

IMPLEMENTASI ALGORITMA *FP-GROWTH* UNTUK MENGANALISA POLA PENJUALAN KUE PADA TOKO DAPUR BUNDA

Lista Holpiani¹, Ferry Putrawansyah², Siti Muntari³

Program Studi Teknik Informatika, Institut Teknologi Pagar Alam

Jln. Masik Siagim No.75 Simpang Mbacang Kec. Dempo Tengah Kota Pagar Alam

¹listaholpiani@gmail.com, ²feyputrawansyah@gmail.com, ³muntariaza@gmail.com

Abstract

The aim of this research is to implement the *FP-Growth* algorithm to analyze cake sales patterns at the Dapur Bunda shop. The problem faced by the owner of Dapur Bunda is that the owner has difficulty in determining which cakes are the most popular or which are sold most frequently. To be used as a reference for providing cakes, the *FP-Growth* algorithm can determine consumer habit patterns by using the minimum support and minimum confidence seen on the cake bought or sold. By using RapidMiner software and the *FP-Growth* algorithm system which was built with a MySQL database and Hypertext Preprocessor (PHP) language. The test results show that the rule that has the lowest confidence value is 65%, namely if you buy (Torn Bread) you will also buy (Dessert Box) and the one with the highest confidence is 95%, namely if you buy (Birthday Cake, Pizza) then will buy (Dessert Box). The test results show that this research has succeeded in producing cake sales patterns at the Dapur Bunda shop using the *FP-Growth* algorithm based on the min support value and min confidence value obtained from the sales transaction data of the Dapur Bunda shop in 2023, by setting the min support at 20% and the min confidence 60% of the association rules formed, namely 8 patterns of association rules, can be recommended to the Dapur Bunda shop as a reference for providing cakes.

Keywords :Data mining, Association Rules, *FP-Growth*, Rapid Miner, Sale

Abstrak

Tujuan dari penelitian ini adalah mengimplementasikan algoritma *FP-Growth* untuk menganalisa pola penjualan kue pada toko Dapur Bunda. Permasalahan yang dihadapi oleh pemilik Dapur Bunda adalah pemilik mengalami kesulitan dalam menentukan kue mana yang paling diminati atau yang paling sering terjual untuk dijadikan referensi penyediaan kue, algoritma *FP-Growth* ini dapat mengetahui pola kebiasaan konsumen dengan menggunakan min support dan *min confidence* yang terlihat pada kue yang dibeli atau dijual. Dengan menggunakan perangkat lunak RapidMiner dan sistem algoritma *FP-Growth* yang dibangun dengan database MySQL dan bahasa Hypertext Preprocessor (PHP). Hasil pengujian menunjukkan bahwa aturan (rule) yang memiliki nilai *confidence* terendah adalah 65% yaitu jika membeli (Roti Sobek) maka juga akan membeli (Dessert Box) dan yang memiliki *confidence* tertinggi adalah 95% yaitu Jika membeli (Kue Ulang Tahun, Pizza) maka akan membeli (Dessert Box). Hasil pengujian menunjukkan bahwa Penelitian ini berhasil menghasilkan pola penjualan kue di Toko Dapur Bunda dengan algoritma *FP-Growth* berdasarkan nilai *min support* dan nilai *min confidence* yang didapat dari data transaksi penjualan toko Dapur Bunda pada tahun 2023, dengan menetapkan min support 20% dan *min confidence* 60% aturan asosiasi yang terbentuk yaitu 8 pola aturan asosiasi dapat di rekomendasikan kepada toko Dapur Bunda referensi penyediaan kue.

Kata kunci : Data mining, Association Rules, *FP-Growth*, Rapid Miner, Penjualan

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi kini berkembang semakin pesat. Dunia usaha menjadi semakin kompetitif, khususnya di sektor penjualan, sehingga manajemen harus kreatif dalam mencari cara untuk tetap tertarik pada perusahaan. Teknologi memainkan peran penting dalam mempertahankan kemampuan bisnis untuk beroperasi dan tumbuh. Perlunya pendekatan atau analisis terhadap data transaksi yang telah selesai merupakan salah satu hal yang tidak kalah krusialnya [1].

Data mining adalah metode pencarian data besar yang bertujuan untuk menemukan pengetahuan atau penemuan berdasarkan pola yang ada [2]. Terkadang, data mining digunakan sebagai kata alternatif untuk penambangan data. Di antara banyak pendekatan yang digunakan dalam data mining adalah teknik asosiasi. Teknik asosiasi ini bisa digunakan untuk menentukan hubungan antar produk atau aturan asosiasi [3].

