

Analisis Minat Konsumen pada Produk CV Jakarta Powder Drink Menggunakan Metode Asosiasi Algoritma FP Growth

Novia Febrianty*¹, Ati Zaidiah², Helena Nurramdhani Irmada³

Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jakarta
e-mail: ¹noviaf@upncj.ac.id, ²atizaidiah@upnvj.ac.id, ³helenairmada@upnvj.ac.id

*Penulis Korespondensi

Diterima: 22 Oktober 2022; Direvisi: 20 Mei 2023; Disetujui: 8 Juli 2024

Abstrak

CV Jakarta Powder Drink memproduksi dan mendistribusikan bubuk minuman ke berbagai restoran dan toko di seluruh Indonesia. Permasalahan yang dihadapi CV Jakarta Powder Drink adalah adanya ketimpangan penjualan terhadap berbagai varian produk sehingga sulit membuat keputusan produksi dan penjualan. Hal ini dapat diperbaiki apabila perusahaan lebih memahami minat konsumen yang memiliki hubungan erat dengan produksi dan penjualan. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui pola minat konsumen sehingga dapat membantu perusahaan baik dalam membuat keputusan manajemen produksi stok maupun dalam membuat strategi marketing untuk meningkatkan penjualan menggunakan teknik data mining yaitu asosiasi dan menerapkan algoritma FP Growth. Algoritma ini menerapkan pembangkitan FP Tree dalam mencari frequent itemset yang kemudian dapat membentuk aturan asosiasi berupa pola pembelian. Menggunakan data transaksi sebanyak 504 record, dengan menerapkan nilai minimum support 0,05 dan minimum confidence 0,7 diperoleh sebanyak 8 association rule yang kemudian dapat menjadi dasar rekomendasi strategi seperti manajemen stok, penempatan dan katalog produk hingga fitur rekomendasi.

Kata kunci: Association Rule Mining, Algoritma FP Growth, Minat Konsumen, Frequent Itemset, Manajemen Stok

Abstract

CV Jakarta Powder Drink manufactures and distributes powdered beverages to various restaurants and stores throughout Indonesia. The company faces challenges in sales imbalances across different product variants, hindering production and sales decision-making. This issue can be addressed by understanding consumer preferences, which are closely linked to production and sales. This study aims to identify consumer preference patterns to assist the company in making informed decisions regarding production stock management and developing marketing strategies to increase sales. Utilizing data mining techniques, specifically association rule mining with the FP Growth algorithm, the study analyzes transaction data to uncover patterns. The FP Growth algorithm employs FP Tree generation to identify frequent item sets, which are then used to form association rules representing purchasing patterns. Using 504 transaction records, with a minimum support of 0.05 and a minimum confidence of 0.7, the study generated 8 association rules. These rules can serve as a basis for recommendations on strategies such as stock management, product placement, cataloging, and recommendation features

Keywords: Association Rule Mining, FP Growth Algorithm, Consumer Preference, Frequent Itemset, Stock Management

1. PENDAHULUAN

CV Jakarta Powder Drink telah berdiri sejak tahun 2012, memproduksi minuman bubuk yang banyak dibeli oleh berbagai pelaku usaha mulai dari restoran hingga pedagang, telah mendistribusikan produknya ke seluruh Indonesia. Permasalahan yang dihadapi yaitu adanya ketimpangan penjualan antar varian rasa item yang mengakibatkan terjadinya kekosongan stok varian yang banyak dibeli dan sebaliknya penumpukan stok pada varian yang tidak banyak dibeli. Oleh karena itu perusahaan membutuhkan dasar untuk mengolah keputusan produksi dan strategi marketing. Hal ini dapat diperbaiki apabila perusahaan dapat lebih memahami minat konsumen terhadap produknya, karena keputusan produksi maupun penjualan erat kaitannya dengan konsumen.

