

Analisis Menggunakan Algoritma Fp-Growth Untuk Mencari Pola Penjualan F & B Di Rmk Coffee

¹Akhwani Shifa Hafizah, ²Zulham, ³Muhammad Eka

^{1,2,3}Prodi Rekayasa Perangkat Lunak, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer
Universitas Dharmawangsa, Medan Indonesia

Corresponding Email: zulham@dharmawangsa.ac.id

ABSTRAK- Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pola penjualan produk makanan dan minuman di RMK Coffee menggunakan algoritma FP-Growth dan perangkat lunak RapidMiner. Data transaksi dari Maret hingga Desember 2023 dianalisis untuk mengidentifikasi kombinasi produk yang sering dibeli bersama. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pembelian Tantamen Katsu sering diikuti dengan pembelian Japanese Caramel 120 ml danAmericano Hot. Temuan ini memberikan wawasan strategis untuk optimasi promosi, penempatan produk, dan pengembangan menu di RMK Coffee. Implementasi algoritma FP-Growth terbukti efektif dalam mengidentifikasi pola pembelian konsumen, yang dapat mendukung keputusan bisnis berbasis data di sektor makanan dan minuman. Rekomendasi termasuk pengembangan sistem berbasis web atau mobile untuk akses yang lebih luas, serta penggabungan algoritma lain seperti Apriori atau algoritma klasifikasi untuk meningkatkan presisi dalam analisis pola transaksi. Dengan demikian, strategi pemasaran yang dihasilkan dapat lebih tepat sasaran, mendukung peningkatan penjualan, dan memaksimalkan keuntungan.

Kata Kunci: FP-Growth, data mining, pola penjualan

ABSTRACT- This study aims to analyze the sales patterns of food and beverage products at RMK Coffee using the FP-Growth algorithm and RapidMiner software. Transaction data from March to December 2023 was analyzed to identify combinations of products frequently purchased together. The results indicate that the purchase of Tantamen Katsu is often followed by the purchase of Japanese Caramel 120 ml andAmericano Hot. These findings provide strategic insights for optimizing promotions, product placements, and menu development at RMK Coffee. The implementation of the FP-Growth algorithm has proven effective in identifying consumer purchasing patterns, supporting data-driven business decisions in the food and beverage sector. Recommendations include the development of a web or mobile-based system for broader access, and the integration of other algorithms such as Apriori or classification algorithms to enhance the precision of transaction pattern analysis. Thus, the resulting marketing strategies can be more targeted, supporting increased sales and maximizing profitability.

Keywords: FP-Growth, data mining, sales patterns

PENDAHULUAN

Seiring berjalannya waktu, terjadi peningkatan pesat dalam perkembangan infrastruktur di Indonesia, dimana teknologi informasi telah menjadi pendorong utamanya. Teknologi ini memungkinkan pengguna mendapatkan informasi dengan cepat dan tepat, membawa dampak besar terhadap dunia bisnis, termasuk dalam industri kafe.

Industri kafe di Indonesia saat ini mengalami pertumbuhan yang cepat, yang ditandai dengan banyaknya pembangunan kafe baru. Hal ini sejalan dengan tren saat ini di mana kafe telah menjadi bagian dari gaya hidup, khususnya bagi generasi Z. Faktor-faktor seperti ketersediaan wifi gratis dan variasi menu yang lezat membantu menciptakan pengalaman yang positif bagi pengunjung (Chaerul Dkk., 2021).

RMK Coffee, yang terletak di Jalan Suka Budi No. 11, Sitirejo II, Kec. Medan Amplas, Kota Medan, Sumatera Utara 20217, merupakan salah satu kafe yang beroperasi dalam industri restoran yang kompetitif. Untuk menarik dan mempertahankan pelanggan, penting bagi RMK Coffee untuk mengimplementasikan strategi pemasaran yang cerdas dan efisien guna mempercepat penjualan produk makanan dan minuman mereka, dengan tujuan untuk mengoptimalkan keuntungan.

