth* dengan *minimum support* 15% dan *confidence* 50%, dapat disimpulkan bawa terdapat 7 aturan asosiasi yang dihasilkan namun hanya 6 yang valid karena memiliki *lift ratio* lebih dari satu. Aturan asosiasi yang valid tersebut kemudian

diusulkan untuk ditempatkan secara berdekatan. Dengan menempatkan kategori produk tersebut secara berdekatan diharapkan dapat membantu dan memudahkan pembeli dalam menemukan barang yang diinginkan. Selain itu, item dengan kategori konsumsi dominan menjadi *consequents* yang dapat ditemukan pada 4 aturan asosiasi. Ini mengindikasikan bahwa barang-barang dengan kategori konsumsi memiliki daya tarik yang besar dan merupakan bagian penting dari perilaku dan kebiasaan belanja pelanggan.

Referensi

- [1] N. S. Faizaty, B. W. Septiani, A. H. Zahran, Fitriyani, and A. De Alvaroziq, "Perancangan Ulang Tata Letak Pada Toko Ritel Mitra Hotel," *Jurnal Ilmiah Ekonomi dan Manajemen*, vol. 2, no. 6, pp. 303–310, 2024, doi: 10.61722/jiem.v2i6.1440.
- [2] U. Khasanah, Y. Kusumawaty, and Eliza, "The Influence of Marketing Mix on Consumer Behavior on Vegetable Purchases at Jumbo Mart Delima Modern Market Inhandsome Sub-District of Pekanbaru City," *Jurnal Ilmiah Sosio Ekonomika Bisnis*, vol. 26, no. 01, pp. 33–39, 2023.
- [3] S. Yakub, A. Fitri Boy, I. Mariami, and B. Widjanarko, "Penerapan Data Mining Pengaturan Pola Tata Letak Barang pada Berkah Swalayan Untuk Strategi Penjualan Menggunakan Algoritma Apriori," *Jurnal Teknologi Sistem Informasi dan Sistem Komputer TGD*, vol. 69, no. 1, pp. 69–75, 2019, doi: 10.53513/jsk.v2i1.91.
- [4] E. Munanda and S. Monalisa, "Penerapan Algoritma *Fp-Growth* Pada Data Transaksi Penjualan untuk Penentuan Tataletak Barang," *Jurnal Ilmiah Rekayasa dan Manajemen Sistem Informasi*, vol. 7, no. 2, pp. 173–184, 2021.
- [5] F. Mardianti and R. Fauzi, "Algoritma Apriori Dalam Menentukan Pola Konsumen Terhadap Tata Letak Barang," *Jurnal Comasie*, vol. 6, no. 2, pp. 40–51, 2021.
- [6] M. Y. Ardianto, S. Adinugroho, and Indriati, "Penentuan Tata Letak Produk menggunakan Algoritma *FP-Growth* pada Toko ATK," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 5, no. 9, pp. 3826–3832, 2021, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>.
- [7] I. Juwita and I. Ali, "Penerapan Pola Penjualan Dengan menggunakan Metode Algoritma Asosiasi *FP-Growth* Bertujuan untuk Meningkatkan Penjualan Kopi Di Point Coffee," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 2, pp. 1600–1607, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i2.9025.
- [8] O. Pratama and J. Haerul Jaman, "Penerapan Data Mining menggunakan Algoritma Apriori untuk Mengetahui Kebiasaan Konsumen dan Prediksi Stok Produk," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 7, no. 3, pp. 1837–1844, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i3.7016.
- [9] A. Anggrawan, M. Mayadi, and C. Satria, "Menentukan Akurasi Tata Letak Barang dengan menggunakan Algoritma Apriori dan Algoritma *FP-Growth*," *MATRIK: Jurnal Manajemen, Teknik Informatika dan Rekayasa Komputer*, vol. 21, no. 1, pp. 125–138, 2021, doi: 10.30812/matrik.v21i1.1260.
- [10] S. Herdyansyah, E. H. Hermaliani, L. Kurniawati, and S. R. Sri Rahayu, "Analisa Metode *Association Rule* menggunakan Algoritma *FP-Growth* Terhadap Data Penjualan (Study Kasus Toko Berkah)," *Jurnal Khatulistiwa Informatika*, vol. 8, no. 2, pp. 127–133, 2020, doi: 10.31294/jki.v8i2.9277.
- [11] D. Wicaksono, M. I. Jambak, and D. M. Saputra, "The Comparison of Apriori Algorithm with Preprocessing and *FP-Growth* Algorithm for Finding Frequent Data Pattern in Association Rule," in *Sriwijaya International Conference on Information Technology and Its Applications (SICONIAN)*, 2020, vol. 172, pp. 315–319, doi: 10.2991/aisr.k.200424.047.
- [12] A. Padillah, H. Satria Tambunan, R. A. Nasution, and G. Artikel, "Penerapan Algoritma *FP-Growth* dalam Menganalisa Pola dan Tata Letak Bahan Makanan," *JOMLAI: Journal of Machine Learning and Artificial Intelligence*, vol. 1, no. 4, pp. 2828–9099, 2022, doi: 10.55123/jomlai.v1i4.1673.
- [13] P. Edastama, A. S. Bist, and A. Prambudi, "Implementation Of Data Mining On Glasses Sales using the Apriori Algorithm," *International Journal of Cyber and IT Service Management*, vol. 1, no. 2, pp. 159–172, 2021, doi: 10.34306/ijcitsm.v1i2.46.
- [14] J. Yang et al., "Brief introduction of medical database and data mining technology in big data