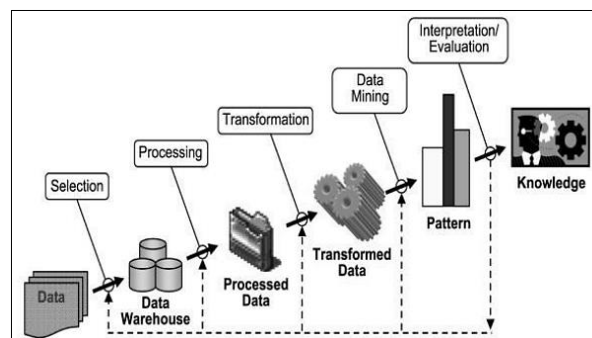
Data Mining merupakan suatu teknik yang memanfaatkan kecerdasan buatan, statistik, matematika, serta *machine learning* dalam memperoleh suatu informasi penting yang berharga dan dapat dimanfaatkan dalam suatu data dalam jumlah besar [1]. Salah satu metode data mining, asosiasi *market basket analysis* dapat menganalisis kebiasaan pembeli ketika berbelanja dengan menemukan asosiasi dan korelasi antar item dalam keranjang belanja. Salah satu algoritma yang dapat diterapkan adalah algoritma FP growth, algoritma yang telah dikembangkan yang menutupi kelemahan algoritma apriori. FP growth tidak menerapkan pembangkitan *candidate generation* sehingga memakan waktu proses dan ruang penyimpanan yang lebih sedikit. Algoritma FP growth juga hanya melakukan pembacaan ke basis data sebanyak dua kali sehingga memberikan hasil yang lebih akurat ketimbang algoritma apriori [2].

Penelitian yang dilakukan oleh Darmaastawan, dkk (2020) menggunakan FP Growth pada industri tekstil menunjukkan manfaat bagi perusahaan dimana dengan mengetahui pola atau pembelian pada item tekstil yang dijual, pemilik dapat mengolah tampilan dari situs online shop serta manajemen ketersediaan stok [3]. Selain itu penelitian yang diadakan oleh Caesar dan Somya (2021) pada sebuah toko oleh-oleh khas Surabaya dengan menerapkan algoritma FP growth menunjukkan bahwa *association rule* yang diperoleh dapat menjadi acuan dalam menata item serta menerapkan *bundling* pada item sebagai strategi pemasaran dalam meningkatkan penjualan [4]. Kedua penelitian tersebut menunjukkan dengan memperoleh pola asosiasi menggunakan algoritma FP growth dapat membantu perusahaan dalam membuat keputusan produksi stok dan penjualan.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini akan melakukan analisis minat konsumen pada produk CV Jakarta Powder Drink menggunakan metode asosiasi dengan algoritma FP growth untuk memperoleh pola asosiasi dan menjadikannya sebagai dasar membuat strategi baik produksi maupun marketing.

2. METODE PENELITIAN

2.1. Alur Penelitian



Gambar 1. Proses *Knowledge Discovery in Database* [5]

Alur penelitian dilakukan dengan menggunakan *Knowledge Discovery in Database* (KDD) [5] seperti yang terlihat dalam Gambar 1. Alur penelitian terdiri dari data selection, preprocessing, transformation, data mining dan evaluation.

- Data selection*, dilakukan dengan pengumpulan data yang diperlukan dalam penelitian yaitu data transaksi selama 9 bulan terakhir pada CV Jakarta Powder Drink sebanyak 504 record dengan 52 kategori berupa varian rasa produk.
- Pre-Processing*, data perlu dipersiapkan terlebih dahulu yaitu dengan melakukan pembersihan seperti memperbaiki kesalahan penulisan, redundansi, jumlah pembelian.
- Transformation*, merubah bentuk data ke bentuk yang dibutuhkan untuk proses mining, yaitu kedalam bentuk encoding dengan menggunakan aplikasi jupyter notebook (python).
- Data mining*, proses mencari informasi berupa asosiasi yang berbentuk pola pembelian dengan menggunakan algoritma FP growth.
- Interpretation/Evaluation*, pengetahuan yang diperoleh dari proses mining diterjemahkan dan kemudian dijadikan dasar dalam membuat strategi produksi dan penjualan untuk CV Jakarta Powder Drink.

2.2. Aturan Asosiasi

Asosiasi adalah identifikasi terhadap hubungan antar berbagai kejadian yang terjadi pada suatu waktu yang menekankan pada sebuah kelas masalah yang bercirikan analisis terhadap keranjang pasar. Proses asosiasi dibagi ke dalam dua tahap, yaitu:

- Analisa pola frekuensi tinggi. Pelacakan kombinasi produk yang dapat mencukupi syarat nilai minimum support dalam data. Support merupakan nilai yang menunjukkan frekuensi suatu item dalam sebuah data transaksi, diperoleh dengan persamaan (1) dan (2).

