

Penentuan Rekomendasi Paket Promosi Menggunakan Algoritma Frequent Pattern Growth Di The Javanese Cafe

by Dwi Astuti Samsinar

Submission date: 03-Aug-2023 11:13AM (UTC+0700)

Submission ID: 2140686957

File name: Jurnal_Sisfokom-DwiAstuti_Samsinar.docx (454.68K)

Word count: 4011

Character count: 22971

Penentuan Rekomendasi Paket Promosi Menggunakan Algoritma *Frequent Pattern Growth* Di *The Javanese Cafe*

Dwi Astuti^[1], Samsinar^{[2]*}

Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi^{[1], [2]}

Universitas Budi Luhur

Jakarta, Indonesia

dwiastuti0603@gmail.com^[1], samsinar@budiluhur.ac.id^{[2]*}

Abstract— The rise of the culinary business has spawned many cafes, one of which is *The Javanese Cafe*. Given the high level of existing business competition, the impact on sales decline at *The Javanese Cafe*. Therefore the cafe supervisor wants to hold regular promotions to increase sales. Promotion in the business world requires careful consideration. Thus, the company needs to optimize all the possibilities that exist within the company to design its strategy. This study aims to implement the *FP-Growth* algorithm on the association rule technique to find combinations of menu items based on customer buying behavior. From the sales transaction data owned by *The Javanese Cafe*, it is possible to identify which menu items are more attractive and are more frequently purchased by consumers, as well as which menu items are less attractive and are rarely purchased by consumers. In addition, you can also see which products consumers tend to buy together. In this study, data processing was carried out using the *Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM)* method. The processed data comes from sales transaction data at *The Javanese Cafe* for the period March 2022 to March 2023, totaling 6,674 with a total of 9 attributes. After the sales transaction data is processed, the data produces 4,740 datasets with a minimum number of 2 items. Then the formed dataset is tested to produce 9 itemsets with low support values and 12 rules with confidence values above 50%, so that it can be considered for making product bundling to support business strategy.

Keywords— Data Mining, Association Rule, *FP-Growth*, *CRISP-DM*, Purchase Pattern

Abstrak— Maraknya bisnis kuliner telah melahirkan banyak cafe, salah satunya adalah *The Javanese Cafe*. Mengingat tingginya tingkat persaingan bisnis yang ada, berimbas pada penurunan penjualan di *The Javanese Cafe*. Oleh karena itu pihak *supervisor cafe* ingin mengadakan promosi secara berkala untuk meningkatkan penjualan. Promosi dalam dunia bisnis membutuhkan pertimbangan yang cermat. Sehingga, perusahaan perlu mengoptimalkan segala kemungkinan yang ada dalam perusahaan untuk merancang strateginya. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan algoritma *FP-Growth* pada teknik *association rule* guna menemukan kombinasi item menu berdasarkan perilaku pembelian pelanggan. Dari data transaksi penjualan yang dimiliki oleh *The Javanese Cafe* dapat mengidentifikasi item menu mana yang lebih menarik dan lebih sering dibeli oleh konsumen, serta item menu mana yang kurang menarik dan jarang dibeli oleh konsumen. Selain itu, juga dapat melihat produk mana yang cenderung dibeli bersama oleh konsumen. Dalam penelitian ini pengolahan data dilakukan dengan metode *Cross-Industry*

Standard Process for Data Mining (CRISP-DM). Data yang diolah berasal dari data transaksi penjualan di *The Javanese Cafe* periode bulan Maret 2022 sampai bulan Maret 2023 yang berjumlah 6.674 dengan jumlah atribut 9. Setelah data transaksi penjualan diolah, data tersebut menghasilkan 4.740 dataset dengan jumlah minimum 2 items. Kemudian dataset yang terbentuk diuji sehingga menghasilkan 9 itemset dengan nilai support rendah dan 12 rule dengan nilai confidence diatas 50%, sehingga dapat dipertimbangkan untuk membuat *product bundling* guna menunjang strategi bisnis.

Kata Kunci— Data Mining, Association Rule, *FP-Growth*, *CRISP-DM*, Pola Pembelian

I. PENDAHULUAN

Era globalisasi saat ini telah melahirkan banyak bisnis baru dan tingkat persaingan yang tinggi, salah satunya adalah usaha di bidang kuliner. Usaha ini sangat menjanjikan karena kebutuhan pangan konsumen semakin hari semakin meningkat [1]. Untuk menghadapi persaingan bisnis yang tinggi, pelaku bisnis harus merancang berbagai taktik pemasaran agar kelangsungan bisnis terjaga. Salah satu cara agar bisnis tetap kompetitif dengan para pesaing adalah melalui promosi. Sebagai salah satu bentuk pemasaran [2], promosi bertujuan untuk mewujudkan peningkatan kesadaran terhadap produk, mengembangkan preferensi merek di pasar sasaran, mengoptimalkan pemasaran dan pangsa pasar, mendorong pembelian berulang produk yang sama, memperkenalkan produk baru serta menarik pembeli baru [3].

