

## Penggunaan Algoritme *FP-Growth* Untuk Mengetahui Pola Pembelian di Toko Kelontong

Iqbal Dhani<sup>1</sup>, Yani Parti Astuti<sup>2</sup>, Nurul Anisa Sri Winarsih<sup>3\*</sup>, Etika Kartikadarma<sup>4</sup>  
 Program Studi Teknik Informatika, Universitas Dian Nuswantoro, Semarang, Indonesia  
 \*e-mail Corresponding Author: [nurulanisasw@dsn.dinus.ac.id](mailto:nurulanisasw@dsn.dinus.ac.id)

### Abstract

*Ci"n"Ci store is a grocery store that aims to provide essential supplies for the residents around Pucung village. However, the issue of mismatched stock has resulted in suboptimal sales and profits. FP-Growth algorithm is one of the algorithms that can help address the mentioned problem, with the cashier system and digital data storage that has been implemented, research become possible and can be conducted effectively. The obtained results is a set of purchasing rules with metrics, minimum support 4%, minimum confidence 60%, and lift ratio as a measure of the strength and benefit of the rules. Using 1514 historical transaction data in October 2022, a total of 22 rules were generated that include the most purchased by customers. These rules can be reference or consideration for stocking.*

**Keywords:** Grocery Store; Frequent Pattern Growth; Market Basket Analysis

### Abstrak

Toko Ci"n"Ci merupakan toko kelontong yang hadir untuk menyediakan kebutuhan pokok bagi warga sekitar desa Pucung, namun masalah kebutuhan stok yang tidak sesuai berdampak pada tidak optimumnya penjualan dan keuntungan. Algoritme *FP-Growth* merupakan salah satu algoritme yang dapat membantu menjawab masalah tersebut, dengan adanya sistem kasir dan penyimpanan data digital yang telah diterapkan memungkinkan penelitian dapat dilakukan. Hasil yang didapat merupakan aturan pembelian barang dengan nilai acuan, minimum *support* 4%, minimum *confidence* 60% dan *lift ratio* sebagai penguji kekuatan dan manfaat aturan, dengan penggunaan data riwayat transaksi sebanyak 1514 transaksi pada bulan Oktober 2022 didapat hasil sebanyak 22 aturan yang memuat barang yang paling dibeli atau dibutuhkan pelanggan yang dapat menjadi bahan acuan atau pertimbangan dalam persediaan barang.

**Kata kunci:** Toko Kelontong; Frequent Pattern Growth; Market Basket Analysis

### 1. Pendahuluan

Toko kelontong merupakan salah satu jenis toko yang menjual kebutuhan bahan pokok yang biasanya dapat ditemukan atau terjangkau bagi masyarakat sekitar. Keberadaannya dapat dikatakan menjadi salah satu komponen utama dalam pembentuk komunitas masyarakat, baik dalam lingkup desa maupun lingkup kota sebagai media distribusi berbagai kebutuhan masyarakat [1]. Toko Ci"n"Ci merupakan kelontong yang beralamatkan di Jalan Pucung RT 04 RW 01, Kelurahan Bambankerep, Kecamatan Ngaliyan, Kota Semarang.

Toko Ci"n"Ci beroperasi dengan sistem kasir untuk proses *checkout* dan pembayaran yang menjadikannya memiliki kelebihan dalam kecepatan dan kejelasan transaksi karena ada data yang tertera dan struk sebagai bukti pembelian. Namun tanpa adanya analisis kebutuhan pelanggan, dapat berakibat ketidaksesuaian jumlah barang yang dijual dengan kebutuhan pelanggan. Hal ini dapat menyebabkan tidak optimalnya penjualan yang berujung pada tidak optimalnya pendapatan. Dengan adanya penyimpanan data secara digital yang telah diterapkan oleh toko Ci"n"Ci, dapat dilakukan analisis dan pengolahan data dalam membantu menyelesaikan permasalahan tersebut agar perkembangan toko lebih optimal dan tepat.

Dalam membantu menyelesaikan masalah tersebut, dengan adanya data mining dapat digunakan Algoritme *Frequent Pattern Growth* dan metode *Association Rules* untuk mencari dan menemukan pola pembelian pelanggan, yang mana dengan pola pembelian ini dapat

diketahui jenis barang yang paling diminati atau dibeli pelanggan, teknik ini biasa juga disebut *Market Basket Analysis*.

Dalam penelitian ini dipilih untuk menggunakan *Algoritme FP-Growth* yang dinilai lebih efektif karena merupakan Algoritme perbaikan sebelumnya yaitu *Apriori*, kedua Algoritme ini sama-sama digunakan untuk menemukan frequent item set atau kemunculan item yang sama, pada dasarnya *Apriori* dinilai lebih cepat, namun dalam penggunaannya *Apriori* lebih lambat jika jumlah datanya mencapai ribuan atau bahkan jutaan karena harus melakukan memindai database secara berulang-ulang untuk menghasilkan kandidat dan mencari item yang frequent [2]. Sedangkan *FP-Growth* yang merupakan Algoritme perbaikan dari *Apriori*, lebih cepat dalam mencari *frequent item* dari *database* yang besar maupun kecil karena tidak perlu melakukan iterasi memindai database secara berulang seperti *Apriori* [3].