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

$$\text{support}(A, B) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung } A \text{ dan } B}{\text{Total Transaksi}} \quad (2)$$

- Pembentukan aturan asosiatif. Mencari *association rule* yang mencukupi syarat minimal *confidence*. Confidence adalah probabilitas item B dibeli ketika pembelian item A. Confidence diperoleh dari keterkaitan $A \cup B$ dengan persamaan (3).

$$\text{Confidence } P(B|A) = \frac{\Sigma \text{Transaksi Mengandung } A \text{ dan } B}{\Sigma \text{Transaksi Mengandung } A} \quad (3)$$

Dalam sebuah aturan asosiatif terdapat 3 buah nilai yang dapat menjadi indikasi dalam mengevaluasi *association rule* yaitu nilai *lift*, *leverage*, dan *conviction*. Lift merupakan ukuran yang digunakan untuk menilai derajat ketergantungan *rule* yang dapat diperoleh dengan persamaan (4) [6].

$$\text{Lift}(A \rightarrow B) = \frac{\text{Confidence}(A \rightarrow B)}{\text{Support}(B)} \quad (4)$$

Nilai *leverage* untuk mengetahui bahwa ada lebih banyak penjualan item A dan B secara bersamaan ketimbang terjual secara independen. Nilai *leverage* memiliki range diantara -1 dan 1 dapat diperoleh dengan persamaan (5). Sedangkan nilai *conviction* untuk membandingkan probabilitas bahwa A muncul tanpa B dimana keduanya adalah bersifat independen. Dalam hal ini, nilai *conviction* bersifat seperti *lift* namun pengukurannya lebih terarah. Nilai *conviction* memiliki range antara 0 hingga tak terhingga dan dapat diperoleh dengan persamaan (6) [7].

$$\text{Leverage}(A \rightarrow B) = \text{Support}(A \rightarrow B) - \text{Support}(A) \times \text{Support}(B) \quad (5)$$

$$\text{Conviction}(A \rightarrow B) = \frac{1 - \text{Support}(B)}{1 - \text{Confidence}(A \rightarrow B)} \quad (6)$$

2.3. Algoritma FP Growth

Frequent Pattern Growth, algoritma yang dikembangkan dari algoritma apriori adalah algoritma yang bisa dimanfaatkan untuk mengetahui itemset yang paling banyak tampil dalam sekumpulan data. Algoritma ini menggunakan konsep pembangkitan FP Tree untuk mencari *frequent itemset*, tidak menerapkan *generate candidate* pada algoritma apriori. Proses tersebut diterapkan sehingga dapat memberikan hasil yang lebih maksimal [8].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Data selection

Untuk mengetahui pola minat konsumen, digunakan data transaksi sebagai dasar penelitian. Data transaksi memuat sebanyak 504 *records* dengan 52 kategori varian rasa seperti yang ditunjukkan pada tabel 1 yang terdiri dari kolom TID (Transaksi ID), kolom Produk (nama varian rasa yang dibeli), dan kolom penjualan (banyak varian dibeli). Adapun daftar varian keseluruhan rasa produk yaitu disajikan pada tabel 2.

Tabel 1. Tampilan data transaksi penjualan

TID	Produk	Pejualan
1	darkC	3
1	taro	2
1	lecy	1
2	vanL	1
2	cappu	1
3	cappu	1
3	chocoCC	1
3	royalCC	1
3	CC	1
3	taro	1
3	RV	1
...
504	vanO	2