The Javanese Café merupakan suatu usaha yang lahir akibat perkembangan bisnis di bidang kuliner. Tingginya tingkat persaingan menyebabkan penurunan penjualan pada *The Javanese Café*, sehingga pihak *supervisor cafe* ingin melakukan promosi secara berkala untuk meningkatkan penjualan. Namun, untuk melakukan tindakan tersebut, manajemen tidak mempunyai acuan untuk memilih item menu yang akan ditawarkan kepada pelanggan. Oleh karena itu, untuk mengatasi masalah tersebut dilakukan pengolahan dan

analisis terhadap data transaksi penjualan, guna mendapatkan informasi tentang kebutuhan pelanggan. **13** am pengumpulan informasi, membutuhkan peranan teknologi, yaitu *data mining*.

Data mining adalah serangkaian proses yang menghasilkan wawasan baru dengan menggali sejumlah data besar untuk menemukan pola dan aturan tertentu [4]. Teknik dalam *data mining* yang dapat dimanfaatkan untuk mengatasi masalah pada penelitian ini adalah *association rule*. Teknik asosiasi adalah teknik untuk mendeteksi pola yang paling kerap muncul dalam himpunan *itemset* [5]. Proses analisis menggunakan batuan algoritma *FP-Growth* guna **9** membuat aturan asosiasi dalam bentuk “If Then”. Algoritma *FP-Growth* merupakan salah sat**2** algoritma yang bisa diimplementasikan pada teknik *association rules*. Fungsi algoritma *FP-Growth* yaitu untuk mengidentifikasi item yang paling kerap muncul pada himpunan data dalam sebuah *database* [6].

Penelitian terdahulu terkait penambahan data yang menjadi tolak ukur dalam penelitian ini untuk menetapkan promosi produk dengan memanfaatkan algoritma *FP-Growth*, yaitu penelitian yang dilakukan oleh [7], [8], dan [9]. Algoritma *FP-Growth* diterapkan pada penelitian ini karena untuk memperoleh *frequent itemset* tidak membutuhkan *generate candidate*, melainkan memanfaatkan konsep penyusunan *tree*, sehingga proses pengolahan data lebih cepat [10].

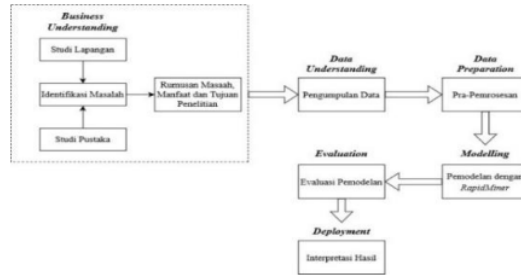
Tujuan penelitian ini adalah mengidentifikasi pola pembelian pada data transaksi penjualan **9** *The Javanese Cafe* yang dilakukan oleh pelanggan menggunakan algoritma *Frequent Pattern Growth (FP- Growth)* sebagai acuan untuk menentukan rekomendasi menu promosi. Sehingga dari pola yang dihasilkan diharapkan dapat membantu perusahaan untuk mendapatkan rekomendasi menu promosi guna menunjang strategi bisnis.

17

II. METODE PENELITIAN

A. Tahapan Penelitian

Pelaksanaan **15** penelitian mengimplementasikan metode pengembangan *Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM)* sebagai **5** hapan penelitian. Gambar 1. berikut merupakan gambaran alur proses CRISP-DM beserta penjelasannya.



Gambar 1. Tahap CRISP-DM

5

a. Pemahaman Bisnis (*Business Understanding*)

Dalam tahap pemahaman bisnis dilakukan **10** udi lapangan dan studi pustaka untuk menentukan tujuan dalam penelitian ini. Studi lapangan dilakukan dengan cara mewawancarai *supervisor café*, sedangkan studi pustaka dilakukan dengan cara me**5**ari penelitian terdahulu yang berkaitan dengan penelitian ini.

b. Pemahaman Data (*Data Understanding*)

Tahap pemahaman data meliputi kegiatan pengumpulan data yang berasal dari data transaksi penjualan *The Java Café*. Data yang terkumpul kemudian dianalisa untuk memperoleh penafsiran yang lebih dalam, mengenali permasalahan kualitas data, dan melacak bagian unik dari data yang bisa diterapkan untuk membentuk hipotesis tentang informasi tersirat. **24**

c. Persiapan Data (*Data Preparation*)

Tahap ini mencakup semua aktivitas yang diperlukan untuk membentuk kumpulan data akhir sehingga data dapat diolah kedalam alat pemodelan. Terdapat beberapa aktivitas yang dilakukan untuk mempersiapkan data, aktivitas tersebut meliputi pembersihan data, transformasi data, serta reduksi data.

