INFOKOM : Jurnal Informasi dan Komputer
p-ISSN: 1978-6433
e-ISSN: xxxx-xxxx
Vol.16, No.1, Juli 2023, pp. 11 – 18

IMPLEMENTASI ALGORITMA *FREQUENT PATTERN-GROWTH* POLA PEMBELIAN PADA KOPERASI KARTIKA JATI MANUNGGAL

Faisal Akbar*[1], Qori Khoirun Nisa [2]
[1,2]*Program Studi Teknologi Informatika, Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Poltek Cirebon, Indonesia*
*e-mail: *[1] faisal.akbar@stikompoltek.ac.id , *[2] cory.shfly3424@gmail.com*

Abstrak

Perusahaan-perusahaan telah menyadari betapa pentingnya memiliki database yang kuat dalam menghadapi persaingan bisnis, yaitu sistem database yang dapat diandalkan dan terintegrasi dengan seluruh bagian yang ada di dalam perusahaan. Salah satu data yang berperan penting dalam menunjang analisa produk, yaitu pola pembelian pelanggan. Pola pembelian pelanggan adalah penting untuk dapat mengetahui hubungan antara produk yang satu dengan produk lainnya. Apabila pola ini sudah terbentuk dan diketahui, maka akan sangat membantu pengelola bisnis untuk menjaga stok barang yang laku agar tetap tersedia dan tidak kosong yang dapat mengakibatkan perusahaan kehilangan peluang penjualan. Data transaksi menjadi objek yang akan diolah dengan menggunakan aplikasi data mining. Metode data mining yang digunakan adalah *association rule mining* untuk menemukan pola hubungan keterkaitan antar item, sedangkan algoritma yang digunakan adalah algoritma *Frequent Pattern Growth* (FP-Growth). Algoritma ini menerapkan struktur data tree untuk mengetahui pola pembelian. Pola tersebut ditentukan oleh dua parameter, yaitu *support* (nilai penunjang) dan *confidence* (nilai kepastian). Hasilnya adalah Nilai support yang diperoleh 25% dan nilai confidence 100% jika konsumen Pulpy orange 300 ml maka konsumen akan membeli Hydro coco ori. Selain itu nilai support 17% dan nilai confidence 100% jika konsumen membeli minuman yang lain. Penerapan algoritma FP-Growth dapat membantu menentukan produk apa saja yang harus tersedia dan membantu dalam mengatur stok barang

Kata kunci : Data Mining, Association Rule, FP-Growth, pola pembelian

1. PENDAHULUAN

Persaingan dunia bisnis pada saat ini sangatlah ketat, terutama dibidang jasa dan non jasa yang dibutuhkan oleh masyarakat umum. Tidak dapat dihindari bahwa penggunaan teknologi informasi menjadi sebuah keharusan digunakan pada saat ini berdasarkan semakin pesat dan ketatnya persaingan bisnis dibidang jasa dan non jasa tersebut. Masalah yang terjadi dalam hal memberikan pelayanan terbaik terhadap pasar atau pelanggan perusahaan untuk menggunakan strategi bisnis yang tepat sasaran guna menghindari kerugian perusahaan. Namun demikian, pihak pengelola perusahaan kadang-kadang terkendala dalam hal menentukan strategi pemasaran yang akan dilakukan.

Pada saat ini banyak perusahaan telah menyadari betapa pentingnya memiliki database yang kuat dalam menghadapi persaingan bisnis atau usaha, yaitu sistem database yang dapat diandalkan dan terintegrasi dengan seluruh bagian yang ada di dalam perusahaan. Pada perusahaan kelas menengah ke atas, seakan-akan berlomba untuk menggunakan metode terbaik untuk mengetahui data yang penting, seperti data pemasukan barang, data penjualan, data pembelian, data pelanggan, dan macam-macam data lainnya yang sekiranya berguna untuk dianalisa dan pada akhirnya akan meningkatkan keuntungan bagi perusahaan [1].