Berdasarkan latar belakang di atas, penelitian ini bertujuan untuk menemukan pola asosiasi pembelian di toko Ci"n"Ci dengan penggunaan Algoritme *FP-Growth*. Hasil penelitian ini diharapkan dapat membantu untuk menganalisis pola pembelian sebagai media pembantu penentu keputusan bagi toko dalam penjualan dalam masalah kebutuhan stok.

## 2. Tinjauan Pustaka

Penulis menggunakan referensi jurnal terdahulu sebagai referensi dalam menyusun dan melakukan penelitian terkait penggunaan Algoritme *FP-Growth* untuk menemukan pola asosiasi pada *Market Basket Analysis*, dengan konsep yang sama namun dengan dataset yang berbeda dapat memberikan tunjangan referensi yang cukup membantu dalam penelitian.

Penelitian dari Hossain melakukan analisis penggunaan Algoritme *Apriori* dan *FP-Growth* pada *Market Basket Analysis* dengan dataset public dari Toko Retail Perancis sebanyak 7.501 dan Toko Roti 9.465 setelah dilakukan preprocessing. Pengujian pada kedua dataset menggunakan minimum support 1% dan minimum confidence 50%, untuk dataset Toko Retail Perancis menghasilkan 257 frequent items dan rules sebanyak 63 rules lalu dilakukan pengurangan data sebanyak 55% dan menghasilkan 242 frequent items dan rules masih pada 63 rules, untuk dataset Toko Roti menghasilkan 61 frequent items dan rules sebanyak 11 rules lalu untuk pengurangan data sebanyak 50% dan tetap menghasilkan 61 frequent items dan rules sebanyak 11 rules [2].

Penelitian yang dilakukan oleh Aditiya dan Defit memprediksi ketersediaan stok toko dengan Data Mining dan Algoritme *FP-Growth* pada Toko UD Smart Aliwansyah dengan menggunakan riwayat transaksi dalam kurun waktu Februari, Maret, April dan Mei 2020 dengan membatasi sebanyak 11 jenis barang yang dibeli, dan penyajian pemrosesan hanya menggunakan 10 transaksi dengan menetapkan minimum support sebesar 20% dan minimum confidence sebesar 75% didapat hasil atau aturan sebanyak 17 aturan yang sangat kuat dengan banyak kemunculan confidence 100% dan support 20% [3].

Peneliti Simanjuntak melakukan penelitian dengan dataset penjualan perlengkapan menjahit busana pada toko Nazwa Collection pada bulan November 2020, yaitu sebanyak 30 transaksi, dengan menggunakan minimum support sebesar 30% pada pengolahan atau pengambilan data awal, lalu digunakan juga nilai minimum support sebesar 30% untuk pengambilan pola asosiasi atau eliminasi pola asosiasi yang kurang dari 30% dan yang terakhir yaitu menetapkan minimum confidence sebesar 50% untuk pengambilan rule atau asosiasi. Didapat hasil sebanyak 3 rules atau aturan dengan masing-masing nilai support 30% confidence 52,94%, support 40% confidence 66,67% dan support 43,33% confidence 72,77% [4].

Herdyansyah dan kawan-kawan menggunakan *Market Basket Analysis* dari transaksi Toko Berkah dengan item yang termuat adalah barang kebutuhan sehari-hari atau sembako, data transaksi yang digunakan yaitu transaksi pada bulan September 2018 dengan total transaksi sebanyak 1.966 transaksi. Pemilahan data awal digunakan minimum support sebesar 3%, lalu untuk pengambilan rules atau pola asosiasi digunakan minimum support sebesar 3% dan minimum confidence sebesar 50%, yang akhirnya memberikan hasil rules sebanyak 14 rules dengan tingkat confidence didominasi pada angka 50 sekian persen sebanyak 9 rules dan 1 rules kuat dengan confidence sebesar 75,79%, nilai support didominasi pada angka 3 sekian persen [5].

Peneli Sandi dan Ningsih, yang dilakukan dengan data transaksi penjualan pada minmarket Sinarmas selama bulan Agustus 2021, sebagai pembantu penentu persediaan produk. Dengan batasan minimum support sama dengan atau lebih besar dari 65% dan

batasan minimum confidence sama dengan atau lebih besar dari 80%, serta pengelompokan jenis barang sesuai dengan kategori seperti minuman, snack, sabun, sembako, dll guna memudahkan melihat dan mengevaluasi hasil, kategori apakah yang paling sering dibeli dan yang kurang sering dibeli sehingga dapat meningkatkan atau mengurangi persediaan demi keuntungan toko. Hasil didapat yang menunjukkan urutan tertinggi dari Rokok 96,77% lalu Roti 93,55%, Sabun 87,10% dan Sembako 80,65% yang menunjukkan keempat kategori tersebut dapat ditingkatkan persediaannya [6].