d. Pemodelan (*Modelling*)

Kegiatan pada tahap ini adalah menentukan teknik, *tools*, serta algoritma yang akan digunakan pada pengujian. Dalam proses pengujian memanfaatkan teknik *association rule* yang dibantu dengan algoritma *FP-Gro***30**, serta software *RapidMiner* sebagai *toolsnya*. Pengujian menggunakan nilai minimum *support* dan minimum *confidence*, yang terus berubah dari percobaan satu ke percobaan lain.

e. Evaluasi (*Evaluation*)

Pada tahap ini, dilakukan pengujian *lift ratio* untuk mendapatkan aturan asosiasi dengan korelasi positif dan mengevaluasi apakah model yang dibuat oleh algoritma *FP-Growth* benar-benar mencapai tujuan bisnis yang ditetapkan pada tahap pemahaman bisnis.

f. Penerapan (*Development*)

Tahap ini mencakup kegiatan menarik kesimpulan berdasarkan hasil yang diperoleh, lalu mendiskusikan antara teori dan permasalahan yang dihadapi, sehingga menghasilkan solusi untuk menghadapi permasalahan yang terjadi.

36

B. Association Rule

Aturan asosiasi adalah teknik penambangan data yang digunakan untuk mengidentifikasi item satu dengan item lainnya dalam database [11]. Untuk men³⁹kan hubungan antar item, harus mencakup persyaratan minimum support dan minimum confidence, yang mempunyai rentang nilai dari 0% hingga 100% [12], berikut merupakan penjelasan mengenai nilai support dan confidence.

a. Support

Support adalah representasi da¹⁴gabungan item pada database. Misalnya, jika ditemukan item A dan item B dalam database, maka nilai supportnya adalah ³²sentase transaksi pada database yang berisi item A dan B. Berikut rumus yang digunakan untuk menentukan nilai support:

$$Support A = \frac{\sum Transaksi\ mengandung\ A}{\sum Transaksi} \quad (1)$$

Sedangkan nilai support untuk 2 item diperoleh dengan rumus:

$$Support (A, B) = \frac{\sum Transaksi\ mengandung\ A\ dan\ B}{\sum Transaksi} \quad (2)$$

b. Confidence

Confidence pada aturan asosiasi ²adalah ukuran untuk menetapkan aturan, yaitu penyajian transaksi dalam basis data yang berisi A dan B. Nilai confidence bisa diketahui dengan rumus berikut ini:

$$Confidence = P(B|A) = \frac{\sum Transaksi\ mengandung\ A\ dan\ B}{\sum Transaksi\ mengandung\ A} \quad (3)$$

8

C. Algorithm FP-Growth

Algoritma FP- Growth adalah metode alternatif untuk mendeteksi kumpulan data yang paling kerap muncul (frequent itemset) tanpa memerlukan generasi kandidat [13]. Sebelum melakukan proses pada fase utama, terdapat beberapa langkah khusus untuk menyiapkan dataset, yaitu mencari frequent itemset, membuat susunan berlandaskan prioritas, dataset diatur berlandaskan prioritas, dan membuat fp-tree. Setelah langkah khusus terpenuhi, selanjutnya menyelesaikan tiga fase utama dari algoritma FP-Growth, seperti berikut [14]:

a. Fase Pembangkitan Conditional Pattern Base

Hasil dari fase ini adalah rangkaian jalur FP-Tree yang memperhatikan elemen dengan support count paling sedikit atau elemen yang menjadi anak terakhir root.

b. Fase Pembangkitan Conditional FP-Tree

Langkah awal fase ini adalah menetapkan minimum support. Kemudian jumlahkan support count untuk masing-masing elemen. Item menu akan dibangkitkan pada fase ini, jika jumlah support count memenuhi nilai minimum support.

c. Fase Pembangkitan Frequent Itemset

Frequent itemset diciptakan oleh koalisi aturan dari elemen FP-Tree. Jika FP-Tree berisi elemen yang sama, pilih salah satu dengan jumlah support terendah.

D. Lift Ratio

Lift menetapkan tingkat kekuatan aturan berdasarkan keadaan acak antecedent dan consequent pada supportnya. Untuk menghitung nilai lift ratio bisa dilakukan dengan rumus berikut:

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

Sedangkan expected confidence dihitung dengan rumus berikut ini:

$$Expected\ Confidence = \frac{\sum\ Banyak\ Transaksi\ Mengandung\ B}{\sum\ Transaksi} \quad (5)$$

Jika perhitungan menghasilkan nilai kurang dari 1 maka terdapat korelasi negatif. Sedangkan hasil perhitungan yang nilainya lebih besar dari 1, terdapat² korelasi positif. Namun ketika hasil perhitungan nilainya sama dengan 1 maka tidak ada korelasi antara X dan Y [15].