Dalam konteks ini, sangat krusial untuk melakukan analisis mendalam terhadap data transaksi untuk mengidentifikasi tren pembelian pelanggan. Informasi ini memungkinkan RMK Coffee untuk memahami preferensi pembelian konsumen mereka. Melalui analisis pola pembelian ini, manajemen kafe dapat membuat keputusan strategis mengenai produk apa yang harus dipromosikan atau dikembangkan lebih lanjut. Mengingat volume data transaksi yang besar, analisis manual mungkin tidak efektif, sehingga penerapan teknik data mining untuk analisis pola menjadi sangat berharga. Proses ini akan menghasilkan wawasan yang bisa diandalkan mengenai item mana yang sering dibeli dan mana yang cepat habis,

membantu kafe dalam menyusun strategi pemasaran dan penjualan yang lebih efektif.

Dalam bidang data mining, beragam metodologi dan teknik tersedia untuk memenuhi kebutuhan informasi yang luas, yang mana informasi tersebut dapat digunakan untuk mendukung pengambilan keputusan. Salah satu metode dalam analisis pola data yang terkenal adalah penerapan fungsi analisis asosiasi, khususnya melalui penggunaan Algoritma FP-Growth. Algoritma ini dikenal sebagai pendekatan alternatif yang efektif untuk mengidentifikasi kumpulan item yang sering muncul dalam sebuah dataset (Zulham dkk., 2021).

Telah ada banyak studi yang memanfaatkan algoritma serupa, termasuk penggunaan Algoritma FP-Growth. Penelitian ini mengikuti jejak studi-studi sebelumnya, namun berbeda dalam hal objek yang diteliti. Fokus dari penelitian ini adalah pada data transaksi penjualan makanan dan minuman di sebuah kafe, yang menangkap tren meningkatnya bisnis di sektor makanan dan minuman. Peningkatan ini menyebabkan bertambahnya jumlah data transaksi yang tersedia untuk analisis.

Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini bertajuk bertujuan untuk mengeksplorasi dan mengidentifikasi pola-pola penjualan yang bisa dijadikan acuan dalam pengambilan keputusan strategis di sektor tersebut.

METODE PENELITIAN

Untuk bagian pengumpulan data dalam penelitian ini maka digunakan teknik pengumpulan data sebagai berikut :

1. Observasi

Observasi merupakan metode pengumpulan data yang valuable untuk meneliti kasus atau fenomena yang kompleks memungkinkan peneliti untuk mendapatkan data yang kaya dan kontekstual, serta membangun narasi yang komprehensif tentang kasus atau fenomena yang diteliti. Teknik pengumpulan data dengan melakukan pengamatan secara langsung ke tempat studi kasus.

2. Wawancara

Metode wawancara ini diimplementasikan untuk memperoleh informasi tambahan dari individu-individu berwenang yang berinteraksi langsung dengan Manajer RMK Coffee. Pada fase ini, diuraikan mengenai prosedur untuk menentukan jenis-jenis menu makanan dan minuman yang perlu disiapkan dalam jumlah lebih banyak berdasarkan tingkat pembelian yang tinggi oleh konsumen.

Selanjutnya, peneliti akan menganalisa data yang telah diperoleh. Analisa dilakukan dengan menggunakan asosiasi untuk mendapat nilai support dan confidence lebih besar. Salah satu tekniknya adalah FP-Growth yang lebih efisien dari Apriori, FP-Growth menghasilkan frequent item set tanpa pembuatan kandidat. Kemudian, akan dibandingkan hasil yang diolah dengan cara perhitungan manual dan diolah menggunakan RapidMiner studio.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Transaksi penjualan yang digunakan merupakan data dari penjualan produk dari Maret 2023 hingga Desember 2023. Data ini merupakan contoh yang diambil dari 40 transaksi penjualan secara keseluruhan.