Dalam penelitian ini digunakan data transaksi toko Ci"n"Ci, dalam setiap transaksi akan memuat berbagai macam barang, dengan menetapkan minimum support atau jumlah minimum dukungan kemunculan item, akan memudahkan dalam melakukan proses seleksi dari banyaknya data yang akan diproses, keluaran yang akan dihasilkan akan berupa pola pembelian barang baik satu atau lebih item set, beserta nilai support, confidence dan lift ratio. Nilai support menginterpretasikan seberapa besar barang tersebut muncul dalam seluruh transaksi atau aturan. Pada pengolahan awal, nilai support menunjukkan berapa persen barang tersebut dibeli dalam seluruh transaksi, namun pada hasil akhir yang berupa pola asosiasi nilai support menunjukkan berapa persen hubungan kedua atau lebih barang tersebut dibeli bersamaan dalam seluruh transaksi. Nilai confidence menginterpretasikan seberapa besar hubungan atau asosiasi kedua atau lebih barang tersebut akan dibeli bersamaan. Nilai lift ratio menginterpretasikan seberapa besar kebenaran apakah pola tersebut dapat digunakan dan dapat memberi manfaat atau tidak.

### 3. Metodologi

Merupakan teknik untuk menemukan aturan asosiasi atau aturan hubungan dalam data mining untuk kombinasi suatu item [9]. Association Rule termasuk dalam salah satu metode data mining untuk menemukan knowledge dalam bentuk pola kombinasi IF THEN, dengan pengukuran tingkat kekuatan pola asosiasi dengan parameter support, confidence [10], dan juga dapat menambahkan metric lain sebagai penguji kekuatan aturan yaitu nilai lift. Dengan rumus perhitungan seperti berikut:

Nilai support, merepresentasikan nilai dukungan seberapa banyak barang tertentu muncul dalam seluruh transaksi:

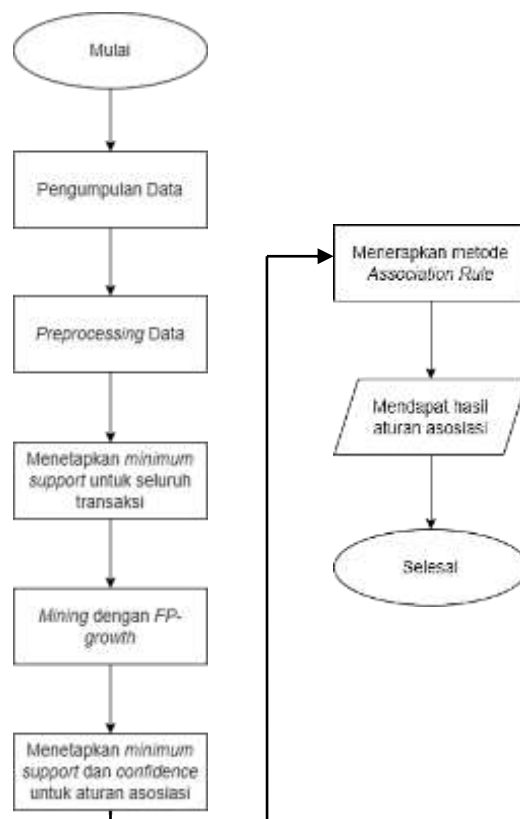
$$\text{support}(A, B) = \frac{\text{frekuensi transaksi mengandung } A, B}{\text{total transaksi}} * 100\% \quad \dots\dots(1)$$

Nilai confidence, merepresentasikan seberapa besar kepastian pasangan pembelian barang dalam aturan yang terbentuk akan terjadi:

$$\text{confidence}(A \Rightarrow B) = \frac{\text{frekuensi transaksi mengandung } A, B}{\text{frekuensi transaksi mengandung } A} * 100\% \quad \dots\dots(2)$$

Nilai lift, menjadi nilai ukur untuk mengetahui kekuatan (validitas) dan seberapa bergunanya aturan dapat digunakan. Nilai interval lift ratio berada pada  $(0, +\infty)$ , semakin besar nilai lift ratio menunjukkan semakin kuat hubungan asosiasi dan dapat bermanfaat, sebaliknya semakin rendah maka semakin lemah dan kurang bermanfaat [11]:

$$\text{lift}(A \Rightarrow B) = \frac{(\text{confidence } A, B)}{\left( \frac{\text{frekuensi transaksi mengandung } B}{\text{total transaksi}} \right)} \quad \dots\dots(3)$$



Gambar 1. Metode yang Diusulkan

Langkah pengumpulan data yang pertama menggunakan metode wawancara dilakukan dengan mewawancarai secara langsung dengan pemilik toko Ci”n”Ci untuk membahas terkait perijinan, kebutuhan data dan pengarahannya permasalahan yang dihadapi oleh toko Ci”n”Ci. Selanjutnya menggunakan metode Literatur dilakukan untuk membantu mencari referensi terbaik dalam melakukan penelitian ini, dengan meliteratur dari berbagai bentuk sumber dan penelitian terdahulu terkait Market Basket Analysis (MBA), Frequent Pattern Growth dan Association Rules.