16

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 6.674 transaksi, yang bersumber dari data transaksi penjualan ¹³Javanese Café. Dalam data tersebut terdapat 9 atribut seperti yang terlihat di Tabel 1 berikut:

TABEL I. SAMPEL DATA TRANSAKSI PENJUALAN

ID Transaksi	Tanggal	Waktu	Nama Produk	Jumlah	Kategori Produk	Nominal	Pembayaran	Nama Merchant
46766829	01/03/2022	14:22:07	Blood Vampire	1	French	Rp15.000	Cash	Javanese Cafe
46766829	01/03/2022	14:22:07	Javanese Sampler	1	Camilan	Rp11.000	Cash	Javanese Cafe
46769033	01/03/2022	14:47:50	Blue Ocean	1	French	Rp12.000	Cash	Javanese Cafe

B. Data Preprocessing

Terdapat tiga aktivitas pada tahap data preprocessing, yaitu membersihkan data, transformasi data, serta reduksi data. Berikut merupakan penjabaran dari setiap tahap tersebut:

22

a. Membersihkan Data (Data Cleaning)

Pada tahap ini dilakukan pembersihan terhadap data pada Tabel 1, dengan menghapus beberapa atribut yaitu id transaksi, waktu, jumlah, kategori produk, nominal, pembayaran, dan nama merchant, sehingga menghasilkan data seperti Tabel 2.

TABEL II. DATA HASIL PEMBERSIHAN ATRIBUT

Tanggal	Nama Produk
01/03/2022	Blood Vampire, Javanese Sampler
01/03/2022	Blue Ocean

b. Transformasi Data (Data Transformation)

Sebelum melakukan proses transformasi data, dilakukan pengkodean terhadap nama produk, karena nama produk yang terlalu panjang. Daftar kode produk bisa dilihat pada Tabel 3 berikut:

TABEL III. KODE PRODUK

Kode	Nama Produk	Kode	Nama Produk
M1	Air Mineral	M26	Taro
M2	Teh	M27	Coklat Hazelnut
M3	Lemon Tea	M28	Thai Tea
M4	Lemon Tea Jumbo	M29	Blue Ocean
M5	Es Teh Jumbo	M30	Selasih Fantasy
M6	Wedang Uwuh	M31	Red Delight
M7	Kopi Tubruk Susu	M32	Blood Vampire
M8	Kopi Tubruk	M33	Cinamond Crush
M9	Vietnam Drip	M34	French Fries
M10	Caffe Latte	M35	Jamur Krispi
M11	Cappuccino	M36	Tahu Krispi
M12	Black Americano	M37	Javanese Sampler
M13	Espresso	M38	Siomay
M14	Mocha Latte	M39	Roti Bakar
M15	V-60	M40	Croffle
M16	CoffeeMilk Original	M41	Cireng Krispi
M17	CoffeeMilk Brown Sugar	M42	Donat Kentang
M18	CoffeeMilk Hazelnut	M43	Nasi Ayam Matah
M19	CoffeeMilk Matcha	M44	Nasi Ayam Geprek
M20	Americano Ice	M45	Nasgor Krengsengan
M21	Japanese Ice	M46	Nasgor Terasi
M22	CoffeeMilk Vanila	M47	Nasgor Rawon
M23	Coklat	M48	Indomie Rebus
M24	Red Velvet	M49	Indomie Goreng
M25	Matcha		

Transformasi data dilakukan untuk mengubah tipe data *categorical* menjadi *binomial*. Proses transformasi menghasilkan data pada Tabel 4.

TABEL IV. HASIL TRANSFORMASI DATA

Tanggal	TID	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	...	M49	Jumlah Item
01/03/2022	1	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	2
01/03/2022	2	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	1
...
31/03/2022	6674	0	0	0	0	0	0	0	1	...	0	2

c. Reduksi Data (*Data Reduction*)

Pada tahap reduksi data, aktivitas yang dilakukan adalah menyeleksi data dengan jumlah item per transaksi lebih dari satu. Karena data yang akan diolah adalah data yang memiliki item dengan jumlah minimal dua item dalam satu transaksi, seperti data pada Tabel 5.

TABEL V. DATA HASIL REDUKSI

Tanggal	TID	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	...	M49	Jumlah Item
01/03/2022	1	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	2
01/03/2022	2	0	0	0	0	0	0	0	0	...	1	3
...

