

## PENERAPAN DATA MINING PADA TRANSAKSI PENJUALAN MENGUNAKAN ASSOCIATION RULE DAN APRIORI DI STREET HOUSE COFFEE

Rafif Naufal<sup>1</sup>, Safrina Amini<sup>2\*</sup>

<sup>1,2</sup>Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Budi Luhur, Jakarta Selatan, Indonesia

Email: <sup>1</sup>naufalrafif267@gmail.com, <sup>2\*</sup>safrina.amini@budiluhur.ac.id  
(\*: corresponding author)

**Abstrak**-Di tengah persaingan yang semakin ketat dalam bisnis *Coffee Shop*, pelaku bisnis dituntut untuk mengembangkan strategi pemasaran yang efektif guna bertahan dan berkembang. Salah satu tantangan utama yang dihadapi *Street House Coffee*, sebuah UMKM di Tangerang, mengalami kesulitan dalam memanfaatkan data transaksi penjualan untuk menentukan strategi pemasaran yang tepat. Berdasarkan observasi dan wawancara dengan pemilik, data transaksi penjualan yang terus bertambah setiap hari belum diolah menjadi informasi yang dapat mendukung pengambilan keputusan. Untuk mengatasi permasalahan ini, penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola pembelian pelanggan dan menyusun strategi bisnis yang lebih efektif melalui penerapan Data Mining menggunakan teknik *association rule* dan algoritma apriori. Penelitian ini menggunakan data transaksi *Street House Coffee* dari periode 1 Mei hingga 30 Juni 2024. Metode penelitian meliputi pengumpulan *dataset* transaksi penjualan, *preprocessing* data, analisis pola frekuensi tinggi, pembangunan aturan asosiasi dari *frequent itemset* dengan minimum *support* dan *confidence*, serta evaluasi aturan menggunakan uji *lift ratio* untuk menilai kualitas dan relevansinya. Implementasi algoritma apriori pada data transaksi menghasilkan 14 aturan asosiasi, dengan nilai *confidence* tertinggi mencapai 92.59% dan nilai uji *lift* sebesar 7.07 pada kombinasi produk *Caramel*, *Milkshake*, dan *Thai Tea*. Hasil penelitian ini memberikan kontribusi yang signifikan bagi *Street House Coffee* dalam menentukan strategi bisnis ke depan. Aturan asosiasi yang dihasilkan dapat digunakan untuk merekomendasikan produk kepada pelanggan dan membantu dalam pengembangan paket promosi serta strategi *cross-selling* yang lebih efektif.

**Kata Kunci:** *Data Mining*, *Association Rule*, Apriori, *Street House Coffee*

## IMPLEMENTATION OF DATA MINING ON SALES TRANSACTIONS USING ASSOCIATION RULE AND APRIORI AT STREET HOUSE COFFEE

**Abstract**-Amid the increasingly intense competition in the coffee shop business, business owners are required to develop effective marketing strategies to survive and grow. One of the main challenges faced by *Street House Coffee*, a small and medium enterprise (SME) in Tangerang, is the difficulty in utilizing sales transaction data to determine the right marketing strategy. Based on observations and interviews with the owner, the daily increasing sales transaction data has not yet been processed into information that can support decision-making. To address this issue, this study aims to identify customer purchasing patterns and develop more effective business strategies through the application of Data Mining using association rule techniques and the Apriori algorithm. The study uses transaction data from *Street House Coffee* for the period of May 1 to June 30, 2024. The research methods include collecting the sales transaction dataset, data preprocessing, analyzing high-frequency patterns, building association rules from frequent itemsets with minimum support and confidence, and evaluating the rules using lift ratio testing to assess their quality and relevance. The implementation of the Apriori algorithm on the transaction data produced 14 association rules, with the highest confidence level reaching 92.59% and a lift ratio of 7.07 for the combination of *Caramel*, *Milkshake*, and *Thai Tea* products. The results of this study provide significant contributions to *Street House Coffee* in determining future business strategies. The generated association rules can be used to recommend products to customers and assist in the development of more effective promotional packages and *cross-selling* strategies.

**Keywords:** *Data Mining*, *Association Rule*, Apriori, *Street House Coffee*

### 1. PENDAHULUAN

Dalam persaingan bisnis *coffee shop* yang ketat, inovasi dan strategi penjualan serta pemasaran sangat penting. Salah satu cara untuk mengatasi tantangan ini adalah dengan memanfaatkan data penjualan. Data yang terus bertambah dapat diolah menjadi informasi berharga untuk memperbaiki strategi di masa depan. Manajemen perlu menganalisis data untuk memahami pola pembelian konsumen yang berubah, memanfaatkan teknologi informasi untuk mengolah data transaksi yang disimpan dalam basis data [1].