Pengetahuan dapat diekstraksi dari kumpulan data besar menggunakan data mining. Hal ini memerlukan pemeriksaan yang cermat terhadap kumpulan data untuk mengidentifikasi hubungan yang tidak terduga dan menyediakan berbagai metode ringkasan data [4].

Association Rules adalah jenis teknik penambangan data yang mencari pola dalam data dan membuat aturan berdasarkan pola tersebut. Untuk menentukan hubungan antar benda, aturan asosiasi sering digunakan [5]. Tujuan dari *association rules* adalah untuk mengukur frekuensi munculnya kombinasi item dalam database penjualan dan untuk mendeteksi tren pembelian konsumen [6].

Algoritma *FP-Growth* yaitu Sebuah perbaikan pada metode Apriori, yaitu mencari frequent item set menggunakan konsep pembentukan pohon FP tidak melakukan *generate candidate* [7] Karena *FP-Growth* tidak perlu sering diulang, tidak seperti pendekatan apriori, yang membutuhkan waktu sangat lama [8]. Dengan demikian, Salah satu pendekatan yang dapat digunakan untuk mencari dataset yang paling sering muncul adalah *FP-Growth* [6].

Hasil observasi dan wawancara di toko Dapur Bunda mengindikasikan bahwa kurangnya informasi mengenai preferensi konsumen seringkali membuat kesulitan dalam menentukan kue yang paling diminati. Pemilik toko mencatat transaksi secara konvensional, menyebabkan kesulitan dalam mengidentifikasi kue yang paling sering dibeli/terjual. Peneliti menggunakan algoritma *FP-Growth* untuk menerapkan analisis

pola penjualan dalam upaya memecahkan masalah ini.

Implementasi data mining dalam mengkaji pola penjualan roti dengan menggunakan algoritma *FP-Growth*, penelitian yang dilakukan dengan menggunakan pendekatan *FP-Growth*, yang memberikan analisis terkait pola yang dapat membantu untuk menganalisa penjualan produk roti pada *Franch Bakery* [9].

Penelitian [10] menerapkan data mining diperoleh empat aturan asosiasi menggunakan dua item set dalam kombinasi: topping keju/ceress, topping keju/kacang, topping ceres, dan topping ceres/kacang. Hasil ini dicapai dengan menggunakan Algoritma Apriori, menggunakan perangkat lunak *RapidMiner* dan dibuat aplikasi khusus di toko Sponji. Dimana item barang meliputi keju/ceress dan topping keju/kacang memiliki nilai kepercayaan paling besar yaitu 60%.

Dalam penelitian berjudul "Analisis Algoritma *FP-Growth* untuk Rekomendasi Produk dalam Data Ritel Penjualan Produk Kosmetik," data transaksi dari sebuah toko kosmetik dianalisis menggunakan algoritma *FP-Growth*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa terdapat aturan yang menyatakan bahwa pembelian White Langsung Facial Foam berhubungan dengan pembelian produk Masker Beras Putih dengan tingkat kepercayaan sebesar 89% [11].

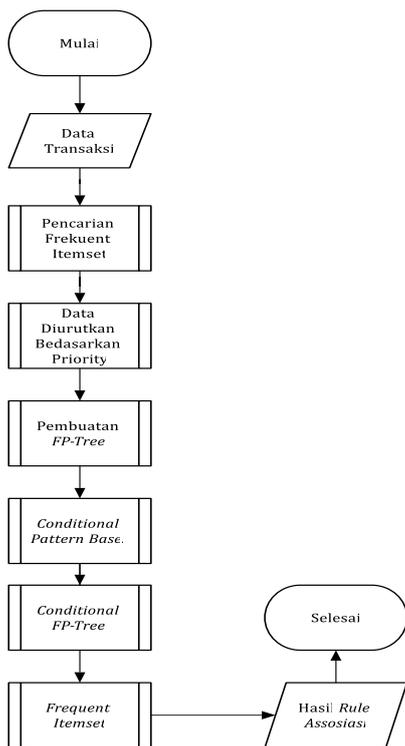
Dalam Penelitian ini dilakukan analisis terhadap pola penjualan kue di toko Dapur Bunda untuk mengetahui kue yang paling sering di beli konsumen menggunakan algoritma *FP-Growth*. Dari kasus tersebut, penulis melakukan analisa pola penjualan kue dari data transaksi penjualan di toko Dapur Bunda.