Tabel 2. Tampilan data transaksi penjualan

No	Singkatan	Varian Rasa	No	Singkatan	Varian Rasa
1	mocha	Mochachino	27	avcC	Avocado Coklat
2	cappu	Cappuchino	28	blackF	Blackforest
3	vanL	Vanila Latte	29	oreo	Oreo
4	carM	Caramel Machiato	30	royalC	Royal Coklat
5	cafeL	Cafe Latte	31	CC	Cream Cheese
6	tira	Tiramisu	32	boba	Tapioca Pearl (Boba)
7	pisVM	Pistacio Vanila Milk	33	aren	Gula Aren
8	redBC	Red Bean Choco	34	taro	Taro
9	jasmBT	Jasmine Berry Tea	35	RV	Red Velvet
10	chocoCC	Choco Cheese Cake	36	vanO	Vanila Original
11	ketanH	Ketan Hitam	37	vanB	Vanila Blue
12	thai	Thai Tea	38	bbl	Bubble Gum
13	tarik	Teh Tarik	39	cotton	Cotton Candy
14	greenL	Green Tea Latte	40	hazO	Hazelnut Original
15	milkT	Milk Tea	41	C&C	Cookies And Cream
16	green	Green Tea	42	brownSM	Brown Sugar Milk
17	lemon	Lemon Tea	43	lecy	Lecy
18	matcha	Matcha Latte	44	blackC	Blackcurent
19	creamyC	Creamy Coklat	45	berry	Bluberry

No	Singkatan	Varian Rasa	No	Singkatan	Varian Rasa
20	carC	Caramel Coklat	46	grape	Grape (Anggur)
21	darkC	Dark Coklat	47	mango	Mango
22	strC	Strawberry Coklat	48	str	Strawbery Yogurt
23	whiteC	White Coklat	49	bnnMS	Banana Milk Shake
24	oreoC	Oreo Coklat	50	durian	Durian
25	hazC	Hazelnut Coklat	51	avc	Avocado
26	bnnC	Banana Coklat	52	krimer	Krimer (NDC)

3.2. Hasil Pre-processing

Data transaksi yang dimiliki perlu disesuaikan dengan kebutuhan data mining terlebih dahulu, oleh karena itu dilakukan proses pre-processing. Tahap ini meliputi pemeriksaan penulisan varian rasa pada dataset, memastikan tidak ada redundansi (penulisan pembelian produk yang sama secara berulang), dan memastikan bahwa jumlah minimal pembelian dalam sebuah transaksi memuat paling sedikit 2 buah varian item, karena untuk mencari pola pembelian dibutuhkan setidaknya 2 varian berbeda dalam sebuah transaksi.

Setelah melakukan pembersihan dan pengecekan pada data transaksi, kemudian dipilih kolom yang akan digunakan dalam proses mining. Adapun kolom yang diperlukan hanyalah kolom nama produk, oleh karena itu kolom penjualan yang memuat jumlah item dibeli di drop sehingga tampilan tabel seperti pada tabel 3.

Tabel 3. Tampilan data transaksi penjualan

TID	Produk
1	darkC
1	taro
1	lecy
2	vanL
2	cappu
3	cappu
3	chocoCC
3	royalCC
3	CC
3	taro
3	RV
...	...
504	vanO

Selanjutnya, bentuk *record* tiap data transaksi diubah dimana tiap *record* akan memuat semua varian produk yang dibeli dalam sebuah transaksi yang sama dan memisahkannya dengan tanda koma. Bentuk tabel data transaksi kemudian seperti yang disajikan pada tabel 4.

Tabel 4. Hasil Data Transaksi

TID	Transaksi
1	darkC,taro,lecy
2	vanL,cappu
3	cappu,chocoCC,royalC,CC,taro,RV
...	...
504	darkC,oreo,RV,vanO

Melalui proses ini dapat diketahui nilai *support count* atau jumlah kemunculan dari masing-masing varian produk sebagaimana yang disajikan dalam tabel 5. Hasil perhitungan jumlah varian tertera pada gambar 2. Kolom nama menunjukkan nama varian produk sedangkan kolom *incident count* menunjukkan jumlah kemunculan varian produk tersebut dalam dataset.

Tabel 5. Perbandingan hasil jumlah *rule* berdasarkan nilai *minimum confidence* dan *support*

<i>Conf</i> / <i>Supp</i>	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
0,05	72	59	40	30	18	16	8	5	1
0,06	28	25	20	16	9	7	3	2	1
0,07	22	21	16	12	6	6	2	1	0
0,08	20	19	15	12	6	6	2	1	0
0,09	18	18	14	11	6	6	2	1	0
0,1	10	10	9	7	4	4	1	1	0