31/03/2023	4740	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	...	0	2
------------	------	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	-----	---	---

C. Perhitungan FP-Growth

Perhitungan algoritma FP-Growth akan dilakukan menggunakan 10 sampel item menu dan 20 sampel data transaksi penjualan. Sampel item menu yang digunakan yaitu Vietnam Drip, Caffe Latte, Cappuccino, Black Americano, Mocha Latte, Coklat Hazelnut, French Fries, Tahu Krispi, Roti Bakar dan Croffle. Sedangkan sampel data transaksi dapat dilihat pada Tabel 6:

TABEL VI. SAMPEL DATA TRANSAKSI

TID	Item Transaksi
6	M14, M34
10	M10, M36
11	M11, M12, M34
16	M11, M12, M36
25	M9, M36
32	M27, M34, M36
41	M10, M12, M39
44	M11, M12, M40
71	M9, M12, M36
73	M9, M11, M36
139	M10, M34, M39
148	M10, M34
189	M9, M12, M36, M39
215	M10, M11, M40
228	M9, M34
243	M10, M36, M39
297	M9, M11, M34, M36, M40
306	M12, M34
307	M10, M14, M39
316	M12, M34

Setelah menentukan sampel data, langkah selanjutnya melakukan empat fase khusus algoritma FP-Growth yaitu:

- Mencari frekuensi kemunculan menggunakan persamaan (1). Nilai minimum *support* yang ditetapkan adalah 0.1, item menu akan dihapus jika tidak memenuhi nilai minimum *support*, seperti yang terlihat pada Table 7.

TABEL VII. FREKUENSI KEMUNCULAN ITEM MENU

Item Menu	Frekuensi	Proses Support	Support
M9	6	(6/20)	0,3
M10	7	(7/20)	0,35
M11	6	(6/20)	0,3
M12	8	(8/20)	0,4
M14	2	(2/20)	0,1
M27	1	(1/20)	0,05

	{M12, M11=3}
M9	{M34, M9=2}, {M36, M9=5}, {M12, M9=2}, {M36, M12, M9=2}
M10	{M34, M10=2}, {M36, M10=2}
M12	{M34, M12=3}, {M36, M12=3}
M36	{M34, M36=2}

Nilai minimum *support* yang ditetapkan adalah 0,1 serta nilai minimum *confidence* 0,5. Perhitungan nilai *support* memanfaatkan persamaan (2), sedangkan nilai *confidence* dihitung menggunakan persamaan (3). Tabel 13 berikut menunjukkan pola asosiasi yang mencakup nilai minimum *support* dan minimum *confidence*:

TABEL XIII. POLA YANG MENCAKUP NILAI MINIMUM SUPPORT DAN NILAI MINIMUM CONFIDENCE

No	Rule	Support	Confidence
1	If {M11} Then {M40}	3/20 = 0,15	3/5 = 0,5
2	If {M40} Then {M11}	3/20 = 0,15	3/3 = 1
3	If {M10} Then {M39}	4/20 = 0,2	4/7 = 0,57
4	If {M39} Then {M10}	4/20 = 0,2	4/5 = 0,8
5	If {M11} Then {M39}	3/20 = 0,15	3/6 = 0,5
6	If {M36, M11} Then {M9}	2/20 = 0,1	2/3 = 0,67
7	If {M11, M9} Then {M36}	2/20 = 0,1	2/2 = 1
8	If {M11} Then {M12}	3/20 = 0,15	3/6 = 0,5
9	If {M36} Then {M9}	5/20 = 0,25	5/9 = 0,56
10	If {M9} Then {M36}	5/20 = 0,25	5/6 = 0,83
11	If {M36, M12} Then {M9}	2/20 = 0,1	2/3 = 0,67
12	If {M12, M9} Then {M36}	2/20 = 0,1	2/2 = 1

D. Pengujian Lift Ratio

Pengujian dengan lift ratio dilakukan guna mengetahui kekuatan pola asosiasi, yang dihitung menggunakan persamaan (4), sedangkan nilai expected confidence akan dihitung menggunakan persamaan (5):

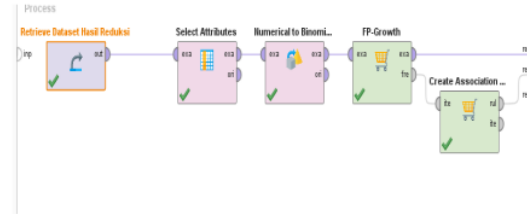
TABEL XIV. HASIL PERHITUNGAN NILAI LIFT RATIO

No	Rule	Support	Confidence	Expected Confidence	Lift
1	If {M11} Then {M40}	0,15	0,5	0,15	3,333
2	If {M40} Then {M11}	0,15	1	0,3	3,333
3	If {M10} Then {M39}	0,2	0,57	0,25	2,280
4	If {M39} Then {M10}	0,2	0,8	0,35	2,285
5	If {M11} Then {M39}	0,15	0,5	0,45	1,111
6	If {M36, M11} Then {M9}	0,1	0,67	0,3	2,233
7	If {M11, M9} Then {M36}	0,1	1	0,45	2,222
8	If {M11} Then {M12}	0,15	0,5	0,4	1,250
9	If {M36} Then {M9}	0,25	0,56	0,3	1,866
10	If {M9} Then {M36}	0,25	0,83	0,45	1,844
11	If {M36, M12} Then {M9}	0,1	0,67	0,3	2,233
12	If {M12, M9} Then {M36}	0,1	1	0,45	2,222

Semua pola menghasilkan nilai lift ratio > 1, sehingga semua pola tersebut memiliki korelasi positif. Pada 12 rule yang terbentuk terdapat beberapa rule yang memiliki item menu yang sama. Oleh karena itu rule tersebut harus dipilih salah satu, dengan mempertimbangkan nilai confidence yang lebih besar untuk dipilih.