Penelitian ini dilakukan dengan tujuan untuk menerapkan algoritma *FP-Growth* dalam analisis pola penjualan kue di Dapur Bunda. Melalui penggunaan *software RapidMiner*, penelitian ini akan memperoleh pola-pola dari data transaksi penjualan, yang kemudian dapat memberikan pemahaman yang lebih mendalam kepada pemilik toko. Dengan demikian, diharapkan bahwa hasil penelitian ini akan membantu pemilik toko dalam mengambil keputusan yang lebih efektif dan efisien terkait strategi penjualan dan pengelolaan persediaan kue mereka

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1. Skema Alur Penelitian

Untuk memperoleh asosiasi dengan *FP-Growth* bisa dilihat pada langkah-langkah atau *flowchart* berikut ini:



Gambar 1. Flowchart *Fp-Growth*

Pada Gambar.1 tahapan yang akan di lalui pada penelitian ini yaitu:

1. Persiapkan Dataset Transaksi
2. Identifikasi Item yang Sering Muncul (*Frequent Itemset*)
3. Pengurutan Dataset Berdasarkan Prioritas
4. Buat Struktur Pohon (*FP-Tree*)
5. Buat Basis Pola Kondisional (*Conditional Pattern Base*)
6. Buat Pohon Pertama Kondisional (*Conditional FP-Tree*)
7. Tentukan Itemset yang Sering Muncul (*Frequent Itemset*)
8. Dapatkan Hasil Aturan Asosiasi

Algoritma *FP-Growth* yaitu kemajuan dari apriori. metode *FP-Growth* memperbaiki kekurangan algoritma apriori[4]. Dengan aturan asosiasi dan menyesuaikan minsupport dan minconfidence agar sesuai dengan ketentuan, dapat membatasi Ambang batas support atau disebut minsup dan ambang batas kepercayaan atau minconfa. Sebagai contoh, minsup dan minconf masing-masing disetel ke 20% dan 60%, sehingga hanya data dengan nilai support 20% dan *confidence* 60% yang akan ditampilkan sebagai hasil pemrosesan, data dengan nilai lebih rendah dari minimum support 20% atau 0,2 akan ditolak.

Dua langkah mendasar analisis *Association Rule* terhadap asosiasi adalah sebagai berikut[12]

Untuk rumus Support 1 Itemset:

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

Untuk Support 2 Itemset:

$$Support = P(A|B) \frac{\text{Mengandung A dan B}}{\text{Transaksi}} \times 100\% \quad (2)$$

Frequent itemset yang menunjukkan kemunculan frekuensi itemset lebih besar dari nilai minimum yang telah ditentukan Selanjutnya untuk menghitung nilai *confidence* yaitu dengan menggunakan rumus sebagai berikut[13]:

$$Confidence = (A|B) \frac{\text{Transaksi mengandung A dan B}}{\text{Transaksi A}} \times 100\% \quad (3)$$

Confidence adalah ukuran yang menunjukkan tingkat keterkaitan antara dua item dalam keadaan tertentu [14].

FP-Growth adalah teknik alternatif untuk mengidentifikasi kumpulan data yang paling umum (*frequent item set*) di dalam kumpulan data. [15]

2.2. Pengumpulan Data

Dalam mendapatkan data yang diperlukan untuk penelitian laporan ini ada beberapa metode yang di perlukan antara lain:

1. Observasi

Dalam metode observasi, pendekatan pengumpulan data dilakukan dengan cara secara langsung mengamati sistem yang beroperasi di toko Dapur Bunda. Observasi ini melibatkan survei dan pemantauan terhadap berbagai aspek dan proses yang terjadi di dalam toko tersebut. Dengan mengamati secara langsung, peneliti dapat memperoleh wawasan yang mendalam tentang berbagai praktik dan dinamika yang terjadi dalam operasional toko tersebut, membantu dalam pemahaman yang lebih baik tentang konteksnya Selain itu, metode observasi juga memungkinkan untuk mengidentifikasi pola-pola yang mungkin tidak terlihat dengan jelas melalui metode pengumpulan data lainnya.

2. Wawancara

Pada metode wawancara, dilakukan pengumpulan data dengan mengajukan pertanyaan-pertanyaan langsung kepada narasumber yang bersangkutan, dalam hal ini adalah pemilik toko Dapur Bunda, sebagai subjek penelitian. Metode ini memungkinkan peneliti untuk mendapatkan wawasan mendalam tentang berbagai aspek terkait dengan operasional

dan pengalaman pemilik toko, serta memfasilitasi pemahaman yang lebih baik tentang konteks bisnis tersebut

3. Dokumentasi

Pada metode dokumentasi Metode pengumpulan data yang dilakukan dengan menghimpun dan menganalisis dokumen, baik dokumen tertulis, gambar dan Elektronik.