*Street House Coffee*, salah satu usaha umkm yang bergerak dibidang *food and beverage* dengan konsep rumahan yang berlokasi di Tangerang. *Street House Coffee* mengumpulkan data transaksi penjualan dari setiap pemesanan langsung dan data ini merupakan sebuah *data set*. Saat ini *Street House Coffee* hanya menggunakan data tersebut untuk pelaporan transaksi penjualan saja dan tidak memprosesnya lebih lanjut.

Dalam hal ini, *Street House Coffee* kesulitan menentukan strategi *marketing* seperti promosi menu paket dan *cross-selling*, karena rekomendasi menu saat ini hanya berdasarkan asumsi pemilik. Diperlukan metode untuk mengubah data menjadi informasi yang berguna. Penggunaan *Data Mining* dapat menjadi solusi untuk mengekstraksi informasi dan mengidentifikasi pola dalam *database*, mendukung pengambilan keputusan yang lebih baik.

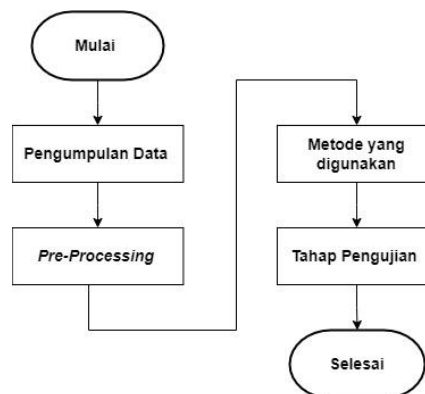
Penelitian ini bertujuan mengoptimalkan pemanfaatan data penjualan di *Street House Coffee* dengan merancang sistem analisis pola pembelian konsumen menggunakan algoritma apriori dan metode *association rule*. Korelasi antar item akan mendukung peningkatan strategi penjualan, seperti promosi menu paket dan *cross-selling*.

Pada Penelitian sebelumnya yang sudah dilakukan oleh Harist N dkk. menggunakan algoritma apriori, untuk mengetahui produk yang paling banyak terjual dan pola pembelian pelanggan [2]. Perbedaan antara penelitian ini dan penelitian sebelumnya terletak pada metode perhitungan dan aplikasi yang digunakan. Penelitian sebelumnya melakukan perhitungan secara manual menggunakan aplikasi *RapidMiner*, sementara penelitian ini telah menggunakan program. Penelitian sebelumnya yang dilakukan Mardani dan Paujiah Nur Harahap menjadi inspirasi peneliti dalam memilih metode *association rule* [3] dan algoritma apriori [4].

Implementasi data mining dengan algoritma apriori diharapkan dapat membantu *Street House Coffee* menganalisis data penjualan untuk memberikan rekomendasi produk yang sesuai dan menentukan produk yang paling diminati. Penerapan aturan asosiasi dapat bermanfaat untuk meningkatkan strategi penjualan, efisiensi manajemen persediaan, dan mencegah kekurangan atau kelebihan stok dengan memprediksi produk yang paling banyak dibeli.

## 2. METODE PENELITIAN

Metode penelitian adalah kerangka kerja untuk melaksanakan penelitian. Berdasarkan Gambar 1, proses penelitian dengan topik Data Mining terdiri dari beberapa langkah; pengumpulan data, preprocessing untuk menyesuaikan data, penerapan algoritma Apriori, dan tahap pengujian [5]. Berikut adalah penerapan metodenya:



Gambar 1. Metode Penelitian

### 2.1 Tahap Pengumpulan Data

Pada tahap pengumpulan data, peneliti memanfaatkan data historis. Data yang dikumpulkan berasal dari informasi atau dokumentasi yang telah ada sebelumnya, tercatat selama periode dua bulan. Peneliti hanya perlu mencari, mengumpulkan, dan menggabungkan data tersebut, yang berupa laporan penjualan dari sumber internal, yaitu bagian penjualan pada *Street House Coffee*.

#### 2.1.1 Data Penelitian

Data penelitian yang berhasil didapatkan merupakan data transaksi yang tercatat di *Street House Coffee* mencakup pada periode 1 Mei sampai dengan 30 Juni 2024. Data berisi 623 baris *record* transaksi yang terdapat 13 kolom data yaitu data *Outlet*, *Date*, *Order Time*, *Receipt Number*, *Menu Category*, *Items*, *Quantity*, *Total*, *Pay*, *Return*, *Order Note*, *Served by*, *Payment Method*. Data direpresentasikan melalui format yang sesuai untuk analisis yaitu tipe file.xls.