Out[4]:

items	incident_count
0 darkC	212
1 taro	169
2 RV	139
3 thai	128
4 matcha	105
5 green	87
6 vanO	77
7 cappu	74
8 bbl	62
9 oreo	61
10 tira	58
11 str	58
12 oreoC	56
13 hazC	52
14 avc	52
15 creamyC	50
16 royalC	45
17 CC	42
18 mango	41
19 vanL	41
20 lecy	37
21 mocha	35
22 cafeL	35
23 hazO	33
24 milkT	25
25 colton	24
26 chocoCC	24
27 carC	21
28 vanB	20
29 boba	19
30 greenL	19
31 C&C	18
32 krimer	17
33 brownSM	13
34 durian	10
35 strC	10
36 lemon	6
37 bnnMS	4
38 berry	4
39 pisVM	3
40 redBC	3
41 carM	3
42 bnnC	3
43 blackF	3
44 blackC	3
45 avcC	3
46 whiteC	3
47 grape	2
48 aren	2
49 jasmBT	1
50 tarik	1
51 ketanH	1

Gambar 2. Jumlah *incident count/support count* tiap varian

3.3. Transformation

Dataset yang telah disesuaikan pada proses pre-processing kemudian di input ke dalam jupyter notebook (python) untuk memulai proses perhitungan. Sebelumnya data akan ditransformasikan bentuknya dengan melakukan *encoding*. Tabel transaksi akan diubah menjadi tabel *tabular* dimana transaksi akan dilambangkan dengan nilai *true* dan *false*. Nilai *true* berarti terjadi pembelian pada varian produk tersebut, sebaliknya nilai *false* berarti tidak terjadi pembelian pada varian produk tersebut. Beberapa hasil *encoding* ditunjukkan pada gambar 3.

Out[6]:

	C&C	CC	RV	aren	avc	avcC	bbl	berry	blackC	blackF	...	str	strC	tarik	taro	thai	tira	vanB	van
0	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	...	False	False	False	True	False	False	False	Fals
1	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	...	False	False	False	False	False	False	False	Tru
2	False	True	True	False	False	False	False	False	False	False	...	False	False	False	True	False	False	False	Fals
3	False	False	True	False	False	False	False	False	False	False	...	False	False	False	True	True	False	False	Fals
4	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	...	False	False	False	False	True	True	True	Fals

5 rows × 56 columns

Gambar 3. Hasil *encoding* pada dataset

3.4. Data mining

Data yang telah disesuaikan kemudian dapat dilanjutkan dengan proses mining, dimana akan diaplikasikan algoritma FP growth untuk memperoleh *association rule*. Sebelum itu perlu ditentukan berapa nilai *minimum support* dan *minimum confidennce* yang ingin digunakan terlebih dahulu. Oleh sebab itu diadakan percobaan untuk membandingkan jumlah *rule* yang diperoleh menggunakan batas nilai *minimum support* 0,05 – 0,1 dan *minimum confidence* 0,1 – 0,9 yang mana hasilnya dituliskan pada tabel 5.

Berdasarkan tabel 5 dapat diketahui bahwa jumlah *association rule* yang diperoleh semakin sedikit seiring semakin besar nilai *minimum confidence* dan *support*. Melalui percobaan di atas, penulis menggunakan nilai *minimum support* 0,05 dan *minimum confidence* 0,7 yang menghasilkan sebanyak 8 *rules*. Hal ini mempertimbangkan bahwa semakin besar nilai *confidence* menunjukkan probabilitas yang semakin baik, sedangkan nilai *minimum support* yang lebih kecil dipilih dengan menimbang bahwa ada banyak varian produk dan jumlah transaksi yang besar sehingga kemunculan kombinasi produk yang dibeli bersamaan juga semakin beragam dan menyebabkan nilai *support* semakin rendah. Oleh karena itu nilai *confidence* lebih didahulukan ketimbang nilai *support* pada kasus ini. Dengan menyaring data dengan *minimum support* 0,05 diperoleh hasil kombinasi seperti pada gambar 4.