4. Studi Pustaka

Dalam metode Studi Pustaka, data dikumpulkan dengan mengumpulkan berbagai sumber literatur, termasuk buku, ebook, dan jurnal, yang kemudian dianalisis secara menyeluruh guna memperoleh pemahaman yang komprehensif tentang topik penelitian yang sedang dibahas. Selain itu, referensi-referensi yang relevan juga diakses dan diteliti untuk memperdalam pemahaman peneliti terhadap subjek yang sedang dipelajari.

2.3. Data Transaksi

Untuk proyek penelitian toko Dapur Bunda yaitu menggunakan data transaksi penjualan toko mulai dari 3 Januari sampai 25 Desember 2023 untuk digunakan sebagai referensi penyediaan kue pada Toko Dapur Bunda.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Perhitungan *Fp-Growth*

Mencari nilai batas *minimum support* merupakan langkah awal dalam pengolahan data. Batas *minimum support* pada penelitian ini ditetapkan sebesar 0,2, sedangkan batas *minimum confidence* ditetapkan sebesar 0,6. Untuk mengidentifikasi produk yang dibeli bersamaan dan menghasilkan Aturan Asosiasi, beberapa langkah dilakukan sebagai berikut:

1 Persiapkan dataset transaksi

Untuk proyek penelitian Dapur Bunda, data transaksi penjualan toko yang digunakan yaitu data transaksi tahun 2023. Berbagai jenis kue di satu transaksi telah digabungkan dalam tabel 1 berikut:

ID	Transaksi	Nama Kue
TR-001	03/01/2023	Kue Ulang Tahun, Pizza, Dessert box, Kue ulang tahun
TR-002	04/01/2023	Dessert box, Roti sobek, Roti Sobek, Roti Sobek

ID	Transaksi	Nama Kue
TR-003	05/01/2023	Dessert Box, Bomboloni, Dessert box, bomboloni,
TR-004	06/01/2023	Kue Ulang Tahun, Kue Ulang Tahun, Dessert Box, Dessert Box, dessert Box, Roti sobek
TR-005	07/01/2023	Kue ulang Tahun, Bomboloni, Bomboloni, Bomboloni
TR-006	08/01/2023	Dessert Box, Bomboloni
TR-007	09/01/2023	Kue Ulang Tahun, Bomboloni
TR-008	10/01/2023	Kue Ulang Tahun, Dessert Box, Bomboloni, Pizza, Pizza
TR-009	11/01/2023	Kue Ulang Tahun, Dessert Box, bomboloni
....
....
....
TR-272	25/12/2023	Bomboloni, Kue Ulang tahun, Dessert Box

Selanjutnya dilakukan cleaning atau pembersihan data dengan menghapus data yang terduplikasi.

TABEL I. DATA TRANSAKSI YANG SUDAH CLEANING

ID	Transaksi	Nama Kue
TR-001	03/01/2023	Kue Ulang Tahun, Dessert Box, Pizza
TR-002	04/01/2023	Dessert box, roti sobek
TR-003	05/01/2023	Dessert Box, Bomboloni
TR-004	06/01/2023	Kue Ulang Tahun, Dessert box, Roti Sobek
TR-005	07/01/2023	Kue ulang tahun, Bomboloni
TR-006	08/01/2023	Dessert box, Bomboloni
TR-007	09/01/2023	Kue Ulang Tahun, Bomboloni

ID	Transaksi	Nama Kue
TR-008	10/01/2023	Kue Ulang Tahun,Dessert Box,Bomboloni,Pizza
TR-009	11/01/2023	Kue Ulang Tahun,Dessert Box,bomboloni
....
....
....
TR-272	25/12/2023	Bomboloni,Kue Ulang tahun.Dessert Box

2. Identifikasi Item yang Sering Muncul (*Frequent Itemset*)

Tabel berikut menampilkan frekuensi masing-masing item untuk referensi lebih lanjut.

TABEL II. IDENTIFIKASI ITEM YANG SERING MUNCUL

Item set	Sup Count
Kue Ulang Tahun	6
Dessert Box	7
Bomboloni	6
Roti Sobek	2
Pizza	2

Pada tabel 2 di atas mengidentifikasi seberapa sering setiap item muncul di seluruh transaksi yang tercatat dalam tabel.