E. Implementasi RapidMiner

Pada software RapidMiner dilakukan pengujian untuk mengetahui korelasi antar rule yang terbentuk berdasarkan nilai *support* dan *confidence* dengan mempertimbangkan hasil nilai lift ratio. Gambar 3 berikut merupakan desain pengujian pada software RapidMiner.



Gambar 3. Desain Pengujian menggunakan RapidMiner

Data yang digunakan pada pengujian ini berjumlah 4.740 dengan nilai minimum *support* 0.1 dan nilai minimum *confidence* 0.5. Pengujian menghasilkan pola pada Gambar 4, seluruh pola yang terbentuk mempunyai nilai lift ratio > 1.

Association Rules

```

Association Rules
[M40] --> [M11] (confidence: 0.513)
[M23] --> [M34] (confidence: 0.535)
[M19] --> [M36] (confidence: 0.556)
[M39] --> [M10] (confidence: 0.567)
[M44] --> [M3] (confidence: 0.580)
[M22] --> [M34] (confidence: 0.584)
[M30] --> [M34] (confidence: 0.592)
[M11] --> [M40] (confidence: 0.598)
[M20] --> [M34] (confidence: 0.635)
[M27] --> [M34] (confidence: 0.673)
[M14] --> [M34] (confidence: 0.684)
[M10] --> [M39] (confidence: 0.773)
[M26] --> [M34] (confidence: 0.781)
[M31] --> [M34] (confidence: 0.837)

```

Gambar 4. Hasil Pola Asosiasi yang Terbentuk

Selain itu pengujian menggunakan RapidMiner juga dapat dimanfaatkan untuk mengetahui item menu yang mempunyai nilai support rendah. Tabel 15 berikut menunjukkan beberapa item yang mempunyai nilai *support* rendah.

TABEL XV. ITEM MENU DENGAN SUPPORT TERENDAH

No	Kode Produk	Support
1	M4	15%
2	M13	18%
3	M33	18%
4	M1	18%
5	M21	22%

6	M47	23%
7	M49	23%
8	M46	25%
9	M6	26%

I. KESIMPULAN

Berdasarkan analisis dan pengujian menggunakan *software RapidMiner* dan Algoritma *FP-Growth* terhadap data penjualan yang sudah diolah, menghasilkan beberapa rekomendasi *product bundling* yang dapat menunjang strategi bisnis; (a) Produk yang sering dibeli dengan tingkat kepercayaan 87,3% *dibundling* promo dengan produk *Cinamond Crush* yang mempunyai presentase *support* 18%; (b) Produk yang sering dibeli dengan tingkat kepercayaan 77,3% *dibundling* promo dengan produk *Espresso* yang mempunyai presentase *support* 18%; (c) Produk yang sering dibeli dengan tingkat kepercayaan 63,5% *dibundling* promo dengan produk *Japanese Ice* yang mempunyai presentase *support* 22%; (d) Produk yang sering dibeli dengan tingkat kepercayaan 58% *dibundling* promo dengan produk Nasgor Rawon yang mempunyai presentase *support* 23% atau dengan produk Nasgor Terasi yang mempunyai presentase *support* 25%.

Pada penelitian selanjutnya dapat menggunakan *dataset* terbaru dan periode waktu lebih lama, sehingga jumlah transaksi yang lebih besar tersebut dapat menghasilkan nilai data transaksi penjualan dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi. Serta dapat menggunakan algoritma *association rule* yang berbeda sehingga dapat mengetahui algoritma mana yang lebih cocok untuk diterapkan.