Tabel 1 Data Transaksi

No Transaksi	Tanggal Transaksi	Nama Produk
1	21-Mar-23	Tantamen Katsu, Indomie Goreng.
2	25-Mar-23	Indomie Goreng, Ubi.
3	27-Mar-23	Tantamen Katsu, Japanes Caramel 120 ml, Americano Hot.
4	02-Apr-23	Tantamen Katsu, Nasi Telur Dadar Krispy, Kentang, Americano Hot, Caffé Latte.
5	12-Apr-23	Nasi Goreng Telur, Indomie Goreng, Capucino.
6	15-Apr-23	Special Tantamen, Indomie Goreng, Sanger Espresso.
No Transaksi	Tanggal Transaksi	Nama Produk
7	22-Apr-23	Tantamen Katsu, Japanes Caramel 120 ml, Americano Hot.
8	30-Apr-23	Tantamen Katsu, Ubi, Americano Hot.
9	01 Mei-23	Nasi Goreng Telur, Basreng, Capucino.

10	10 Mei-23	Nasi Telur Dadar Krispy, Kentang, Caffè Latte.
11	14 Mei-23	Tantamen Katsu, Latte Hazelnut, Tea.
12	18 Mei-23	Special Tantamen, Sanger Espresso, Tea Tarek.
13	23 Mei-23	Kentang, Americano Hot, Sanger Espresso.
14	25 Mei-23	Ubi, Americano Hot.
15	27 Mei-23	Nasi Goreng Telur, Indomie Goreng, Basreng.
16	29 Mei-23	Nasi Telur Dadar Krispy, Indomie Goreng, Ubi.
17	03-Jun-23	Japanes Caramel 120 ml, Latte Hazelnut.
18	08-Jun-23	Tantamen Katsu, Kentang, Latte Hazelnut, Green Tea.
19	29 Agust-23	Indomie Goreng, Lemon Tea.
20	12-Sep-23	Nasi Telur Dadar Krispy, Basreng, Tea.
21	15-Sep-23	Nasi Telur Dadar Krispy, Indomie Kuah, Japanes Caramel 120 ml, Latte Hazelnut.
22	27-Sep-23	Indomie Goreng, Ubi, Latte Hazelnut, Tea Tarek.
23	08 Okt-23	Nasi Goreng Telur, Americano Hot, Lemon Tea.
24	17 Okt-23	Nasi Telur Dadar Krispy, Kentang, Americano Hot, Caffè Latte, Green Tea.
25	20 Okt-23	Nasi Telur Dadar Krispy, Basreng, Capucino.
26	10-Nov-23	Indomie Goreng, Sanger Espresso, Tea.
27	11-Nov-23	Indomie Kuah, Americano Hot.
28	19-Nov-23	Americano Hot.
29	22-Nov-23	Tantamen Katsu, Nasi Goreng Telur, Japanes Caramel 120 ml, Capucino.
30	27-Nov-23	Tantamen Katsu, Japanes Caramel 120 ml, Espresso on rock, Caffè Latte.
31	1 Des-23	Americano Hot.
32	2 Des-23	Basreng, Sanger Espresso.
33	5 Des-23	Japanes Caramel 120 ml.
34	6 Des-23	Tantamen Katsu, Japanes Caramel 120 ml, Tea Tarek.
35	7 Des-23	Americano Hot.
36	8 Des-23	Espresso on rock.
37	9 Des-23	Tantamen Katsu.
38	15 Des-23	Tantamen Katsu, Basreng.
39	16 Des-23	Nasi Telur Dadar Krispy, Tea Tarek.
40	17 Des-23	Tantamen Katsu, Sanger Espresso.

Untuk mempermudah pengerjaan maka tabel data transaksi akan diganti dengan kode. Berikut merupakan tabel pergantian nama produk menjadi kode.