3. Pengurutan Dataset Berdasarkan Prioritas (*Priority*)

Pada langkah ini, pengaturan data dilakukan dengan menyusunnya berdasarkan frekuensinya, tertinggi hingga terendah.

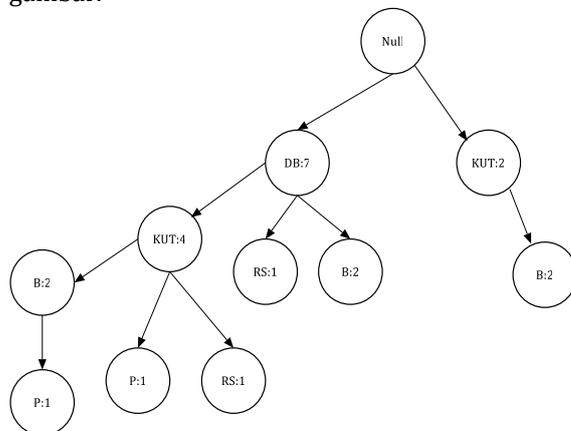
TABEL III. URUTAN DATASET BERDASARKAN PRIORITAS

Item set	Sup Count
Dessert Box	7
Kue Ulang Tahun	6
Bomboloni	6
Roti Sobek	2
Pizza	2

Setelah mendapatkan frekuensi setiap item, langkah berikutnya adalah membatasi item dengan menggunakan *support count*. Sebuah item akan dihapus dari proses penambahan data dan tidak digunakan jika frekuensinya kurang dari jumlah *support* yang ditentukan. Sebagai contoh, jika *support count* ditetapkan sebagai 2, maka item dengan frekuensi 0 dan 1 akan dihilangkan.

4. Buat Struktur Pohon (*FP-Tree*)

Proses konstruksi pohon FP dilakukan dengan membangun struktur pohon dari seluruh transaksi, sebagaimana diperlihatkan dalam gambar.



Gambar 2. Struktur Pohon

Pada gambar 2 digunakan untuk memahami bagaimana Pohon FP terbentuk dengan memetakan data kue pada lintasan *FP-tree*, semakin banyak data transaksi yang memiliki data kue yang sama maka struktur *FP-Tree* akan menjadi lebih efektif lagi.

5. Buat Basis Pola Kondisional (*Conditional Pattern Base*)

Tahap ini dapat diselesaikan dengan kembali ke *FP-Tree* yang ditunjukkan pada tabel berikutnya.

TABEL IV. BASIS POLA KONDISIONAL

Item	Conditional pattern Base
P	{DB KUT:1}, {DB KUT B:1}
RS	{DB KUT:1}, {DB:1}
B	{DB KUT:2}, {DB:2}, {KUT:2}
KUT	{DB:4}
DB	-

Tabel 4 menunjukkan cara menghubungkan *FP-Growth* dengan hasil pertama dan menciptakan Aturan Asosiasi dengan hasil kedua, serta menetapkan nilai minimum untuk dukungan dan kepercayaan.

6. Buat Pohon Pertama Kondisional (*Conditional Pohon FP*)

Pada tahap ini, jumlah dukungan setiap elemen dalam setiap pola kondisional dihitung secara keseluruhan. Kemudian, elemen yang memiliki jumlah dukungan yang sama atau lebih besar dari nilai minimum dukungan ξ akan dimasukkan ke dalam *FP-tree* kondisional[16].

TABEL V. TAHAP PEMBUATAN *CONDITIONAL* POHON FP

Item	Conditional FP-Tree
P	<DB:2, KUT:2>

RS	<DB:2>
B	<DB:4, KUT:2> <KUT:2>
KUT	<DB:4>
DB	-

7. Menentukan Frequent itemset

Lihat Tabel 5 untuk memastikan frequent itemset. Selanjutnya, nama item digeser ke kolom berlabel Frequent Itemset.

TABEL VI. MENENTUKAN FREQUENT ITEMSET

Item	Frequent Itemset
P	{DB,P:2} {KUT,P:2} {DB,KUT,P:2}
RS	{DB,RS;2}
B	{DB,B:4, KUT,DB:4} {DB,KUT,B:2}
KUT	{DB,KUT:4}
DB	-

Berdasarkan tabel 6 yaitu menentukan frequent Itemset dengan menentukan Minimum Support dan Minimum Confidence apakah memenuhi atau tidak.

8. Hasil Aturan Asosiasi

Informasi mengenai item yang memenuhi syarat nilai minimum supp dan minimum Conf dapat ditemukan dalam tabel berikut untuk Hasil Aturan Asosiasi.