Salah satu data yang berperan penting dalam menunjang analisa produk, yaitu pola pembelian pelanggan. Pola pembelian pelanggan sangat unik dikarenakan setiap individu pelanggan yang berbelanja pastinya akan mempengaruhi pola pembelian barang pada perusahaan tersebut. Pola pembelian pelanggan dirasakan sangat penting untuk dapat

History of article:
Received: 27 Januari, 2023 : Accepted: 28 Januari, 2023

mengetahui hubungan antara produk yang satu dengan produk lainnya bagi pelanggan. Apabila pola ini sudah terbentuk dan diketahui, maka akan sangat membantu pemilik usaha untuk menjaga stok barang yang laku agar tetap tersedia dan tidak kosong yang dapat mengakibatkan perusahaan kehilangan peluang penjualan [2].

Primer Koperasi Kartika Jati Manunggal merupakan salah satu Primer Koperasi Angkatan Darat untuk Komando Rayon Militer yang menjual segala macam produk untuk kebutuhan sehari-hari serta menjual segala perlengkapan untuk anggota Tentara Nasional Indonesia (TNI).

Setiap hari Primer Koperasi Kartika Jati Manunggal melayani penjualan yang cukup banyak. Salah satu masalah yang sering dihadapi koperasi tersebut adalah pengambilan kebijakan terhadap berapa jumlah produk yang harus disediakan dalam suatu periode waktu, persediaan produk yang terlalu banyak sehingga menyebabkan barang tidak habis terjual, terlebih lagi pada produk makanan yang memiliki batas waktu kadaluarsa, atau kemungkinan lainnya adalah persediaan terlalu sedikit sehingga menyebabkan tidak terpenuhinya kebutuhan konsumen yang berdampak pada hilangnya kesempatan untuk memperoleh keuntungan. Setiap hari data transaksi penjualan pada Primer Koperasi Kartika Jati Manunggal semakin bertambah banyak sehingga data tersebut dibiarkan begitu saja sampai membesar, akan tetapi data ini juga seringkali diperlakukan hanya sebagai rekaman tanpa pengolahan lebih lanjut sehingga tidak mempunyai nilai guna lebih untuk dapat dimanfaatkan menjadi lebih baik lagi. Jika data ini diolah atau dianalisa lebih lanjut akan menghasilkan informasi atau pengetahuan yang penting dan berharga sebagai penunjang dalam pengambilan keputusan bagi pihak yang bertanggung jawab dalam mengelola koperasi tersebut.

Semakin berkembangnya koperasi, membuat pengurus koperasi harus pandai mengatur startegi pemasaran dan promosi yang baik, efektif dan efesien. Dimulai dengan mengamati pola pembelian yang dilakukan konsumen, pola tersebut dapat dilihat dari data transaksi yang tersimpan pada database koperasi. Dengan memahami konsumen, pengelola dapat mengetahui besarnya kemungkinan seorang pelanggan untuk membeli suatu barang bersamaan dengan pembelian barang yang lain. Hasil dari pengamatan pola pembelian tersebut dapat dijadikan acuan untuk menentukan barang apa saja yang laku terjual atau habis terjual dan barang apa yang kurang laku terjual dan juga untuk menentukan berapa banyak barang yang harus disediakan. Dengan pengetahuan tersebut pengelola koperasi dapat memaksimalkan keuntungan yang diperoleh setiap bulannya [3].

Penelitian ini berkaitan erat dengan data mining. Data mining merupakan suatu teknik menggali informasi berharga yang terpendam atau tersembunyi pada suatu koleksi (database) yang sangat besar sehingga ditemukan suatu pola menarik yang sebelumnya tidak diketahui [4]. Dalam penelitian ini menggunakan data transaksi menjadi objek yang akan diolah dengan aplikasi data mining. Metode data mining yang digunakan adalah Analisis asosisasi atau *association rule mining* untuk menemukan pola hubungan keterkaitan suatu item, sedangkan algoritma yang digunakan adalah algoritma *Frequent Pattern (FP) Growth* [5]-[7].