- era,” *WILEY*, no. August 2019, pp. 1–13, 2020, doi: 10.1111/jebm.12373.
- [15] E.-H. A. Rady and A. S. Anwar, “Prediction of Kidney Disease Stages using Data Mining Algorithms,” *Informatics In Medicine Unlocked*, vol. 15, p. 100178, 2019, doi: 10.1016/j.imu.2019.100178.
- [16] R. Fauzi, A. W. Aranski, N. Nopriadi, and E. Hutabri, “Implementasi Data Mining Pada Penjualan Pakaian dengan Algoritma FP-Growth,” *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, vol. 10, no. 2, p. 436, 2023, doi: 10.30865/jurikom.v10i2.5795.
- [17] S. P. Pratama, “Analisis Data Mining Assosiasi *FP-Growth* pada Penjualan Produk di Toko Ritel Agung,” *Jurnal Tekinkom (Teknik Informasi dan Komputer)*, vol. 6, no. 1, pp. 63–71, 2023, doi: 10.37600/tekinkom.v6i1.744.
- [18] R. Lorentiana Wijayanti, R. Kurniawan, M. Mulyawan, R. Herdiana, and H. Susana, “Komparasi Algoritma Apriori dan *FP-Growth* untuk Memberikan Strategi Diskon,” *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 1, pp. 1096–1102, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i1.8935.
- [19] K. N. Wijaya, “Analisa Pola Frekuensi Keranjang Belanja dengan Perbandingan Algoritma *FP-Growth (Frequent Pattern Growth)* dan Eclat pada minimarket,” *JATISI (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi)*, vol. 7, no. 2, pp. 364–373, 2020, doi: 10.35957/jatisi.v7i2.380.
- [20] A. Febiyanto, A. Faqih, R. Herdiyana, N. Dienwati Nuris, and R. Narasati, “Penerapan Algoritma *FP-Growth* untuk Menentukan Pola Penjualan Produk Elektronik,” *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 7, no. 6, pp. 3907–3912, 2024, doi: 10.36040/jati.v7i6.8286.
- [21] A. K. Putra, R. Hamonangan, R. Herdiana, E. Tohidi, and U. Hayati, “Penerapan Algoritma *FP Growth* pada Penjualan Produk Distro Raden Madura,” *MEANS (Media Informasi Analisa dan Sistem)*, vol. 7, no. 1, pp. 57–64, 2022, doi: 10.54367/means.v7i1.1858.
- [22] J. P. B. Saputra, S. A. 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.
- [23] A. R. Riszky and M. Sadikin, “Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Produk bagi Pelanggan,” *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, vol. 7, no. 3, pp. 103–108, 2019, doi: 10.14710/jtsiskom.7.3.2019.103-108.