TABEL VII. HASIL ATURAN RULE ASOSIASI

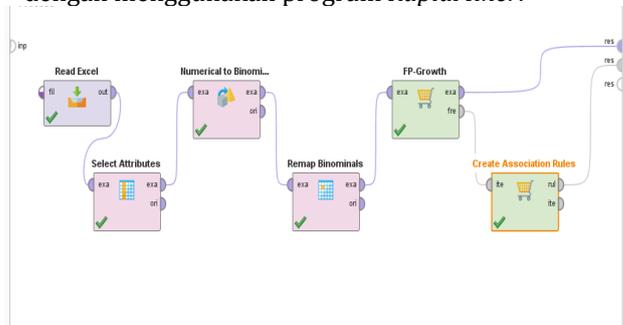
Item	Support	Confidence
RS->DB	2/9=22.22%	2/2=100%
DB,P->KUT	2/9=22.22%	2/2=100%
KUT,P->DB	2/9=22.22%	2/2=100%
P->DB,KUT	2/9=22.22%	2/2=100%
P->DB	2/9=22.22%	2/2=100%
P->KUT	2/9=22.22%	2/2=100%
B->DB	4/9=44.44%	4/6=66.67%
KUT->B	4/9=44.44%	4/6=66.67%
B->KUT	4/9=44.44%	4/6=66.67%
KUT->DB	4/9=44.44%	4/6=66.67%

3.2 Pengolahan data menggunakan RapidMiner

Hasil dari aturan asosiasi dengan algoritma FP-Growth dengan pengolahan data transaksi sebanyak 272 di dapatkan 8 aturan asosiasi yaitu Roti Sobek->Dessert Box dengan nilai confidence 65%, Bolu Pisang->Bomboloni dengan nilai Confidence 65%, Dessert Box,Pizza->Kue Ulang Tahun dengan nilai confidence 70,4%, Kue Ulang Tahun,Bomboloni-> Dessert Box dengan nilai confidence 76,2%, Bomboloni-> Dessert Box dengan nilai confidence 81,1%, Donat,Lapis Legit-

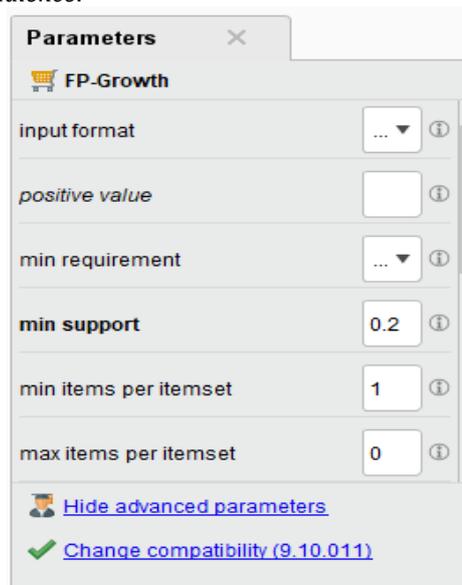
>Kue Ulang Tahun dengan nilai confidence 85,7%, Rpti Sobek,Lapis Legit->Kue Ulang Tahun dengan nilai confidence 87,5%, Kue Ulang Tahun ,Pizza->Dessert Box dengan nilai confidence 95%

Berikut tahapan proses algoritma FP-Growth dengan menggunakan program RapidMiner:



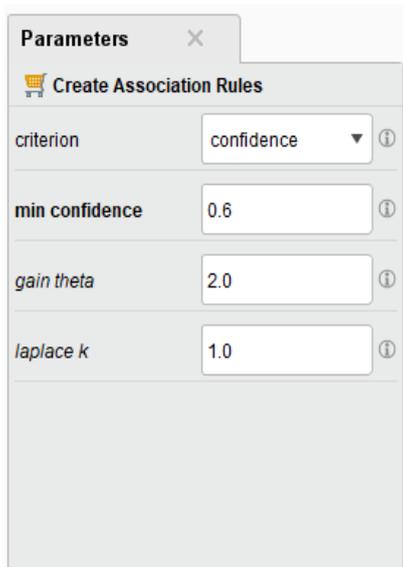
Gambar 3. Proses Algoritma FP-Growth Pada Rapidminer

Pada gambar 3 di atas menjelaskan bagaimana proses menghubungkan FP-Growth ke Create association rules dan selanjutnya akan menentukan nilai min support dan nilai min confidence.