Algoritma *FP-Growth* merupakan pengembangan dari algoritma apriori sehingga kekurangan dari algoritma apriori dapat diperbaiki oleh algoritma FP-Growth. algoritma FP-Growth merupakan salah satu algoritma alternatif yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang sering muncul (*frequent item set*) dalam sebuah kumpulan data. Algoritma ini menerapkan struktur data *tree* untuk mengetahui pola pembelian. Pola tersebut ditentukan oleh dua parameter, yaitu s*upport* (nilai penunjang) dan *confidence* (nilai kepastian). Algoritma *FP-Growth* sebagai perkembangan dari algoritma apriori ini akan cocok untuk diterapkan apabila terdapat beberapa hubungan item yang ingin dianalisa. Alasan utama memilih algoritma *FP-Growth* dibandingkan dengan algoritma apriori dikarenakan algoritma *FP-Growth* merupakan algoritma yang dapat menghemat waktu dan media penyimpanan terlebih database yang besar. Salah satunya bisa diterapkan dalam bidang penjualan, yaitu penentuan pola pembelian barang [8] -[9].

Penelitian yang dilakukan oleh Herasmus dengan menggunakan algoritma *FP-Growth* dalam menganalisa *Costemer Service System*, memberikan kesimpulan bahwa nilai support

yang diberikan rata-rata 80 persen dan nilai confidence diatas 80 persen [10]. Begitu pula penelitian analisis algoritma fp-growth untuk rekomendasi produk pada data retail penjualan produk kosmetik dihasilkan bahwa pengolahan data transaksi penjualan selama satu tahun pada toko MT Shop Kelapa Gading yang dibentuk dalam *item set* dan diolah menggunakan Rapidminer 8.0 didapatkan nilai confidence tertinggi adalah 0,899 atau sekitar 89% dengan aturan (*rule*) pada setiap pembelian produk masker beras putih dapat dipastikan akan membeli putih langsat facial foam [11].

Penerapan algoritma FP-Growth diharapkan dapat menghasilkan pola aturan asosiasi pembelian konsumen yang sering terjadi dan produk yang sering dibeli berdasarkan data transaksi pada Primer Koperasi Kartika Jati Manunggal yang diolah dan dapat membantu untuk memberi keputusan yang berguna untuk koperasi seperti membantu menentukan produk apa saja yang harus tersedia serta membantu dalam mengatur stok barang.

2. METODE PENELITIAN

Data mining, sering disebut juga *knowledge discovery in database* (KDD), adalah kegiatan yang meliputi pengumpulan, pemakaian data historis untuk menemukan keteraturan, pola atau hubungan dalam set data berukuran besar [12]. Adapun tahapan-tahapan dalam data mining adalah *data cleaning* yang merupakan proses menghilangkan noise dan data yang tidak konsisten atau data tidak relevan, *data integration* yang merupakan penggabungan data dari berbagai database ke dalam satu database baru, *data selection* yang merupakan data yang sesuai untuk dianalisis yang akan diambil dari database, *data transformation* merupakan data yang diubah atau digabung ke dalam format yang sesuai untuk diproses dalam data mining, data mining proses pemilihan tujuan dari proses KDD misalnya klasifikasi, regresi, clustering, dan lain-lain, *evaluation* untuk mengidentifikasi pola-pola menarik kedalam knowledge based yang ditemukan, dan *presentation* yang merupakan visualisasi dan penyajian pengetahuan mengenai metode yang digunakan untuk memperoleh pengetahuan yang diperoleh pengguna.

Assocation rules mining adalah suatu metode yang digunakan untuk mencari hubungan antar item suatu dataset yang telah ditentukan . Association rules mining mencari dan menemukan hubungan antar item yang ada pada suatu dataset. Penerapan data mining dengan aturan assosiasi bertujuan menemukan informasi item-item yang seling berhubung dalam bentuk aturan/rule. Aturan asosisasi adalah teknik data mining untuk menemukan aturan assosiasi antar suatu kombinasi item [13].