Tabel 2 Kode Produk

Kode Item	Nama Item
A01	Tantamen Katsu
A02	Special Tantamen
A03	Nasi Telur Dadar Krispy
A04	Nasi Goreng Telur
A05	Indomie Kuah
A06	Indomie Goreng
A07	Kentang
A08	Ubi
A09	Japanes Caramel 120 ml
A10	Basreng
A11	Espresso on rock
A12	Americano Hot
A13	Sanger Espresso
A14	Caffe Latte
A15	Capucino
A16	Latte Hazelnut
A17	Tea
A18	Green Tea
A19	Lemon Tea
A20	Tea Tarek

Dari tabel daftar pergantian nama produk menjadi kode maka akan dibuat tabel data transaksi sesuai kode diatas.

Tabel 3 Transaksi

No Transaksi	Tanggal Transaksi	Nama Produk
1	21-Mar-23	A01, A06.
2	25-Mar-23	A06, A08.
3	27-Mar-23	A01, A09, A12.
4	02-Apr-23	A01, A03, A07, A12, A14.
5	12-Apr-23	A04, A06, A15.
6	15-Apr-23	A02, A06, A13.
7	22-Apr-23	A01, A09, A12.
8	30-Apr-23	A01, A08, A12.
9	01 Mei-23	A04, A10, A15.
10	10 Mei-23	A03, A07, A14.
11	14 Mei-23	A01, A16, A17.
No Transaksi	Tanggal Transaksi	Nama Produk
12	18 Mei-23	A02, A13, A20.
13	23 Mei-23	A07, A12, A13.

14	25 Mei-23	A08, A12.
15	27 Mei-23	A04, A06, A10.
16	29 Mei-23	A03, A06, A08.
17	03-Jun-23	A09, A16.
18	08-Jun-23	A01, A07, A16, A18.
19	29 Agust-23	A06, A19.
20	12-Sep-23	A03, A10, A17.
21	15-Sep-23	A03, A05, A09, A16.
22	27-Sep-23	A06, A08, A16, A20.
23	08 Okt-23	A04, A12, A19.
24	17 Okt-23	A03, A07, A12, A14, A18.
25	20 Okt-23	A03, A10, A15.
26	10-Nov-23	A06, A13, A17.
27	11-Nov-23	A05, A12.
28	19-Nov-23	A12.
29	22-Nov-23	A01, A04, A09, A15.
30	27-Nov-23	A01, A09, A11, A14.
31	1 Des-23	A12.
32	2 Des-23	A10, A13.
33	5 Des-23	A09.
34	6 Des-23	A01, A09, A20.
35	7 Des-23	A12.
36	8 Des-23	A11.
37	9 Des-23	A01.
38	15 Des-23	A01, A10.
39	16 Des-23	A03, A20.
40	17 Des-23	A01, A13.

Frekuensi dan *support* tiap *item* diurutkan dari yang paling tertinggi kemudian dilakukan pencarian nilai *support item* dari 40 transaksi dengan rumus:

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

Berdasarkan rumus diatas, maka akan didapatkan nilai *support* seperti padatable berikut ini:

Tabel 4 Frekuensi Kemunculan Tiap Item

No	Kode Item	Frekuensi Kemunculan	Support
1	A01	13	$(13/40) \times 100\% = 32,5\%$
2	A02	2	$(2/40) \times 100\% = 5,0\%$
3	A03	8	$(8/40) \times 100\% = 20,0\%$