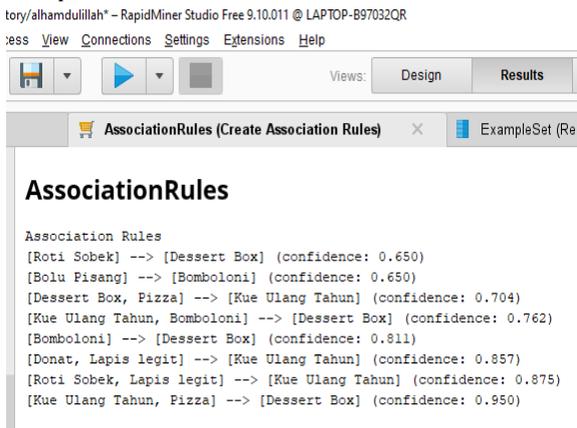
Gambar 4. Minimum Supp

Setelah menentukan minimum support selanjutnya menentukan nilai minimum confidence



Gambar 5. Minimum Confidence

Hasil dari data transaksi penjualan toko Dapur Bunda dengan perangkat lunak *RapidMiner* dengan *min support*= 20% dan *minimum confidence*= 60%, berikut ini adalah hasil yang didapatkan:



Gambar 6. Deskripsi Association Rule

Aturan asosiasi yang didapatkan dari hubungan antar item yaitu:

TABEL VIII. ATURAN ASOSIASI

No	Aturan Asosiasi
1	Saat membeli (Roti Sobek), maka juga akan membeli (Dessert Box) dengan <i>confidence</i> (65%)
2	Saat membeli (Bolu Pisang), juga akan membeli (Bomboloni) dengan <i>confidence</i> (65%)
3	Jika membeli (Dessert Box, Pizza) maka akan membeli (Kue Ulang Tahun) dengan <i>confidence</i> 70,4%
4	Jika membeli (Kue Ulang Tahun, Bomboloni) maka akan membeli (Dessert Box) dengan <i>confidence</i> 76,2%

No	Aturan Asosiasi
5	Jika membeli (Bomboloni) maka akan membeli (Dessert Box) dengan <i>confidence</i> 81,1%
6	Jika membeli (Donat, Lapis Legit) maka akan membeli (Kue Ulang Tahun) dengan <i>confidence</i> 85,7%
7	Jika membeli (Roti Sobek, Lapis Legit) maka akan membeli (Kue Ulang Tahun) dengan <i>confidence</i> 87,5%
8	Jika membeli (Kue Ulang Tahun, Pizza) maka akan membeli (Dessert Box) dengan <i>confidence</i> 95%

4. Kesimpulan dan Saran

Dari hasil implementasi algoritma *FP-Growth* untuk menganalisis pola penjualan di Toko Dapur Bunda, dapat ditarik kesimpulan Penelitian ini berhasil menghasilkan pola penjualan kue di Toko Dapur Bunda dengan algoritma *FP-Growth* berdasarkan nilai *minimum support* dan nilai *minimum confidence* yang didapat dari data transaksi penjualan toko Dapur Bunda pada tahun 2023 dengan menetapkan *minimum support* 20% dan *minimum confidence* 60% jumlah asosiasi yang terbentuk sebanyak 8 pola yang dapat di rekomendasikan kepada toko Dapur Bunda yaitu Saat membeli (Roti Sobek), maka juga akan membeli (Dessert Box) dengan *confidence* (65%), Saat membeli (Bolu Pisang), juga akan membeli (Bomboloni) dengan *confidence* (65%), Jika membeli (Dessert Box, Pizza) maka akan membeli (Kue Ulang Tahun) dengan *confidence* 70,4%, Jika membeli (Kue Ulang Tahun, Bomboloni) maka akan membeli (Dessert Box) dengan *confidence* 76,2%, Jika membeli (Bomboloni) maka akan membeli (Dessert Box) dengan *confidence* 81,1%, Jika membeli (Donat, Lapis Legit) maka akan membeli (Kue Ulang Tahun) dengan *confidence* 85,7%, Jika membeli (Roti Sobek, Lapis Legit) maka akan membeli (Kue Ulang Tahun) dengan *confidence* 87,5%, Jika membeli (Kue Ulang Tahun, Pizza) maka akan membeli (Dessert Box) dengan *confidence* 95% sebagai referensi penyediaan kue. Hasil penelitian memungkinkan pihak toko dapat menafsirkan informasi yang diberikan karena perhitungan secara konvensional sesuai dengan perhitungan yang dilakukan oleh *RapidMiner*.

Saran untuk peneliti selanjutnya adalah untuk melakukan perbandingan dengan algoritma lain dan menentukan algoritma mana yang berhasil memproses dan menemukan pola hubungan (asosiasi) antar item dalam basis data transaksi.