Out[8]:

support	itemsets	support	itemsets	support	itemsets			
0	0.416667	(darkC)	18	0.065476	(hazO)	38	0.051587	(str, darkC)
1	0.333333	(taro)	19	0.152778	(vanO)	39	0.144841	(matcha, darkC)
2	0.071429	(lecy)	20	0.069444	(mocha)	40	0.079365	(RV, matcha)
3	0.144841	(cappu)	21	0.099206	(creamyC)	41	0.093254	(taro, matcha)
4	0.081349	(vanL)	22	0.103175	(avc)	42	0.057540	(matcha, thai)
5	0.275794	(RV)	23	0.069444	(cafeL)	43	0.059524	(RV, taro, matcha)
6	0.089286	(royalC)	24	0.146825	(taro, darkC)	44	0.057540	(taro, matcha, darkC)
7	0.083333	(CC)	25	0.055556	(cappu, darkC)	45	0.061508	(taro, bbl)
8	0.248016	(thai)	26	0.222222	(RV, taro)	46	0.059524	(RV, bbl)
9	0.115079	(tira)	27	0.123016	(RV, darkC)	47	0.051587	(RV, taro, bbl)
10	0.172619	(green)	28	0.097222	(RV, taro, darkC)	48	0.065476	(taro, oreo)
11	0.115079	(str)	29	0.075397	(taro, thai)	49	0.059524	(RV, oreo)
12	0.208333	(matcha)	30	0.065476	(RV, thai)	50	0.059524	(vanO, taro)
13	0.111111	(oreoC)	31	0.087302	(thai, darkC)	51	0.051587	(RV, vanO)
14	0.103175	(hazC)	32	0.057540	(RV, taro, thai)	52	0.059524	(vanO, darkC)
15	0.123016	(bbl)	33	0.081349	(green, darkC)	53	0.069444	(mocha, cappu)
16	0.121032	(oreo)	34	0.059524	(RV, green)			
17	0.081349	(mango)	35	0.053571	(taro, green)			
			36	0.117063	(green, thai)			
			37	0.055556	(green, thai, darkC)			

Gambar 4. Hasil penyaringan *minimum support* 0,05

Selanjutnya dapat dicari *association rule* dengan memasukkan nilai *minimum confidence* 0,7. Selain itu juga perlu memasukkan nilai *minimum lift ratio* sebagai acuan nilai evaluasi. Digunakan nilai *minimum lift ratio* sebesar 1 karena nilai *lift* diatas 1 menunjukkan keterkaitan antar item yang kuat. Hasil *association rule* yang diperoleh ditunjukkan pada gambar 5.

Berdasarkan hasil yang ditunjukkan oleh gambar 5, dapat diketahui bahwa nilai *confidence* paling besar yaitu 1 atau 100% dan paling kecil adalah 0,75 atau 75%. Kemudian dapat diketahui dari ketiga nilai evaluasi yaitu *lift*, *conviction*, dan *leverage* sudah baik. Dimana semua nilai *lift* dan *conviction* berada diatas nilai 1 sehingga menunjukkan adanya keterikatan antar varian yang terbentuk. Sedangkan semua nilai *leverage* diatas 0 menunjukkan bahwa penjualan varian produk dalam asosiasi secara bersamaan lebih baik ketimbang penjualan independen.

Out[17]:

	antecedents	consequents	antecedent support	consequent support	support	confidence	lift	leverage	conviction
71	(mocha)	(cappu)	0.069444	0.144841	0.069444	1.000000	6.904110	0.059386	inf
12	(RV, thai)	(taro)	0.065476	0.333333	0.057540	0.878788	2.636364	0.035714	5.500000
56	(RV, bbl)	(taro)	0.059524	0.333333	0.051587	0.866667	2.600000	0.031746	5.000000
58	(bbl, taro)	(RV)	0.061508	0.275794	0.051587	0.838710	3.041077	0.034624	4.490079
2	(RV)	(taro)	0.275794	0.333333	0.222222	0.805755	2.417266	0.130291	3.432099
6	(darkC, RV)	(taro)	0.123016	0.333333	0.097222	0.790323	2.370968	0.056217	3.179487
14	(thai, taro)	(RV)	0.075397	0.275794	0.057540	0.763158	2.767134	0.036746	3.057760
40	(RV, matcha)	(taro)	0.079365	0.333333	0.059524	0.750000	2.250000	0.033069	2.666667

Gambar 5. Hasil akhir *association rule*

3.5. Hasil Asosiasi

Hasil dari proses data mining menggunakan algoritma FP growth diperoleh sebanyak 8 *association rule*. Hasil ini terdapat dalam Tabel 6.