4	A04	5	$(5/40) \times 100\% = 12,5\%$
5	A05	2	$(2/40) \times 100\% = 5,0\%$
6	A06	9	$(9/40) \times 100\% = 22,5\%$
7	A07	5	$(5/40) \times 100\% = 12,5\%$
8	A08	5	$(5/40) \times 100\% = 12,5\%$
9	A09	8	$(8/40) \times 100\% = 20,0\%$
10	A10	6	$(6/40) \times 100\% = 15,0\%$
11	A11	2	$(2/40) \times 100\% = 5,0\%$
12	A12	12	$(12/40) \times 100\% = 30,0\%$
13	A13	6	$(6/40) \times 100\% = 15,0\%$
14	A14	4	$(4/40) \times 100\% = 10,0\%$
15	A15	4	$(4/40) \times 100\% = 10,0\%$
16	A16	5	$(5/40) \times 100\% = 12,5\%$
17	A17	3	$(3/40) \times 100\% = 7,5\%$
18	A18	2	$(2/40) \times 100\% = 5,0\%$
19	A19	2	$(2/40) \times 100\% = 5,0\%$
20	A20	4	$(4/40) \times 100\% = 10,0\%$

Dari tabel di atas yang menampilkan nilai support untuk setiap item, nilai support minimum yang ditetapkan adalah 30%. Berikut adalah tabel yang mencakup item-item yang memenuhi kriteria nilai support minimum tersebut.

Tabel 5 Item yang memenuhi Minimum Support

No	Kode Item	Frekuensi Kemunculan	Support
1	A01	13	$(13/40) \times 100\% = 32,5\%$
2	A12	12	$(12/40) \times 100\% = 30,0\%$

Berdasarkan tabel yang menunjukkan nilai support untuk setiap item, akan diatur berdasarkan frekuensi kemunculan tertinggi dengan nilai support minimum yang ditetapkan adalah 30%. Berikut ini adalah tabel yang mengurutkan data transaksi berdasarkan tingkat support tertinggi.

Tabel 6 Urutan Transaksi Berdasarkan *Support* Tertinggi

No Transaksi	Tanggal Transaksi	Nama Produk
1	21-Mar-23	A01, A06.
2	27-Mar-23	A01, A09, A12.
3	02-Apr-23	A01, A03, A07, A12, A14.
4	22-Apr-23	A01, A09, A12.
5	30-Apr-23	A01, A08, A12.
6	14 Mei-23	A01, A16, A17.
7	23 Mei-23	A07, A12, A13.
8	25 Mei-23	A08, A12.
9	08-Jun-23	A01, A07, A16, A18.
10	08 Okt-23	A04, A12, A19.
11	17 Okt-23	A03, A07, A12, A14, A18.
12	11-Nov-23	A05, A12.
13	19-Nov-23	A12.
14	22-Nov-23	A01, A04, A09, A15.
15	27-Nov-23	A01, A09, A11, A14.
16	1 Des-23	A12.
17	6 Des-23	A01, A09, A20.
18	7 Des-23	A12.
19	9 Des-23	A01.
20	15 Des-23	A01, A10.
21	17 Des-23	A01, A13.

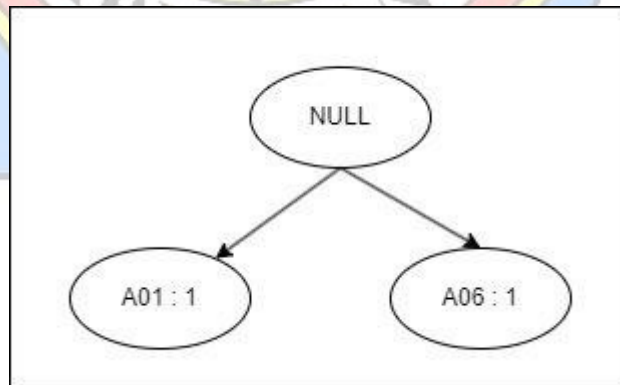
Dalam proses pembentukan FP-Tree akan ditambahkan Transaksi ID atau sering disebut TID. Proses TID ini digunakan untuk mengetahui posisi pada FP- Tree yang akan digambarkan pada setiap transaksi.

Tabel 7 Penambahan TID

TID	Item
1	A01, A06.
2	A01, A09, A12.
3	A01, A03, A07, A12, A14.
4	A01, A09, A12.
5	A01, A08, A12.
6	A01, A16, A17.
TID	Item
7	A07, A12, A13.