Daftar Pustaka:

- [1] S. Herdyansyah, E. H. Hermaliani, L. Kurniawati, and S. R. Sri Rahayu, "Analisa Metode Association Rule Menggunakan Algoritma Fp-Growth Terhadap Data Penjualan (Study Kasus Toko Berkah)," *J. Khatulistiwa Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 127-133, 2020, doi: 10.31294/jki.v8i2.9277.
- [2] A. F. Christian ade, Supriyadi, "IMPLEMENTASI ALGORITMA APRIORI DALAM MENENTUKAN POLA PEMBELIAN PADA TOKO UMBAH SEPATU," vol. 6, no. 2, pp. 162-169, 2023.
- [3] A. R. Wibowo, A. Jananto, P. Studi, S. Informasi, F. T. Informasi, and U. Stikubank, "Implementasi Data Mining Metode Asosiasi Algoritma Fp-Growth Pada Perusahaan Ritel," vol. 10, pp. 200-212, 2020.
- [4] I. Anggraini, P. Studi, T. Informatika, and P. Alam, "Penerapan Metode Asosiasi Data Mining Pada E- Commerce Toko Nadhira," vol. 7, no. 2, 2023.
- [5] ali irfan lestari, lintang mugli, "Penerapan Algoritma Fp-Growth Untuk Menentukan Pola Penjualan Toko Ellia Umami Lintang," vol. 7, no. 1, 2023.
- [6] L. Oktaviani, T. Anelia, H. Muhabatin, Y. Arie, W. Dian, and A. Kurnia, "Penerapan Algoritma Fp-Growth Untuk Menganalisis Pola Belanja," vol. 05, no. 01, pp. 29-35, 2021.
- [7] F. Putrawansyah, "Application of the Apriori Algorithm to Purchase Patterns," vol. 12, no. 1, pp. 553-561, 2023.
- [8] R. Aditiya and S. Defit, "Prediksi Tingkat Ketersediaan Stock Sembako Menggunakan Algoritma FP-Growth dalam Meningkatkan Penjualan," vol. 2, 2020, doi: 10.37034/infv.v2i3.44.
- [9] L. K. Sihombing, Tugiono, and U. F. S. S. Pane, "Implementasi Data Mining Dalam Menganalisa Pola Penjualan Roti," *J. Sist. Inf. TGD*, vol. 1, pp. 228-238, 2022.
- [10] D. Ariestiany *et al.*, "Analisis pengelolaan stok kue menggunakan algoritma apriori pada toko kue sponji," vol. 4, no. 2, pp. 167-183.
- [11] S. Kurniawan, W. Gata, H. Wiyana, and L. F. Foam, "Analisis Algoritma Fp-Growth Untuk Rekomendasi Produk Pada Data Retail Penjualan Produk Kosmetik (Studi Kasus : Mt Shop Kelapa Gading)," vol. 2018, no. Sentika, pp. 23-24, 2018.
- [12] rusydi Y. Utama, Alditra Kgs M umar, "Penerapan Algoritma fp - growth Untuk Penentuan Pola Pembelian Transaksi Penjualan Pada Toko Kgs Rizky Motor," vol. 25, no. 1, pp. 20-28, 2020.
- [13] E. Supriyadi, Adri Tiyono, Agus Susilo Nugroho, Dhika Malita Puspita Arum, and Achmad Rizki Ramadhani, "Algoritma Apriori Untuk Menentukan Paket Penjualan Barang Di Umkm Binaan Disperindag Kabupaten Grobogan," *J. Inform. dan Rekayasa Elektron.*, vol. 6, no. 1, pp. 112-120, 2023, doi: 10.36595/jire.v6i1.726.
- [14] A. Junaidi, "Implementasi Algoritma Apriori dan FP-Growth Untuk Menentukan Persediaan Barang," vol. 08, pp. 61-67, 2019.
- [15] N. C. Dewi, F. Putrawansyah, and D. Puspita, "Implementasi Algoritma FP-Growth Pada E-Commerce Kopi Pagar Alam Menggunakan Framework Codeigniter," vol. 10, no. 1, pp. 447-458, 2021.
- [16] H. Luki, "Algoritma Apriori Dan Fp-Growth Untuk Analisa Perbandingan Data Penjualan Laptop Berdasarkan Merk Yang Diminati Konsumen (Studi Kasus : Indocomputer Payakumbuh)," *J-Click*, vol. 6, no. 2, pp. 201-207, 2019.