## 2.2 Tahap Pre-Processing

Proses Data Mining memerlukan tahap *preprocessing* setelah data dikumpulkan. Tahap ini bertujuan untuk mengolah data mentah agar siap dianalisis dalam proses *mining*. Berikut adalah langkah-langkah *preprocessing* yang dijelaskan [6]:

- a. Pembersihan data (*Data Cleaning*)  
Setelah data dikumpulkan, langkah selanjutnya yaitu pengolahan data melalui seleksi atau pembersihan data terhadap transaksi penjualan. Tahap ini bertujuan untuk mengidentifikasi atribut dan *value* yang akan digunakan pada proses selanjutnya.
- b. Integrasi Data (*Data Integration*)  
Selama proses integrasi, data dengan format yang berbeda harus terlebih dahulu disesuaikan ke dalam format yang seragam.
- c. Pengurangan Data (*Data Reduction*)  
Untuk mempermudah proses *data mining*, data dapat direduksi dengan menggunakan teknik pemilihan *subset* atribut. Teknik ini berfungsi menghapus atribut yang tidak relevan atau tidak diperlukan.
- d. Transformasi Data (*Data Transformation*)  
Setelah beberapa tahap, langkah selanjutnya adalah transformasi data, di mana data disimpan dalam format XLS. Data perlu diubah ke format yang mudah dibaca dan diproses oleh program.

Dari data transaksi yang dimiliki *Street House Coffee*, setelah melalui tahap *preprocessing*, data yang dihasilkan berjumlah 588 *record* dari total 623 *record*, dari 13 *atribut* atau *field* yang ada, kini hanya tersisa 2, yaitu *date* dan *items*. Gambaran ini dapat dilihat pada tabel 1 berikut:

**Tabel 1.** Data Transaksi Penelitian

No	Date	Items
1	01/05/2024	Kopi Mantan, Chocolate, Taro, French Fries
2	01/05/2024	Vanilla, Avocado, Filter Coffee
3	01/05/2024	Lychee Tea, Esprecolla, Cireng
4	01/05/2024	Japanese Coffee, Mix Platter
5	01/05/2024	Matcha, French Fries
...	...	...
588	30/06/2024	Milkshake, Caramel, Thai Tea

## 2.3 Metode Yang Digunakan

### a. Association Rule

Aturan asosiasi (*Association rules*) adalah metode yang digunakan untuk menemukan pola yang sering muncul dalam sekumpulan transaksi, di mana setiap transaksi terdiri dari beberapa *item* atau produk. Dalam tahap ini, peneliti fokus pada mendapatkan algoritma yang efisien melalui analisis pola frekuensi tinggi (*frequent pattern mining*). [4]

Menurut [7] dalam suatu aturan asosiasi terdapat dua ukuran ketertarikan diantaranya:

- 1) *Support* (nilai penunjang) merupakan probabilitas konsumen membeli beberapa produk sekaligus secara bersamaan dibandingkan dengan seluruh jumlah transaksi.
- 2) *Confidence* atau tingkat kepercayaan merupakan nilai kepastian yang menunjukkan kekuatan hubungan antara item dalam suatu kejadian.

Metodologi dasar *Association Rule* dibagi ke dalam dua tahapan [8]:

#### 1) Analisa pola frekuensi tinggi

Tahapan ini bertujuan untuk menemukan kombinasi *item* yang memenuhi kriteria *minimum* nilai *support* dalam *database*. Nilai *support* dari sebuah *item* ditentukan dengan rumus:

$$Support(A) = \frac{Jumlah\ Transaksi\ Mengandung\ A}{Total\ Transaksi} \times 100\% \quad (1)$$

Rumus ini menghitung proporsi transaksi yang mengandung A terhadap total transaksi. Untuk menentukan nilai *support* dari dua item, digunakan rumus berikut:

$$Support(A \cap B) = \frac{Jumlah\ Transaksi\ Mengandung\ A\ dan\ B}{Total\ Transaksi} \times 100\% \quad (2)$$

Rumus ini menghitung proporsi transaksi yang mengandung A dan B terhadap total transaksi.