Tabel 6. Hasil aturan asosiasi

Aturan Asosiasi/ <i>Association Rule</i>	<i>Confidence</i>
Jika membeli varian produk Mochachino maka akan membeli Cappuchino	100%
Jika membeli varian produk Red Velvet dan Thai Tea maka akan membeli Taro	87,8%
Jika membeli varian produk Red Velvet dan Bubble Gum maka akan membeli Taro	86,6%
Jika membeli varian produk Bubble Gum dan Taro maka akan membeli Red Velvet	83,8%
Jika membeli varian produk Red Velvet maka akan membeli Taro	80,5%
Jika membeli varian produk Dark Coklat dan Red Velvet maka akan membeli Taro	79%
Jika membeli varian produk Thai Tea dan Taro maka akan membeli Red Velvet	76,3%
Jika membeli varian produk Red Velvet dan Matcha Latte maka akan membeli Taro	75%

Berdasarkan proses penelitian yang telah dilalui menggunakan algoritma FP growth untuk memperoleh aturan asosiasi, beberapa rekomendasi strategi yang dapat diterapkan oleh perusahaan untuk mendukung keputusan produksi stok dan penjualan yaitu:

- Manajemen stok produksi: melalui hasil *incident count/ support count* dapat diketahui jumlah frekuensi pembelian setiap varian. Perusahaan dapat menyiapkan stok yang lebih banyak untuk produk best-selling dan mengurangi produksi stok untuk varian penjualan rendah.
- Membuat *bundling* pada produk: dengan mengetahui *incident count/support count* tersebut, perusahaan juga dapat melakukan *bundling* antara produk penjualan tinggi dan rendah. Namun hindari *bundling* pada produk yang muncul bersama dalam *association rule* karena penjualan bersamanya sudah tinggi. Kelompok *bundling* produk dapat dilihat dalam tabel 7.

Tabel 7. Kelompok varian rasa berdasarkan hasil jumlah penjualan

Penjualan Tinggi - Sedang		Penjualan Sedang - Rendah	
Dark Coklat	Hazelnut Coklat	Choco Cheese Cake	Pistacio Vanila Milk
Taro	Avocado	Caramel Coklat	Red Bean Choco
Red Velvet	Creamy Coklat	Vanilla Blue	Caramel Machiato
Thai Tea	Royal Coklat	Tapioca Pearl/ Boba	Banana Coklat
Matcha Latte	Cream Cheese	Green Latte	Blackforest
Green Tea	Mango	Cookies and Cream	Black Coklat
Vanila Original	Vanila Latte	Krimer (NDC)	Avocado Coklat
Cappuchino	Lecy	Brown Sugar Milk	White Coklat
Bubble Gum	Mochachino	Durian	Grape
Oreo	Cafe Latte	Strawberry Coklat	Gula Aren
Tiramisu	Hazelnut Original	Lemon Tea	Jasmine Berry Tea
Strawberry Yogurt	Milk Tea	Banana Milk Shake	Teh Tarik
Oreo Coklat	Cotton Candy	Bluberry	Ketan Hitam

- Penataan letak produk: berdasarkan *association rule*, varian yang sering dibeli bersamaan sebaiknya diletakkan bersebelahan, sehingga disarankan susunannya seperti tabel 8.

Tabel 7. Kelompok varian rasa berdasarkan hasil jumlah penjualan

Mochachino	Dark Coklat	Red Velvet	Taro
Cappuchino	Matcha Latte	Thai Tea	Bubble Gum

- d. Mengelola katalog online: mendekorasi dan menyorot informasi utama pada media penjualan dan media sosial yang dimiliki. Contoh informasi tersebut yaitu *event* promosi, *bundling* produk, produk keluaran terbaru, dan katalog produk yang dijual.
- e. Membuat fitur rekomendasi: memberikan rekomendasi pembelian varian lain yang dibeli pada aplikasi yang dimiliki perusahaan berdasarkan *association rule*.
- f. Mengadakan *tester* atau produk ukuran kecil untuk meningkatkan promosi pada produk penjualan rendah, karena pembeli cenderung membeli produk yang sudah banyak terjual.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, maka beberapa kesimpulan yang dapat diambil adalah hasil implementasi yang diperoleh dengan menerapkan algoritma FP growth menggunakan nilai *minimum support* sebesar 0,05 dan *minimum confidence* sebesar 0,7 diperoleh sebanyak 8 pola asosiasi yaitu pembelian Mochachino akan membeli Cappuchino dengan probabilitas 100%, pembelian Red Velvet dan Thai Tea akan membeli Taro dengan probabilitas 87,8%, pembelian Red Velvet dan Bubble Gum akan membeli Taro dengan probabilitas 86,6%, pembelian Bubble Gum dan Taro akan membeli Red Velvet dengan probabilitas 83,8%, pembelian Red Velvet akan membeli Taro dengan probabilitas 80,5%, pembelian Dark Coklat dan Red Velvet akan membeli Taro dengan probabilitas 79%, pembelian Thai Tea dan Taro akan membeli Red Velvet dengan probabilitas 76,3%, dan pembelian Red Velvet dan Matcha Latte akan membeli Taro dengan probabilitas 75%.