No.	Kd. Item	Nama Item	Jml	Satuan	Harga	Pot. %	Total	
24688/KSR/UTM/102 01/10/2022 UMUM UMUM								
1	00059	GANDUM 1KG	1	BUNGKUS	10,000	0	10,000	
2	00292	TELUR 1/2 KG	1	KG	11,500	0	11,500	
3	00116	MINYAK CURAH 1KG	1	KG	13,000	0	13,000	
4	00118	BERAS C4 / STRAW	1	PCS	52,500	0	52,500	
			4				87,000	
Pot. :		0	Pajak :		0	Biaya :		0
						Total Akhir :	87,000	
24689/KSR/UTM/102 01/10/2022 UMUM UMUM								
1	00364	KACANG 1/4KG	1	KG	7,500	0	7,500	
2	00404	IRUS TANGGUNG	1	PCS	7,000	0	7,000	
3	00057	GULA JAWA 1/4	1	BUNGKUS	4,000	0	4,000	
4	8998866200301	SEDAP GORENG	1	BUNGKUS	3,500	0	3,500	
			4				22,000	
Pot. :		0	Pajak :		0	Biaya :		0
						Total Akhir :	22,000	

Gambar 2. Bentuk Awal Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data riwayat transaksi toko Ci”n”Ci pada bulan Oktober 2022 yang berjumlah 1514 transaksi yang mana per transaksi

memuat satu atau lebih barang yang dibeli, data diperoleh langsung dari toko Ci'n'Ci. Format data awal yang didapat berformat excel (.xls).

Selanjutnya dilakukan preprocessing yang bertujuan untuk mendapatkan data-data yang diperlukan [12]. Perolehan data dari database seringkali terdapat variabel yang tidak dibutuhkan, jika semua data dimasukkan dalam proses data mining maka akan boros memori dan waktu eksekusi. Proses ini melakukan reduksi data dengan mengambil hanya setiap nama-nama barang pada setiap transaksi dan mengubah bentuk dan format data menjadi CSV, hal ini dilakukan dengan tujuan untuk memudahkan dalam melakukan proses selanjutnya.

	A	B	C	D	E	F	G
1	NUTRISAR	GARAM H	CUP 10,12	CUP KOPI	KECAP LELE	340ML	
2	GANDUM	TELUR 1/2	MINYAK C	BERAS C4 /	STRAW		
3	KACANG 1	IRUS TAN	GULA JAW	SEDAP GORENG			
4	SEDAP REI	JAJAN 99	INTIP K	GOOD DA'	DRINK BE'	KAPAL API MINI	
5	TELUR 1/4	GULA PAS	ROYCO SAPI				
6	KOPIKO	BLASTER	TAMARIN	KISS			
7	SOVIA 2L	SUNLIGHT	LIME 755 ML				
8	SUNLIGHT	FRENCH F	INDOMIE	ZINC	GOOD DA'	SABUN LIF	KALPA
9	ANAK LAN	GULA PAS	TELUR 1/4KG				
10	FRISIAN F	ISG PEPSO	ISG FORMU	SHINZUI			

Gambar 3. Hasil Preprocessing Menjadi CSV

Langkah berikutnya adalah menetapkan minimum support untuk seluruh transaksi dimana semua item yang ada dalam transaksi dihitung jumlah kemunculannya atau jumlah frequency. Setelah ditemukan frequent item, item diurutkan dimulai dari kemunculan atau frequency terbesar ke frequency terkecil. Seluruh transaksi awal diurutkan dengan menggunakan hasil item frequency dimulai dari yang terbesar untuk dapat membentuk Ordered Item. Dengan menggunakan Ordered Item, maka dapat dibentuk Frequent Pattern Tree (FP-Tree), FP-Tree direpresentasikan dengan node, pembentukan node merupakan representasi tiap item pada setiap transaksi pada Ordered Item. Tiap transaksi akan membentuk cabang, transaksi yang sama akan menambah nilai atau support pada cabang tersebut. Pembentukan Conditional Pattern Base dibentuk dari hasil FP-Tree dengan melihat jalur cabang lintasan pada tiap item. Conditional Frequent Pattern Tree dibentuk dari Conditional Pattern Base dengan mengambil item yang muncul pada Conditional Pattern Base dan menjumlahkan total support pada seluruh cabang yang bergabung. Pembentukan Frequent Pattern yang merupakan langkah terakhir dilakukan dengan memasang tiap item dengan Conditional Frequent Pattern Tree yang telah terbentuk. Langkah-langkah ini akan dibahas pada bab selanjutnya.