2) Pembentukan aturan asosiatif

*Confidence* adalah ukuran yang menunjukkan hubungan kondisional antara dua *item* (berdasarkan kondisi tertentu). Rumus untuk menghitungnya adalah sebagai berikut :

$$Confidence = P(B/A) = \frac{Jumlah\ Transaksi\ yang\ Mengandung\ A\ dan\ B}{Jumlah\ Transaksi\ Mengandung\ B} \times 100\% \quad (3)$$

Rumus ini menghitung perbandingan jumlah transaksi yang mencakup itemset A dan B terhadap jumlah transaksi yang hanya mencakup itemset A.

b. Algoritma Apriori

Algoritma Apriori adalah metode yang digunakan untuk mencari *itemset* yang sering muncul (*frequent itemset*) guna membentuk aturan asosiasi. Seperti namanya, algoritma ini memanfaatkan pengetahuan awal tentang sifat-sifat *itemset* yang sering muncul yang telah diketahui sebelumnya untuk mengolah informasi lebih lanjut. Berikut ini adalah penjelasan mengenai algoritma Apriori. [3] :

1) *Itemset* dan *Support*

*Itemset* merupakan kumpulan *item* yang dapat terdiri dari satu atau lebih *item* dalam sebuah dataset. *Itemset* dapat berupa satu *item* tunggal atau gabungan beberapa *item*. *Support itemset* mengukur seberapa sering *itemset* muncul dalam dataset dan digunakan untuk mengevaluasi frekuensi kemunculannya.

2) Prinsip Apriori

Prinsip Apriori menyatakan bahwa jika suatu *itemset* A sering muncul dalam sebuah dataset, maka setiap subset dari *itemset* A kemungkinan besar juga akan sering muncul. Sebaliknya, jika sebuah *itemset* jarang muncul dalam *dataset*, maka *itemset* yang lebih besar yang mencakup *itemset* tersebut juga cenderung jarang muncul. Prinsip ini berguna untuk mengurangi jumlah *itemset* yang perlu diperiksa dalam mengidentifikasi *itemset* yang sering muncul.

3) *Candidat Itemset*

Kandidat *itemset* adalah *itemset* yang diperoleh selama proses pencarian *itemset* yang sering muncul. Algoritma Apriori menggunakan prinsip Apriori untuk menghasilkan kandidat *itemset* dengan mengombinasikan *itemset* yang sebelumnya sudah sering muncul.

4) Ukuran Dukungan Minimum (*Minimum Support*)

*Minimum support* merupakan nilai batas yang telah ditetapkan pada sebuah *itemset* untuk menentukan apakah dianggap sering muncul atau tidak. Jika *itemset* dengan *support* melebihi nilai *minimum support* maka dianggap sering muncul dan relevan dalam *analisis* asosiasi.

5) *Join* (Penggabungan)

Proses ini dilakukan dengan menggabungkan *item* dengan *item* lain sampai tidak ada lagi kombinasi yang bisa dibentuk.

6) *Pruning* (Pemangkasan)

Merupakan proses menghapus *itemset* yang tidak memenuhi kriteria *minimum support* dari daftar kandidat *itemset*. Dengan *pruning*, jumlah *itemset* yang harus diperiksa dapat dikurangi, sehingga meningkatkan efisiensi algoritma.

c. Uji *Lift Ratio* Pada Aturan

*Lift ratio* adalah ukuran yang digunakan untuk menilai kekuatan aturan asosiasi yang telah terbentuk. Nilai *lift ratio* yang dihasilkan dapat menjadi acuan untuk validitas aturan tersebut. Perhitungan nilai *lift ratio* dapat dilakukan dengan menggunakan rumus berikut [9] :

$$Lift\ Ratio = \frac{Confidence}{Expected\ Confidence} \quad (4)$$

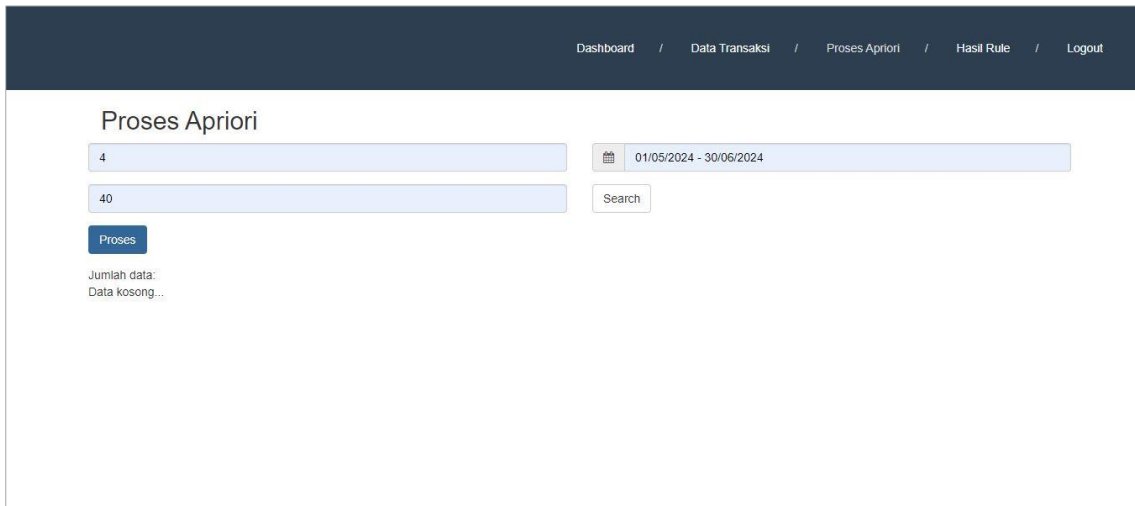
Sedangkan untuk perhitungan rumus *Expected Confidence* sebagai berikut :