8	A08, A12.
9	A01, A07, A16, A18.
10	A04, A12, A19.
11	A03, A07, A12, A14, A18.
12	A05, A12.
13	A12.
14	A01, A04, A09, A15.
15	A01, A09, A11, A14.
16	A12.
17	A01, A09, A20.
18	A12.
19	A01.
20	A01, A10.
21	A01, A13.

Gambar dibawah ini memberikan ilustrasi tentang pembentukan FP-Tree dari tabel data transaksi di atas yang telah memenuhi minimum *support*.

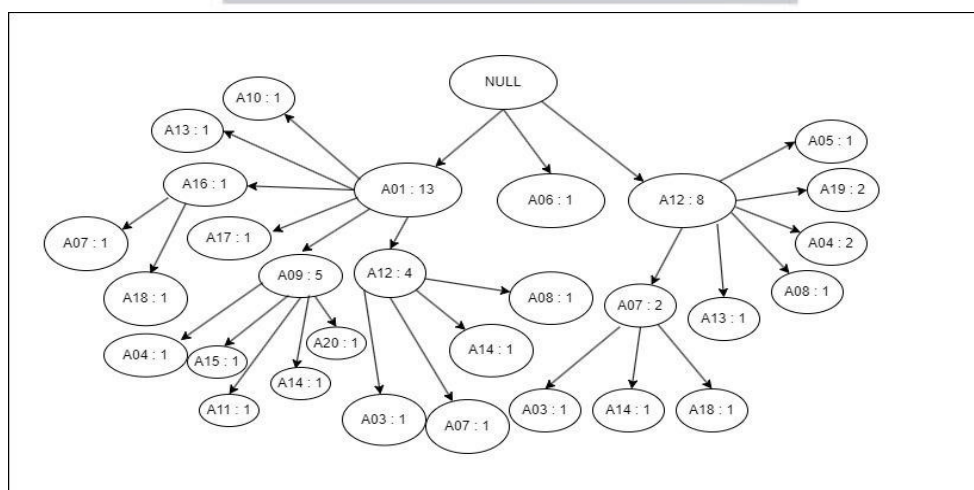


Gambar 1 Pembentukan FP-Tree

Tabel 8 Urutan Transaksi Berdasarkan Support Tertinggi

No Transaksi	Tanggal Transaksi	Nama Produk
1	21-Mar-23	A01, A06.
2	27-Mar-23	A01, A09, A12.
3	02-Apr-23	A01, A03, A07, A12, A14.
4	22-Apr-23	A01, A09, A12.
5	30-Apr-23	A01, A08, A12.
No Transaksi	Tanggal Transaksi	Nama Produk
6	14 Mei-23	A01, A16, A17.
7	23 Mei-23	A07, A12, A13.
8	25 Mei-23	A08, A12.
9	08-Jun-23	A01, A07, A16, A18.
10	08 Okt-23	A04, A12, A19.
11	17 Okt-23	A03, A07, A12, A14, A18.
12	11-Nov-23	A05, A12.
13	19-Nov-23	A12.
14	22-Nov-23	A01, A04, A09, A15.
15	27-Nov-23	A01, A09, A11, A14.
16	1 Des-23	A12.
17	6 Des-23	A01, A09, A20.
18	7 Des-23	A12.
19	9 Des-23	A01.
20	15 Des-23	A01, A10.
21	17 Des-23	A01, A13.