Melalui aturan asosiasi yang telah diperoleh dengan menerapkan FP growth, dihasilkan rekomendasi strategi yang dapat dimanfaatkan oleh perusahaan baik dalam membuat keputusan manajemen stok produksi maupun strategi *marketing* untuk meningkatkan penjualan. Rekomendasi strategi tersebut yaitu manajemen stok produksi, *bundling* pada produk, penataan letak produk pada toko, mengelola katalog online, membuat fitur rekomendasi, dan mengadakan tester atau produk ukuran kecil.

5. SARAN

Beberapa saran yang dapat diberikan berdasarkan penelitian yang telah dilakukan meliputi meningkatkan jumlah data yang digunakan untuk membuat asosiasi sehingga meningkatkan variasi dan akurasi data, mempersempit jumlah varian tertentu jika ingin memperoleh nilai *support* yang lebih tinggi, dan menggunakan algoritma asosiasi lain untuk membandingkan hasil yang telah diperoleh, misalnya algoritma apriori.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Setiawan, B.A., "Perbandingan Clustering Optimalisasi Stok Barang Menggunakan Algoritma K-Means Dan Algoritma K-Medoids (Studi Kasus: Klinik Ben Waras)," *Proceeding SENDI_U*, pp. 527-535, 2021
- [2] Ramadhan, R. dan Setiawan, E.I., "Market Basket Analysis untuk Swalayan KSU Sumber Makmur dengan Algoritma FP Growth," *Journal of Intelligent System and Computation*, vol. 2, no. 1, pp. 34-39, 2020.

-
- [3] Darmaastawan, K., Saputra, K.O. dan Wirastuti, N.M.A.E.D., "Market Basket Analysis using FP-Growth Association Rule on Textile Industry," *International Journal of Engineering and Emerging Technology*, vol. 5, no. 2, pp. 24-30, 2020.
 - [4] Caesar, F.X.B. dan Somya, R., "Analisis Minat Beli Produk pada Toko Oleh-Oleh Khas Surabaya dengan Algoritme FP-Growth," *In Seri Prosiding Seminar Nasional Dinamika Informatika*, vol. 5, no. 1, May 2021.
 - [5] Kadafi, M., "Penerapan Algoritma FP-GROWTH untuk Menemukan Pola Peminjaman Buku Perpustakaan UIN Raden Fatah Palembang," *MATICS*, vol. 10, no. 2, pp. 52-58, 2018.
 - [6] Martinez, M., Escobar, B., Garcia-Diaz, M.E. and Pinto-Roa, D.P., "Market Basket Analysis with Association Rules in The Retail Sector Using Orange. Case Study: Appliances Sales Company," *CLEI Electronic JournalL*, vol. 24, no. 2, pp. 12, 2021.
 - [7] Aneeshkumar, A.S., Ramachandran, S., SripriyaArunachalam, D. and Gupta, M., "Estimation of Liver Disorder and its Correlation Factors in Modern World using Data Mining Techniques," *International Journal of Advanced Science and Technology*, vol. 29, no. 5, pp. 7600-7608, 2020.
 - [8] Amelia, R. dan Utomo, D.P., "Analisa Pola Pemesanan Produk Modern Trade Independent Dengan Menerepakan Algoritma Fp. Growth (Studi Kasus: Pt. Adam Dani Lestari)," *KOMIK (Konferensi Nasional Teknologi Informasi dan Komputer)*, vol. 3, no. 1, 2019.
-