$$Lift\ Ratio = \frac{Confidence}{Expected\ Confidence} \quad (5)$$

Apabila nilai *lift rationya*  $> 1$ , maka hasil pengujian algoritma menunjukkan korelasi positif, sedangkan apabila  $< 1$ , algoritma apriori menunjukkan korelasi negatif. *Lift ratio* digunakan biasanya untuk menentukan apakah aturan asosiasi yang terbentuk bersifat *valid* atau tidak *valid* [10].

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Gambar 2 memperlihatkan tampilan pengisian nilai *minimum support* dan *minimum confidence*. Dalam pengujian ini, nilai *minimum support* diatur sebesar 4% dan nilai *minimum confidence* sebesar 40%, dengan periode dari 1 Mei hingga 30 Juni 2024. Jika nilai input lebih tinggi, kemungkinan korelasi antara item akan sangat kecil karena banyaknya *item* dan variasi kombinasi menu.



**Gambar 2.** Tampilan Layar Proses Apriori

Tahap berikutnya adalah melakukan pencarian *itemset1*, di mana *item-item* dijumlahkan dan nilai *support*-nya dihitung. Gambar 3 memperlihatkan tampilan pengujian program untuk pencarian *itemset1*.

No	Item	Jumlah	Support	
1	Vanilla	43	7,31	Lolos
2	Avocado	41	6,97	Lolos
3	Filter Coffee	19	3,23	Tidak Lolos
4	Red Velvet	80	13,61	Lolos
5	Thai Tea	77	13,10	Lolos
6	Matcha	104	17,69	Lolos
7	French Fries	100	17,01	Lolos
8	Lychee Tea	33	5,61	Lolos
9	Esprecolla	24	4,08	Lolos
10	Cireng	30	5,10	Lolos
11	Lemon Tea	42	7,14	Lolos
12	Americano	25	4,25	Lolos
13	Kopi Mantan	69	11,73	Lolos
14	Chocolate	82	13,95	Lolos

**Gambar 3.** Pengujian Program *Itemset1*

Tahap berikutnya adalah melakukan pencarian *itemset2* dengan menggunakan *itemset1* yang telah lolos, kemudian dilakukan penggabungan, dan dihitung nilai *support*-nya. Gambar 4 memperlihatkan hasil pengujian program untuk pencarian *itemset2*.

Itemset 2:					
No	Item1	Item2	Jumlah	Support	
1	Vanilla	Avocado	1	0,17	Tidak Lolos
2	Vanilla	Red Velvet	0	0,00	Tidak Lolos
3	Vanilla	Thai Tea	1	0,17	Tidak Lolos
4	Vanilla	Matcha	4	0,68	Tidak Lolos
5	Vanilla	French Fries	0	0,00	Tidak Lolos
6	Vanilla	Lychee Tea	0	0,00	Tidak Lolos
7	Vanilla	Espreccolla	5	0,85	Tidak Lolos
8	Vanilla	Cireng	5	0,85	Tidak Lolos
9	Vanilla	Lemon Tea	0	0,00	Tidak Lolos
10	Vanilla	Americano	1	0,17	Tidak Lolos
11	Vanilla	Kopi Mantan	4	0,68	Tidak Lolos
12	Vanilla	Chocolate	0	0,00	Tidak Lolos

Gambar 4. Pengujian Program *Itemset2*

Tahap berikutnya adalah melakukan pencarian *itemset3* dengan menggunakan *itemset2* yang telah lolos, kemudian dilakukan penggabungan, dan dihitung nilai *support*-nya. Gambar 5 memperlihatkan tampilan pengujian program untuk pencarian *itemset3*.