#### 4. Hasil dan Pembahasan

Pengolahan data menggunakan IDE (Integrated Development Environment) Jupyter Notebook [13], dengan bahasa pemrograman Python [14] dan library utama mlxtend [15]. Pada pembacaan dan pengolahan data awal didapatkan berbagai jenis barang dengan jumlah kemunculan dalam seluruh transaksi, dengan sebagian data yang dapat ditampilkan sebagai berikut:

Tabel 1. Barang Paling Banyak Dibeli

No	Barang	Jumlah	No	Barang	Jumlah
1	GUDANG GARAM SURYA 16	224	14	FRISIAN FLAG PUTIH	120
2	NUTRISARI	214	15	DJARUM 12	119
3	GANDUM 1KG	212	16	GUDANG GARAM INTER	118
4	KAPAL API SPECIAL MIX	210	17	SAMPOERNA MILD MERAH	113
5	GULA PASIR 1KG	194	18	INDOCAFE COFFEMIX	107

No	Barang	Jumlah	No	Barang	Jumlah
6	MINYAK CURAH 1KG	192	19	VIPER	105
7	LUWAK WHITE COFFIE	186	20	GOOD DAY CHOCOCINNO	105
8	FRISIAN FLAG COKLT	182	21	INTIP K	104
9	TELUR 1KG	169	22	TUTON MERAH	102
10	JAJAN 99	164	23	ABC SUSU	100
12	SIGNATURE	158	24	DANDANG MERAH	94
13	TELUR 1/2 KG	126			

Pengolahan selanjutnya yaitu dilakukan mining dengan Algoritme FP-Growth, dengan penetapan nilai minimum support sebesar 4% untuk mencari kemunculan barang atau item frequency dalam seluruh transaksi. Didapat hasil frequent pattern sebanyak 89 pattern.

```
from mlxtend.frequent_patterns import fpgrowth

fp_growth_res=fpgrowth(new_dataset,min_support=0.04, use_colnames=True)

fp_growth_res.shape

(89, 2)
```

Gambar 4. Mining dengan FP-Growth

Pengujian pembuktian hasil mining dengan rumus support dapat ditampilkan sebagai berikut:

Tabel 2. Potongan Hasil Mining FP-Growth

No	Itemsets	Support
1	{{'GUDANG GARAM SURYA 16'}}	0.1479524
2	{{'NUTRISARI'}}	0.1413474
3	{{'GANDUM 1KG'}}	0.1400264
4	{{'KAPAL API SPECIAL MIX'}}	0.1387054
5	{{'GULA PASIR 1KG'}}	0.1281374
6	{{'MINYAK CURAH 1KG'}}	0.1268164
7	{{'LUWAK WHITE COFFIE'}}	0.1228534
8	{{'FRISIAN FLAG COKLT'}}	0.1202114
9	{{'TELUR 1KG'}}	0.1116248
10	{{'JAJAN 99'}}	0.1083223
11	{{'SIGNATURE'}}	0.1043593
12	{{'GUDANG GARAM SURYA 12'}}	0.1030383
13	{{'TELUR 1/2 KG'}}	0.0832232
14	{{'GUDANG GARAM SURYA 16', 'SIGNATURE'}}	0.0812417
15	{{'FRISIAN FLAG PUTIH'}}	0.0792602
16	{{'DJARUM 12'}}	0.0785997
17	{{'GUDANG GARAM INTER'}}	0.0779392
18	{{'KAPAL API SPECIAL MIX', 'LUWAK WHITE COFFIE'}}	0.0772787
19	{{'SAMPOERNA MILD MERAH'}}	0.0746367
20	{{'MINYAK CURAH 1KG', 'GANDUM 1KG'}}	0.0746367
21	{{'INDOCAFE COFFEMIX'}}	0.0706737
22	{{'NUTRISARI', 'GUDANG GARAM SURYA 16'}}	0.0706737
23	{{'GUDANG GARAM SURYA 16', 'GUDANG GARAM SURYA 12'}}	0.0700132
24	{{'VIPER'}}	0.0693527
25	{{'GOOD DAY CHOCOCINNO'}}	0.0693527

Pengujian pembuktian hasil mining dengan rumus support dapat ditampilkan sebagai berikut:

Tabel 3. Perhitungan Support

No	Itemsets	Support
GUDANG GARAM SURYA 16	224	$(224 * 100) / 1514 = 14.7952\%$
NUTRISARI	214	$(214 * 100) / 1514 = 14.1347\%$
GANDUM 1KG	212	$(212 * 100) / 1514 = 14.0026\%$