Penggambaran TID dilakukan hingga TID yang terakhir. Berikut adalah hasil penggambaran FP-Tree untuk TID 40



Gambar 2 Hasil Pembentukan FP-Tree setelah pembacaan TID 40

Berdasarkan gambar yang diberikan, prioritas item berdasarkan jumlah terkecil adalah A13 dengan jumlah 13, dan jumlah terbesar adalah A12 dengan jumlah 12. Untuk membentuk pola frekuensi 2-Item Set, item-item yang memenuhi Minimum Support dikombinasikan dalam pola kombinasi 2-Item Set. Kemudian, nilai Support dihitung menggunakan rumus berikut:

$$Support (A) = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung nilai A dan B}}{\text{Total transaksi}} \times 100\%$$

Tabel 9 Pola Kombinasi 2-Item Set dengan Nilai Support

No	TRANSAKSI	Frekuensi Kemunculan (A B)	Total Transaksi	Nilai Support
1	A01, A02	0	40	0%
2	A01, A03	1	40	3%
3	A01, A04	1	40	3%
4	A01, A05	0	40	0%
5	A01, A06	1	40	3%
6	A01, A07	2	40	5%
8	A01, A08	1	40	3%
9	A01, A09	5	40	13%
10	A01, A10	1	40	3%
11	A01, A11	1	40	3%
12	A01, A12	4	40	10%
13	A01, A13	1	40	3%
14	A01, A14	2	40	5%
15	A01, A15	1	40	3%
16	A01, A16	2	40	5%
17	A01, A17	1	40	3%
18	A01, A18	1	40	3%
19	A01, A19	0	40	0%
20	A01, A20	1	40	3%
21	A12, A02	0	40	0%
22	A12, A03	2	40	5%
23	A12, A04	1	40	3%
24	A12, A05	1	40	3%
25	A12, A06	0	40	0%
26	A12, A07	3	40	8%
27	A12, A08	2	40	5%
28	A12, A09	2	40	5%

29	A12, A10	0	40	0%
30	A12, A11	0	40	0%
No	TRANSAKSI	Frekuensi Kemunculan (A B)	Total Transaksi	Nilai Support
31	A12, A13	1	40	3%
32	A12, A14	2	40	5%
33	A12, A15	0	40	0%
34	A12, A16	0	40	0%
35	A12, A17	0	40	0%
36	A12, A18	1	40	3%
37	A12, A19	1	40	3%
38	A12, A20	0	40	0%

Dengan menetapkan batas Minimum Support sebesar 10%, item-item yang memiliki nilai Support di bawah 10% akan dieliminasi. Hasilnya dapat dilihat pada tabel yang disajikan berikut ini:

Tabel 10 Pola Kombinasi 2-Item Set

No	TRANSAKSI	Frekuensi Kemunculan (A B)	Total Transaksi	Nilai Support
1	A01, A09	5	40	13%
2	A01, A12	4	40	10%

Dengan nilai *confidence* yang didapat, kemudian hilangkan nilai *confidence* yang tidak memenuhi ketentuan kurang dari *confidence* 10% yaitu :

Tabel 11 Hasil Minimum Confidence

No	Aturan	Frekuensi Kemunculan A	Frekuensi Kemunculan $A \cap B$	Nilai Confidence
1	Tantamen Katsu, Japanes Caramel 120 ml	13	5	$(5/13) \times 100\% = 38,46\%$
2	Japanes Caramel 120 ml, Tantamen Katsu	8	5	$(5/8) \times 100\% = 62,5\%$
3	Tantamen Katsu, Americano Hot	13	4	$(4/13) \times 100\% = 30,76\%$

4	Americano Hot, Tantamen Katsu	12	4	$(4/12) \times 100\% = 33,33\%$
---	----------------------------------	----	---	---------------------------------

Dari aturan asosiasi yang terbentuk pada tabel 3.8 maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut :

1. Jika konsumen membeli Tantamen Katsu, maka akan diikuti membeli bersama Japanes Caramel 120 ml dengan *Support* 13% dan *Confidence* 38,46%.
2. Jika konsumen membeli Japanes Caramel 120 ml, maka akan diikuti membeli bersama Tantamen Katsu dengan *Support* 13% dan *Confidence* 62,5%.
3. Jika konsumen membeli Tantamen Katsu, maka akan diikuti membeli bersama Americano Hot dengan *Support* 10% dan *Confidence* 30,76%.
4. Jika konsumen membeli Americano Hot, maka akan diikuti membeli bersama Tantamen Katsu dengan *Support* 10% dan *Confidence* 33,33%.