Itemset 3:						
No	Item1	Item2	Item3	Jumlah	Support	
1	Thai Tea	Caramel	Milkshake	25	4,25	Lolos
2	Thai Tea	Caramel	French Fries	0	0,00	Tidak Lolos
3	Thai Tea	French Fries	Kopi Mantan	0	0,00	Tidak Lolos
4	Thai Tea	Caramel	Kopi Mantan	0	0,00	Tidak Lolos
5	French Fries	Caramel	Kopi Mantan	0	0,00	Tidak Lolos
6	Thai Tea	French Fries	Chocolate	0	0,00	Tidak Lolos
7	Thai Tea	Caramel	Chocolate	0	0,00	Tidak Lolos
8	French Fries	Caramel	Chocolate	0	0,00	Tidak Lolos
9	Thai Tea	French Fries	Strawberry lam	0	0,00	Tidak Lolos
10	Thai Tea	Caramel	Strawberry lam	0	0,00	Tidak Lolos
11	French Fries	Caramel	Strawberry lam	0	0,00	Tidak Lolos
12	Thai Tea	Chocolate	Taro	0	0,00	Tidak Lolos

Gambar 5. Pengujian Program *Itemset3*

Tahap selanjutnya adalah menghitung nilai *confidence* dari *itemset2*. *Itemset2* dianggap memenuhi syarat jika nilai *confidence*-nya sama dengan atau lebih tinggi dari nilai *minimum confidence* yang telah ditetapkan, yaitu 40%. *Itemset2* yang memenuhi kriteria akan diteruskan ke proses berikutnya, sementara yang tidak memenuhi akan dihapus dan tidak dilanjutkan ke tahap berikutnya. Gambar 6 memperlihatkan tampilan pengujian program untuk perhitungan *confidence itemset2*.

Confidence dari Itemset 2					
No	X => Y	Support X U Y	Support X	Confidence	Keterangan
1	Thai Tea => Caramel	4,93	13,10	37,66	Tidak Lolos
2	Caramel => Thai Tea	4,93	7,99	61,70	Lolos
3	Thai Tea => Milkshake	6,12	13,10	46,75	Lolos
4	Milkshake => Thai Tea	6,12	8,84	69,23	Lolos
5	French Fries => Kopi Mantan	4,08	17,01	24,00	Tidak Lolos
6	Kopi Mantan => French Fries	4,08	11,73	34,78	Tidak Lolos
7	French Fries => Chocolate	7,99	17,01	47,00	Lolos
8	Chocolate => French Fries	7,99	13,95	57,32	Lolos
9	French Fries => Strawberry lam	4,08	17,01	24,00	Tidak Lolos
10	Strawberry lam => French Fries	4,08	8,50	48,00	Lolos
11	Chocolate => Taro	5,44	13,95	39,02	Tidak Lolos
12	Taro => Chocolate	5,44	11,90	45,71	Lolos
13	Caramel => Milkshake	4,59	7,99	57,45	Lolos
14	Milkshake => Caramel	4,59	8,84	51,92	Lolos

Gambar 6. Pengujian Program *Confidence* dari *Itemset2*

Setelah menghitung nilai *confidence* untuk *itemset2*, tahap berikutnya adalah menghitung nilai untuk *itemset3*. *Itemset3* dianggap memenuhi syarat jika nilai *confidence*-nya sama dengan atau melebihi nilai *minimum confidence* yang telah ditetapkan, yaitu 40%. *Itemset3* yang memenuhi kriteria akan diteruskan ke tahap berikutnya, sementara *itemset* yang tidak memenuhi akan dihapus dan tidak melanjutkan ke tahap selanjutnya. Gambar 7 memperlihatkan tampilan pengujian program untuk perhitungan *confidence itemset3*.

Confidence dari itemset 3					
No	X => Y	Support X U Y	Support X	Confidence	Keterangan
1	Thai Tea , Caramel => Milkshake	4,25	4,93	86,21	Lolos
2	Caramel , Milkshake => Thai Tea	4,25	4,59	92,59	Lolos
3	Milkshake , Thai Tea => Caramel	4,25	6,12	69,44	Lolos
4	Thai Tea => Milkshake , Caramel	4,25	13,10	32,47	Tidak Lolos
5	Caramel => Thai Tea , Milkshake	4,25	7,99	53,19	Lolos
6	Milkshake => Caramel , Thai Tea	4,25	8,84	48,08	Lolos

**Gambar 7.** Pengujian Program *Confidence* dari *Itemset3*

Tahap selanjutnya adalah menghitung nilai uji lift (*lift ratio*). Korelasi antara *item* dianggap positif jika nilai uji lift (*lift ratio*) sama dengan atau lebih dari 1. Sebaliknya, jika nilai tersebut kurang dari 1, maka korelasi dianggap negatif, dan *item* tersebut akan dihapus serta tidak ditampilkan. Gambar 8 menampilkan tampilan pengujian program untuk aturan asosiasi yang terbentuk.