Tahap akhir merupakan penerapan Association Rule pada hasil frequent pattern yang telah didapat, dengan penetapan nilai minimum confidence sebesar 60% sebagai nilai minimum kepercayaan barang akan dibeli secara bersamaan, didapat hasil sebanyak 22 aturan yang memenuhi minimum confidence. Hasil dari penerapan Association Rule in telah menghasilkan nilai support, confidence dan lift.

```
from mlxtend.frequent_patterns import association_rules
association_rules_res=association_rules(fp_growth_res, metric="confidence", min_threshold=0.60)
association_rules_res.shape
(22, 9)
```

Gambar 5. Menerapkan Association Rule

Tabel 4. Hasil Akhir Pola Asosiasi

No	antecedents	consequents	antecedent support	consequent support	support	confidence	lift
1	{{'SAMPOERNA MILD MERAH', 'SIGNATURE'}}	{{'GUDANG GARAM SURYA 16'}}	0.046235139	0.147952444	0.041611625	0.900000000	6.083035714
2	{{'KAPAL API SPECIAL MIX', 'SIGNATURE'}}	{{'GUDANG GARAM SURYA 16'}}	0.046235139	0.147952444	0.041611625	0.900000000	6.083035714
3	{{'SIGNATURE', 'GUDANG GARAM SURYA 12'}}	{{'GUDANG GARAM SURYA 16'}}	0.060105680	0.147952444	0.052179657	0.868131868	5.867641287
4	{{'GUDANG GARAM INTER', 'SIGNATURE'}}	{{'GUDANG GARAM SURYA 16'}}	0.046895641	0.147952444	0.040290621	0.859154930	5.806966801
5	{{'NUTRISARI', 'SIGNATURE'}}	{{'GUDANG GARAM SURYA 16'}}	0.048877147	0.147952444	0.040290621	0.824324324	5.571549228
6	{{'SAMPOERNA MILD MERAH', 'GUDANG GARAM SURYA 16'}}	{{'SIGNATURE'}}	0.050858653	0.104359313	0.041611625	0.818181818	7.840046030
7	{{'GUDANG GARAM INTER', 'GUDANG GARAM SURYA 16'}}	{{'SIGNATURE'}}	0.051519155	0.104359313	0.040290621	0.782051282	7.493833171
8	{{'SIGNATURE'}}	{{'GUDANG GARAM SURYA 16'}}	0.104359313	0.147952444	0.081241744	0.778481013	5.261697559
9	{{'GUDANG GARAM SURYA 16', 'GUDANG GARAM SURYA 12'}}	{{'SIGNATURE'}}	0.070013210	0.104359313	0.052179657	0.745283019	7.141509434
10	{{'KAPAL API SPECIAL MIX', 'GUDANG GARAM SURYA 16'}}	{{'SIGNATURE'}}	0.056803170	0.104359313	0.041611625	0.732558140	7.019576097

No	antecedents	consequents	antecedent support	consequent support	support	confidence	lift
11	{{'INTIP K'}}	{{'JAJAN 99'}}	0.068692206	0.108322325	0.048216645	0.701923077	6.479948405
12	{{'SAMPOERNA MILD MERAH'}}	{{'GUDANG GARAM SURYA 16'}}	0.074636724	0.147952444	0.050858653	0.681415929	4.605641593
13	{{'GUDANG GARAM SURYA 12'}}	{{'GUDANG GARAM SURYA 16'}}	0.103038309	0.147952444	0.070013210	0.679487179	4.592605311
14	{{'GUDANG GARAM INTER'}}	{{'GUDANG GARAM SURYA 16'}}	0.077939234	0.147952444	0.051519155	0.661016949	4.467766344
15	{{'INDOCAFE COFFEMIX'}}	{{'KAPAL API SPECIAL MIX'}}	0.070673712	0.138705416	0.046235139	0.654205607	4.716510903
16	{{'GUDANG GARAM SURYA 16', 'SIGNATURE'}}	{{'GUDANG GARAM SURYA 12'}}	0.081241744	0.103038309	0.052179657	0.642276423	6.233375026
17	{{'SAMPOERNA MILD MERAH'}}	{{'GUDANG GARAM SURYA 12'}}	0.074636724	0.103038309	0.047556143	0.637168142	6.183798502
18	{{'LUWAK WHITE COFFIE'}}	{{'KAPAL API SPECIAL MIX'}}	0.122853369	0.138705416	0.077278732	0.629032258	4.535023041
19	{{'SAMPOERNA MILD MERAH'}}	{{'SIGNATURE'}}	0.074636724	0.104359313	0.046235139	0.619469027	5.935924723
20	{{'INDOCAFE COFFEMIX'}}	{{'LUWAK WHITE COFFIE'}}	0.070673712	0.122853369	0.043593131	0.616822430	5.020801929
21	{{'DJARUM 12'}}	{{'SIGNATURE'}}	0.078599736	0.104359313	0.048216645	0.613445378	5.878204446
22	{{'GUDANG GARAM INTER'}}	{{'SIGNATURE'}}	0.077939234	0.104359313	0.046895641	0.601694915	5.765608239