REFERENCES

- [1] E. E. P. Wulandari, "Pengaruh Lokasi, Inovasi Produk, Dan Cita Rasa Terhadap Keputusan Pembelian Pada Eleven Cafe Di Kota Bengkulu," *J. Entrep. dan Manaj. Sains*, vol. 2, no. 1, pp. 74–86, 2021, doi: 10.36085/jems.v2i1.1379.
- [2] R. P. C. Atmojo and C. Herdinata, "Pengaruh Harga, Promosi Dan Lokasi Terhadap Kepuasan Konsumen Pada Perusahaan Cv. Andindo Duta Perkasa," *Performa*, vol. 5, no. 5, pp. 379–388, 2021, doi: 10.37715/jp.v5i5.1814.
- [3] A. E. Nasution, L. P. Putri, and M. T. Lesmana, "Analisis Pengaruh Harga, Promosi, Kepercayaan dan Karakteristik Konsumen Terhadap Keputusan Pembelian Konsumen Pada 212 Mart di Kota Medan," *Prosiding Semin. Nas. Kewirausahaan*, vol. 1, no. 1, pp. 194–199, 2019, doi: <https://doi.org/10.30596/snk.v1i1.3594>.
- [4] Tarigan Fahrul, Azanuddin, and Yanti Nur, "Implementasi Data Mining Menentukan Pola Penjualan Produk Toko Perabot Dua Bersaudara Kutalimbaru Dengan Menggunakan Fp-Growth," *J. CyberTech*, vol. 1, no. 2, pp. 115–129, 2021, [Online]. Available: <https://ojs.trigunadharma.ac.id/>.
- [5] 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.
- [6] A. P. Sandi and V. W. Ningsih, "Implementasi Data Mining Sebagai Penentu Persediaan Produk Dengan Algoritma Fp-Growth Pada Data Penjualan Sinarmart," *J. Publ. Ilmu Komput. dan Multimed.*, vol. 1, no. 2, pp. 111–122, 2022, doi: 10.55606/jupikom.v1i2.343.
- [7] M. Rizky, A. A. Ridha, and K. Prihandani, "Penentuan Paket Promosi Pakaian PT. D&C Production dengan Menggunakan Algoritma FP-Growth," *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, vol. 5, no. 2, pp. 177–186, 2021, doi: 10.29408/edumatic.v5i2.3714.
- [8] N. Mayasari, D. Y. Niska, and E. R. Samosir, "Implementasi Data Mining untuk Memprediksi Itemset Promosi Penjualan Pada CV. Sumber Segar Utama," *J. Tek. dan Inform.*, vol. 6, no. 1, pp. 31–36, 2019, [Online]. Available: <https://jurnal.pancabudi.ac.id/index.php/Juti>.
- [9] F. Firmansyah and A. Yulianto, "Market Basket Analysis for Books Sales Promotion using FP Growth Algorithm, Case Study: Gramedia Matraman Jakarta," *J. Informatics Telecommun. Eng.*, vol. 4, no. 2, pp. 383–392, 2021, doi: 10.31289/jite.v4i2.4539.
- [10] S. Suhada, D. Ratag, G. Gunawan, D. Wintana, and T. Hidayatulloh, "Penerapan Algoritma Fp-Growth Untuk Menentukan Pola Pembelian Konsumen Pada Ahass Cibadak," *J. Swabumi*, vol. 8, no. 2, pp. 118–126, 2020, doi: 10.31294/swabumi.v8i2.8077.
- [11] F. Febriantho, D. Renald, Y. Yakub, E. Edy, and I, "Penerapan Association Rule Data Mining Untuk Rekomendasi Produk Kosmetik Pada Pt. Fabiando Sejahtera Menggunakan Algoritma Apriori," *J. Algor.*, vol. 2, no. 1, pp. 1–11, 2020, doi: 10.31253/algor.v2i1.437.
- [12] J. L. Putra, M. Raharjo, T. A. A. Sandi, R. Ridwan, and R. Prasetyo, "Implementasi Algoritma Apriori Terhadap Data Penjualan Pada Perusahaan Retail," *J. Pilar Nusa Mandiri*, vol. 15, no. 1, pp. 85–90, 2019, doi: 10.33480/pilar.v15i1.113.
- [13] C. E. Firman, "Penentuan Pola Yang Sering Muncul Untuk Penjualan Pupuk Menggunakan Algoritma Fp-Growth," *INFORMATIKA*, vol. 10, no. 1, p. 1, 2019, doi: 10.36723/juri.v9i2.97.
- [14] A. R. Wibowo and A. Jananto, "Implementasi Data Mining Metode Asosiasi Algoritma FP-Growth Pada Perusahaan Ritel," *Inspir. J. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 10, no. 2, p. 200, 2020, doi: 10.35585/inspir.v10i2.2585.
- [15] R. P. Karina, S. Lestanti, and F. Febrinita, "Penerapan Algoritma Apriori Dalam Seleksi Penjurusan Calon Peserta Didik Baru Di Smak Diponegoro Blitar," *JATI*

(*Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 6, no. 2, pp. 716–724,
2022, doi: 10.36040/jati.v6i2.5630.