Rule Asosiasi yang terbentuk:				
No	X => Y	Confidence	Nilai Uji lift	Korelasi rule
1	Thai Tea , Caramel => Milkshake	86,21	9,75	korelasi positif
2	Caramel , Milkshake => Thai Tea	92,59	7,07	korelasi positif
3	Milkshake , Thai Tea => Caramel	69,44	8,69	korelasi positif
4	Caramel => Thai Tea , Milkshake	53,19	8,69	korelasi positif
5	Milkshake => Caramel , Thai Tea	48,08	9,75	korelasi positif
6	Caramel => Thai Tea	61,70	4,71	korelasi positif
7	Thai Tea => Milkshake	46,75	5,29	korelasi positif
8	Milkshake => Thai Tea	69,23	5,29	korelasi positif
9	French Fries => Chocolate	47,00	3,37	korelasi positif
10	Chocolate => French Fries	57,32	3,37	korelasi positif
11	Strawberry Jam => French Fries	48,00	2,82	korelasi positif
12	Taro => Chocolate	45,71	3,28	korelasi positif
13	Caramel => Milkshake	57,45	6,50	korelasi positif
14	Milkshake => Caramel	51,92	6,50	korelasi positif

**Gambar 8.** Pengujian Program *Lift Ratio*, Korelasi *Rule*

Berdasarkan hasil pengujian program analisis data transaksi dari periode 1 Mei 2024 hingga 30 Juni 2024, dengan nilai *minimum support* sebesar 4% dan *minimum confidence* sebesar 40%, ditemukan 14 aturan asosiasi sebagai berikut:

- Jika konsumen membeli menu *Thai Tea* dan *Caramel*, maka kemungkinan besar konsumen juga akan membeli menu *Milkshake*.
- Jika konsumen membeli menu *Caramel* dan *Milkshake*, maka kemungkinan besar konsumen juga akan membeli menu *Thai Tea*.
- Jika konsumen membeli menu *Milkshake* dan *Thai Tea*, maka kemungkinan besar konsumen juga akan membeli menu *Caramel*.
- Jika konsumen membeli menu *Caramel*, maka kemungkinan besar konsumen juga akan membeli menu *Thai Tea* dan *Milkshake*.
- Jika konsumen membeli menu *Milkshake*, maka kemungkinan besar konsumen juga akan membeli menu *Caramel* dan *Thai Tea*.
- Jika konsumen membeli menu *Caramel*, maka kemungkinan besar konsumen juga akan membeli menu *Thai Tea*.

- g) Jika konsumen membeli menu *Thai Tea*, maka kemungkinan besar konsumen juga akan membeli menu *Milkshake*.
- h) Jika konsumen membeli menu *Milkshake*, maka kemungkinan besar konsumen juga akan membeli menu *Thai Tea*.
- i) Jika konsumen membeli menu *French Fries*, maka kemungkinan besar konsumen juga akan membeli menu *Chocolate*.
- j) Jika konsumen membeli menu *Chocolate*, maka kemungkinan besar konsumen juga akan membeli menu *French Fries*.
- k) Jika konsumen membeli menu *Strawberry* lam, maka kemungkinan besar konsumen juga akan membeli menu *French Fries*.
- l) Jika konsumen membeli menu *Taro*, maka kemungkinan besar konsumen juga akan membeli menu *Chocolate*.
- m) Jika konsumen membeli menu *Caramel*, maka kemungkinan besar konsumen juga akan membeli menu *Milkshake*.
- n) Jika konsumen membeli menu *Milkshake*, maka kemungkinan besar konsumen juga akan membeli menu *Caramel*.

Aturan asosiasi yang terbentuk dari hasil tersebut dapat digunakan oleh *Street House Coffee* untuk meningkatkan strategi penjualan dalam menentukan promosi menu paket.