SIMPULAN

Berikut ini adalah kesimpulan yang dapat diambil:

1. Penyelidikan masalah penjualan makanan dan minuman di RMK Coffee dilaksanakan melalui wawancara, kajian literatur, dan observasi
2. Implementasi teknik data mining menggunakan algoritma FP-Growth dijalankan dengan menggunakan software Rapid Miner untuk menghitung dan menganalisis pola menggunakan metode tersebut.
3. Pengujian aplikasi untuk data mining dilakukan menggunakan data transaksi dari bulan Desember 2023, yang menghasilkan formasi pola transaksi di RMK Coffee dengan menggunakan algoritma FP-Growth.
4. Berdasarkan aturan asosiasi yang terbentuk, terlihat bahwa pembelian Tantamen Katsu seringkali diikuti dengan pembelian Japanes Caramel 120 ml (Dukungan: 13%, Kepercayaan: 38,46%) dan Americano Hot (Dukungan: 10%, Kepercayaan: 30,76%). Sementara itu, pembelian Japanes Caramel 120 ml juga sering diikuti dengan pembelian Tantamen Katsu (Dukungan: 13%, Kepercayaan: 62,5%). Hal ini menunjukkan adanya pola pembelian yang

konsisten antar produk tersebut, yang memberikan kesempatan untuk mengoptimalkan strategi penempatan produk dan promosi secara lebih efektif.

DAFTAR PUSTAKA

- Chaerul, A., Arianto, B., & Bhirawa, W. T. (2021). Perancangan Ulang Tata Letak Fasilitas Di Cafe “Home 232” Cinere. *Jurnal Teknik Industri*, 8(2).
- Khesya, N. (2021). Mengenal Flowchart Dan Pseudocode Dalam Algoritma Dan Pemrograman.
- Pratama, A. Y., & Voutama, A. (2021). Analisis Sentimen Media Sosial Twitter Dengan Algoritma K-Nearest Neighbor Dan Seleksi Fitur Chi-Square (Kasus Omnibus Law Cipta Kerja). *J-SAKTI (Jurnal Sains Komputer dan Informatika)*, 5(2), 897–910.
- Septia Pranata, B., & Putro Utomo, D. (2020). Bulletin of Information Technology (BIT) Penerapan Data Mining Algoritma FP-Growth Untuk Persediaan Sparepart Pada Bengkel Motor (Study Kasus Bengkel Sinar Service). *Bulletin of Information Technology (BIT)*, 1(2), 83–91.
- Siburian, L. (2021). Resolusi : Rekayasa Teknik Informatika dan Informasi Data Mining Memprediksi Kebutuhan Vaksin Imunisasi dengan Menggunakan Metode Naive Bayes (Studi kasus UPT Puskesmas Teladan). *Media Online*, 1(5), 282–290. <https://djournal.com/resolusi>
- Sudarsono, B. G., Leo, M. I., Santoso, A., & Hendrawan, F. (2021). Analisis Data Mining Data Netflix Menggunakan Aplikasi Rapid Miner. *JBASE - Journal of Business and Audit Information Systems*, 4(1). <https://doi.org/10.30813/jbase.v4i1.2729>
- Zai, C., & Komputer, T. (t.t.). Implementasi Data Mining Sebagai Pengolahan Data. *Dalam Portaldata.org (Vol. 2, Nomor 3)*.
- Zulham, Z., Rusydi, I., & Elyas, A. H. (2021). Pattern Analysis Of Health Equipment Procurement System Using The Fp-Growth Algorithm. *International Conference on Innovations in Social Sciences Education and Engineering (ICOISSEE)*, 1(1).