Hasil perolehan pola asosiasi menunjukkan 22 pola asosiasi yang memenuhi nilai minimum 60%, terlihat adanya pola asosiasi yang sangat kuat pada 2 aturan, yaitu:

- {{'SAMPOERNA MILD MERAH', 'SIGNATURE'}} => {{'GUDANG GARAM SURYA 16'}}
- {{'KAPAL API SPECIAL MIX', 'SIGNATURE'}} => {{'GUDANG GARAM SURYA 16'}}

Keduanya memiliki nilai confidence sebesar 0.9 atau 90%, yang berarti jika pelanggan membeli SAMPOERNA MILD MERAH dan SIGNATURE maka besar kemungkinan 90 persen akan membeli GUDANG GARAM SURYA 16. Lalu, jika pelanggan membeli KAPAL API SPECIAL MIX dan SIGNATURE maka besar kemungkinan 90 persen akan membeli GUDANG GARAM SURYA 16, juga dengan 20 aturan lainnya dengan antecedent, consequent dan nilai confidence-nya masing-masing, meskipun nilai confidence terbesar hanya dimiliki oleh 2 aturan, namun 20 aturan lain yang terbentuk juga dapat menjadi aturan kuat karena telah memenuhi nilai minimum yang ditetapkan, yaitu 60 persen.

Sedangkan untuk dukungan kemunculan kombinasi pola asosiasi tertinggi pada 2 aturan, yang dimiliki oleh:

- {{'SIGNATURE'}} => {{'GUDANG GARAM SURYA 16'}}
- {{'LUWAK WHITE COFFIE'}} => {{'KAPAL API SPECIAL MIX'}}

Yang masing-masing muncul sebanyak 123 kali atau 8,12% dan 117 kali atau 7,73% dalam seluruh transaksi, namun kemunculan paling banyak bukan berarti dapat serta merta dapat digunakan karena bukan berarti pelanggan yang membeli SIGNATURE akan membeli GUDANG GARAM SURYA 16 karena berkemungkinan akan membeli barang lain, maka dari itu nilai confidence yang berperan menampilkan kemungkinannya.

Sedangkan nilai lift ratio pada keseluruhan pola asosiasi menunjukkan nilai yang besar, yakni melebihi satu (lift ratio > 1), interval nilai lift ratio berda pada (0, +∞) yang mana mulai dari satu semakin mendekati nol, maka semakin lemah dan kurang bermanfaat pola asosiasi tersebut, sedangkan nilai 1 semakin tinggi hingga tak terbatas (∞), maka semakin kuat dan bermanfaat pola asosiasi tersebut. Jika melihat 2 pola asosiasi yang paling kuat dari lift ratio, maka:

- {{'SAMPOERNA MILD MERAH', 'GUDANG GARAM SURYA 16'}} => {{'SIGNATURE'}}
- {{'GUDANG GARAM INTER', 'GUDANG GARAM SURYA 16'}} => {{'SIGNATURE'}}

Yang masing-masing memiliki nilai lift ratio 7.84 dan 7.49, namun semua pola asosiasi kuat dan bermanfaat karena memiliki nilai lebih dari 1 (lift > 1).



Implementasi hasil asosiasi yang telah diperoleh sebelumnya dapat digunakan untuk perencanaan persediaan barang. Melihat pada aturan di tabel 5, berikut contoh persediaan barang pada pola asosiasi yang paling kuat. Jika belanja SAMPOERNA MILD MERAH maka akan belanja juga SIGNATURE dengan nilai confidence sebesar 0.9 atau 90%. Maka, jika misalkan diketahui persediaan barang SAMPOERNA MILD MERAH sebesar 100 unit, maka barang SIGNATURE mesti disediakan sebesar 90 Unit (90% dari Barang SAMPOERNA MILD MERAH). Demikian pula dengan pola asosiasi lainnya sesuai dengan nilai confidencenya.

## 5. Simpulan

Barang yang paling banyak dibeli adalah rokok, terutama Gudang Garam Surya 16, Signature dan Sampoerna Mild Merah, maka stok barang dapat ditambah untuk dapat meningkatkan penjualan. Peletakan ketiga barang dapat didekatkan dan diletakan pada area yang mudah dilihat, seperti di dekat kasir. Terutama Gudang Garam Surya 16 dan Signature, karena tingkat pembelian secara bersamaan memiliki nilai kepercayaan yang tinggi. Selain rokok, minuman kopi instan Kapal Api Special Mix dan Indocaffe Coffemix juga dapat ditambah stok untuk meningkatkan penjualan meskipun tidak sebanyak stok rokok.