#### 4. KESIMPULAN

Penerapan *data mining* dengan metode *association rule* menggunakan algoritma apriori pada *Street House Coffee* telah berhasil mengidentifikasi pola hubungan antar *item* dalam transaksi penjualan periode 1 Mei 2024 hingga 30 Juni 2024 dan menghasilkan 14 aturan asosiasi. Aturan tersebut memiliki nilai *confidence* tertinggi mencapai 92.59% dan nilai uji *lift* sebesar 7.07, yang terjadi pada kombinasi *Caramel*, *Milkshake* dan *Thai Tea*. Informasi ini dapat digunakan untuk memberikan rekomendasi produk kepada pelanggan serta membantu dalam merancang strategi bisnis, seperti promosi dan *cross-selling*. Proses analisis melibatkan langkah-langkah seperti pengumpulan data dan pembersihan data, identifikasi *itemset* frekuensi tinggi, pembangunan aturan asosiasi berdasarkan *minimum support* yang sudah ditetapkan sebesar 0.04 (4%) dan *minimum confidence* sebesar 0.4 (40%), serta evaluasi kualitas aturan dengan uji *lift ratio*. Untuk meningkatkan efektivitas dan kemudahan penggunaan sistem, disarankan agar program ini dikembangkan menjadi lebih *user-friendly* dengan bahasa yang lebih sederhana dan *intuitive*. Otomatisasi pada tahap *preprocessing* juga perlu ditingkatkan agar sistem dapat melakukan pemrosesan data secara mandiri, termasuk dukungan untuk berbagai format *file* selain *Excel* (.xls). Selain itu, pengembangan lebih lanjut dapat mencakup penambahan algoritma lain, seperti *clustering*, untuk mengelompokkan *item* berdasarkan jenisnya, guna memberikan pemahaman yang lebih mendalam dan memperluas variasi strategi bisnis.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Takdirillah, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Terhadap Data Transaksi Sebagai Pendukung Informasi Strategi Penjualan," *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, vol. 4, no. 1, pp. 37–46, 2020, doi: 10.29408/edumatic.v4i1.2081.
- [2] A. Harist N, I. R. Munthe, dan A. P. Juledi, "Implementasi Data Mining Algoritma Apriori untuk Meningkatkan Penjualan," *J. Tek. Inform. UNIKA St. Thomas*, vol. 06, no. 1, pp. 188–197, 2021.
- [3] S. Mardani, "Implementasi Metode Association Rules Dengan Algoritma Apriori Untuk Pola Pembelian Konsumen Di Pt. Sehati Bangunan Abadi," *Prosiding Seminar Nasional Mahasiswa Fakultas Teknologi Informasi*, vol. 2, no. September, pp. 453–462, 2023.
- [4] S. P. N. Harahap, "Implementasi Data Mining Dalam Memprediksi Transaksi Penjualan Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus : Pt.Arma Anugerah Abadi Cabang Sei Rampah)," *J. Sist. Inf. Kaputama*, vol. 4, no. 1, pp. 54–61, 2020.
- [5] M. M. Muchlis, I. Fitri, dan R. Nuraini, "Rancang Bangun Aplikasi Data Mining pada Penjualan Distro Bloods Berbasis Web menggunakan Algoritma Apriori," *J. JTIK (Jurnal Teknol. Inf. dan Komunikasi)*, vol. 4, no. 2, pp. 26, 2021, doi: 10.35870/jtik.v5i1.197.
- [6] A. J. P. Sibarani, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Meningkatkan Pola Penjualan Obat," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 7, no. 2, pp. 262–276, 2020, doi: 10.35957/jatisi.v7i2.195.
- [7] Y. M. Kristania dan S. Listanto, "Implementasi Data Mining Terhadap Data Penjualan Dengan Algoritma Apriori Pada Pt. Duta Kencana Swaguna," *J. Teknoinfo*, vol. 16, no. 2, pp. 364, 2022, doi: 10.33365/jti.v16i2.1973.
- [8] I. Rosmayati, W. Wahyuningsih, E. F. Harahap, dan H. S. Hanifah, "Implementasi Data Mining pada Penjualan Kopi Menggunakan Algoritma Apriori," *J. Algoritm.*, vol. 20, no. 1, pp. 99–107, 2023, doi: 10.33364/algoritma/v.20-1.1259.



- [9] A. R. Riszky dan M. Sadikin, “Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Produk bagi Pelanggan,” *J. Teknol. dan Sist. Komput.*, vol. 7, no. 3, pp. 103–108, 2019, doi: 10.14710/jtsiskom.7.3.2019.103-108.
- [10] A. Prasetyo, R. Sastra, dan N. Musyaffa, “Implementasi Data Mining Untuk Analisis Data Penjualan Dengan Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus Dapoerin’S),” *J. Khatulistiwa Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 94-96, 2020, doi: 10.31294/jki.v8i2.8994.