Penentuan Rekomendasi Paket Promosi Menggunakan Algoritma Frequent Pattern Growth Di The Javanese Cafe

ORIGINALITY REPORT

14%

SIMILARITY INDEX

12%

INTERNET SOURCES

9%

PUBLICATIONS

2%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

- 1 Submitted to Konsorsium Perguruan Tinggi Swasta Indonesia II 1%

Student Paper
- 2 repository.uin-suska.ac.id 1%

Internet Source
- 3 Ahmad Afan Maulana, Riza Alfita, Achmad Fiqhi Ibadillah. "Rancang Bangun Gelang Locator Pasien Terkonfirmasi Covid-19 dengan Metode Haversine sebagai Pengidentifikasian Pelanggaran Zona Aman Isolasi Mandiri Menggunakan Komunikasi Lora (Long Range)", Elekrika, 2021 1%

Publication
- 4 www.unisbank.ac.id 1%

Internet Source
- 5 Ali Ahmad, Windu Gata. "Sentimen Analisis Masyarakat Indonesia di Twitter Terkait Metaverse dengan Algoritma Support Vector Machine", Jurnal JTIK (Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi), 2022 1%

6	Lisna Zahrotun, Al Fath Imam Robbani. "Penerapan Algoritma Eclat untuk Menemukan Pola Asosiasi Antar Barang di Aneka Sandang Collection", JRST (Jurnal Riset Sains dan Teknologi), 2023 Publication	1 %
7	media.neliti.com Internet Source	1 %
8	Submitted to UIN Sultan Syarif Kasim Riau Student Paper	<1 %
9	ejurnal.stmik-budidarma.ac.id Internet Source	<1 %
10	es.scribd.com Internet Source	<1 %
11	eudl.eu Internet Source	<1 %
12	penerbitadm.com Internet Source	<1 %
13	repository.uksw.edu Internet Source	<1 %
14	Ismasari Ismasari, Maulida Ramadhan, Wahyu Hadikristanto. "Analisis Tingkat Pembelian Konsumen dengan Algoritma Apriori", Jurnal	<1 %

Ilmiah Intech : Information Technology Journal of UMUS, 2020

Publication

15	ejournal.gunadarma.ac.id Internet Source	<1 %
16	e-journals.unmul.ac.id Internet Source	<1 %
17	id.scribd.com Internet Source	<1 %
18	jom.fti.budiluhur.ac.id Internet Source	<1 %
19	jtiik.ub.ac.id Internet Source	<1 %
20	widuri.raharja.info Internet Source	<1 %
21	Aulia Rahman, Ismail Ismail, Arnita Irianti, Nurmaliana Nurmaliana. "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Pada Sistem Persediaan Obat Di Puskesmas Banggae II Kabupaten Majene", Jurnal Minfo Polgan, 2023 Publication	<1 %
22	e-journal.hamzanwadi.ac.id Internet Source	<1 %
23	ejurnal.seminar-id.com Internet Source	<1 %

24	jurnal.mdp.ac.id Internet Source	<1 %
25	www.jurnal.stikompoltek.ac.id Internet Source	<1 %
26	123dok.com Internet Source	<1 %
27	Gigih Prima Subakti, Yessica Nataliani. "Analisis Data Transaksi untuk Penempatan Produk Prioritas Oli Motor Menggunakan Algoritma Apriori", INOVTEK Polbeng - Seri Informatika, 2022 Publication	<1 %
28	ejournal.polbeng.ac.id Internet Source	<1 %
29	journal.universitasmulia.ac.id Internet Source	<1 %
30	katalog.ukdw.ac.id Internet Source	<1 %
31	repository.its.ac.id Internet Source	<1 %
32	Edo Tachi Naldy, Andri Andri. "Penerapan Data Mining Untuk Analisis Daftar Pembelian Konsumen Dengan Menggunakan Algoritma Apriori Pada Transaksi Penjualan Toko	<1 %

Bangunan MDN", Jurnal Nasional Ilmu Komputer, 2021

Publication

33

Muhammad Raihan Pradana, Mohammad Syafrullah, Hendri Irawan, Irawan, Joko Christian Chandra, Achmad Solichin. "Market Basket Analysis Using FP-Growth Algorithm On Retail Sales Data", 2022 9th International Conference on Electrical Engineering, Computer Science and Informatics (EECSI), 2022

Publication

34

Nadiya Citra Dewi, Ferry Putrawansyah, Desi Puspita. "Implementasi Algoritma FP-Growth Pada E-Commerce Kopi Pagar Alam Menggunakan Framework Codeigniter", Indonesian Journal of Computer Science, 2021

Publication

35

digilib.uin-suka.ac.id

Internet Source

<1 %

36

ejournal.itn.ac.id

Internet Source

<1 %

37

repository.upi.edu

Internet Source

<1 %

38

www.researchgate.net

Internet Source

<1 %

ejournal.upnjatim.ac.id

39

Internet Source

<1 %

40

repository.ub.ac.id

Internet Source

<1 %

Exclude quotes Off

Exclude matches Off

Exclude bibliography On