## Daftar Referensi

- [1] M. L. Rhussary, "Persepsi Toko Kelontong terhadap Ritel Modern di Samarinda Tahun 2019," *Pendidik. dan Pengajaran*, vol. 4, no. 2, pp. 1–10, 2020.
- [2] M. Hossain, A. H. M. S. Sattar, and M. K. Paul, "Market basket analysis using apriori and FP growth algorithm," *2019 22nd Int. Conf. Comput. Inf. Technol. ICCIT 2019*, pp. 18–20, 2019, doi: 10.1109/ICCIT48885.2019.9038197.
- [3] Aditiya, R., Defit, S. and Nurcahyo, G.W., "Prediksi Tingkat Ketersediaan Stock Sembako Menggunakan Algoritme FP-Growth dalam Meningkatkan Penjualan", *Jurnal Informatika Ekonomi Bisnis*, vol. 2, no. 3, pp. 67–73, 2020, Available at: <https://doi.org/10.37034/infec.v2i3.44>.
- [4] Simanjuntak, O. et al., "Implementasi Data Mining Dalam Menganalisa Pola Penjualan Perlengkapan Menjahit Busana Dengan Menggunakan Metode FP-Growth Pada Toko Nazwa Collection", *Jurnal CyberTech*, vol. 3, no. 2, pp. 1-11, 2020.
- [5] S. Herdyansyah, E. H. Hermaliani, L. Kurniawati, and S. R. Sri Rahayu, "Analisa Metode Association Rule Menggunakan Algoritme Fp-Growth Terhadap Data Penjualan (Study Kasus Toko Berkah)," *J. Khatulistiwa Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 127–133, 2020, doi: 10.31294/jki.v8i2.9277.
- [6] Sandi, Pastika, A. and Widya, V., "Implementasi Data Mining Sebagai Penentu Persediaan Produk Dengan Algoritme Fp-Growth Pada Data Penjualan Sinarmart", *Jurnal Publikasi Ilmu Komputer*, vol. 1, no. 2, pp. 111–122, 2022, Available at: <http://ejurnal.stie-trianandra.ac.id/index.php/jupikom/article/view/343>.
- [7] W. P. Nurmayanti et al., "Market Basket Analysis with Apriori Algorithm and Frequent Pattern Growth (Fp-Growth) on Outdoor Product Sales Data," *Int. J. Educ. Res. Soc. Sci.*, vol. 2, no. 1, pp. 132–139, 2021, doi: 10.51601/ijersc.v2i1.45.
- [8] Y. A. Ünvan, "Market basket analysis with association rules," *Commun. Stat. - Theory Methods*, vol. 50, no. 7, pp. 1615–1628, 2021, doi: 10.1080/03610926.2020.1716255.
- [9] K. N. Wijaya, "Analisa Pola Frekuensi Keranjang Belanja Dengan Dengan Perbandingan Algoritme Fp-Growth (Frequent Pattern Growth) dan Eclat pada minimarket," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 7, no. 2, pp. 364–373, 2020, doi: 10.35957/jatisi.v7i2.380.
- [10] I. H. Sarker, "Machine Learning: Algorithms, Real-World Applications and Research Directions," *SN Comput. Sci.*, vol. 2, no. 3, pp. 1-21 2021, doi: 10.1007/s42979-021-00592-x.
- [11] C. Networks, M. J. Manurung, S. R. Andani, and M. Safii, "Marketing Strategy Using Frequent Pattern Growth," vol. 3, no. 2, pp. 42–51, 2021, doi: 10.47709/cnahpc.v3i2.1039.
- [12] Amelia et al., "Penerapan Algoritme Frequent Pattern-Growth Dalam Menentukan Pola Penjualan", *KOPERTIP : Jurnal Ilmiah Manajemen Informatika dan Komputer*, vol. 4, no. 2, pp. 65–71, 2022, Available at: <https://doi.org/10.32485/kopertip.v4i2.121>.

- [13] Biehler, R. and Fleischer, Y., "Introducing students to machine learning with decision trees using CODAP and Jupyter Notebooks", *Teaching Statistics*, vol. 43, no. S1, pp. S133–S142, 2021, Available at: <https://doi.org/10.1111/test.12279>.
- [14] Indah, S.T.C., "Analisi Pembelian Sayuran Menggunakan Metode Association Rule Market Basket Analysis (AR-MBA) (Studi Kasus pada Toko Sayur Keluarga)", Skripsi, Program Studi Teknik Industri, Universitas Islam Indonesia, Yogyakarta, 2020, Available at: <http://dspace.uii.ac.id/123456789/23673>.
- [15] Raschka, S., "MLxtend: Providing machine learning and data science utilities and extensions to Python's scientific computing stack", *Journal of Open Source Software*, vol. 3, no. 24, p. 1-2, 2018, Available at: <https://doi.org/10.21105/joss.00638>.