Dalam association rules diperlukan ukuran yang ditentukan oleh pengguna untuk mengatur Batasan sejauh mana dan sebanyak apa hasil output yang diinginkan. Ukuran tersebut adalah *support*, *confidence* dan *lift ratio*. *Support* adalah ukuran yang menunjukkan seberapa besar peluang banyaknya transaksi yang memuat itemsets yang diminta secara bersamaan dari keseluruhan permintaan atau transaksi. Ukuran ini akan menentukan apakah suatu itemsets dapat dicari nilai confidence [14]. *Confidence* adalah ukuran yang menunjukkan seberapa besar asosiasi antar dua produk yang diminta secara bersamaan dari seluruh permintaan yang memuat salah satu barang tersebut [14]. Pada tahap ini digunakan untuk menentukan nilai *support* dan *confidence* pada setiap *itemset* dengan rumus pada **persamaan 1** dan **persamaan 2**.

$$S(A,B) = \frac{\sum(Transaksi\ item\ A\ dan\ B)}{\sum(Transaksi)} \quad \text{..... } \textbf{persamaan } (1)$$

$$C\ (A,B) = \frac{\sum(Transaksi\ item\ A\ dan\ B)}{\sum(Transaksi\ A)} \quad \text{..... } \textbf{persamaan } (2)$$

FP-tree dibangun dengan memetakan setiap data transaksi kedalam setiap lintasan tertentu dalam FP-tree, karena dalam setiap transaksi yang dipetakan mungkin ada transaksi yang memiliki item yang sama, maka lintasannya memungkinkan untuk saling menimpa.

Semakin banyak data transaksi yang memiliki item yang sama, maka proses pemampatan dengan struktur data FP-tree semakin efektif. Kelebihan dari FP-tree adalah hanya memerlukan dua kali pemindaian data transaksi yang terbukti sangat efisien [15].

Karakteristik algoritma *FP-Growth* adalah struktur data yang digunakan adalah *tree* yang disebut dengan *FP-Tree*. Dengan menggunakan *FP-Tree*, algoritma *FP-growth* dapat langsung mengekstrak *frequent Itemset* dari *FP-Tree*. Penggalian *itemset* yang *frequent* dengan menggunakan algoritma *FP-Growth* akan dilakukan dengan cara membangkitkan struktur data *tree* atau disebut dengan *FP-Tree*. *FP-Growth* dapat dibagi menjadi 3 tahapan utama, yaitu: (a) Tahap pembangkitan *conditional pattern base*, (b) Tahap pembangkitan *conditional FP-Tree*, dan, (c) Tahap pencarian *frequent itemset*. Ketiga tahap tersebut merupakan langkah yang akan dilakukan untuk mendapatkan *frequent itemset* [16].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian metode atau algoritma yang digunakan adalah *FP-Growth* yang merupakan salah satu metode data *mining*. Berikut ini adalah contoh kasus yang diterapkan untuk mengetahui pola pembelian menggunakan *Association Rule Mining* dengan algoritma *FP-Growth* dengan 12 data sampel transaksi dari sebanyak 170 transaksi dengan nilai minimum *support* 1,8 sedangkan nilai minimum *confidence* 0,65. Berikut ini adalah tahapan dalam perhitungan algoritma *FP-Growth* adalah sebagai berikut:

a) Data awal penyediaan barang, seperti yang ditunjukkan pada **Tabel 1.**

Tabel 1. Data penyediaan barang

No	Kode	Nama Barang	No	Kode	Nama Barang
1	B10	Handbody Citra 250ml	15	B278	Larutan Cap Badak Klg
2	B117	Celana Inul Target	16	B28	R. GG Mild
3	B12	Kecap bango Refil 220ml	17	B285	Molto Trika 400ml
4	B156	Lokasi Kodim PDH	18	B308	Brevet Wing PDL
5	B157	Lokasi Kodim PDL	19	B330	Kopi Good Day Mocacino
6	B170	Pangkat Peltu PDL	20	B34	Pepsodent 120grm
7	B201	Sabuk PDH TNI	21	B346	Kopi Good Day Capuccino
8	B21	Fresti 500ml	22	B368	Hydro coco 500ml
9	B217	Siliwangi PDL	23	B433	Good Day Btl
10	B22	Hydro coco Ori	24	B443	Min. Bits 300ml
11	B225	Yudawastu PDH	25	B444	Larutan Mony Cincau Madu
12	B226	Yudawastu PDL	26	B447	Pulpy Orang 300ml
13	B229	Kiwi Semir 45	27	B449	Korek Bara M-2000
14	B237	Kaos PDH Target	28	B458	Kaos Kaki Putih
15	B247	Kaos Pendek OR TNI AD			

b) Data transaksi penjualan, seperti yang ditunjukkan pada **Tabel 2.**

Tabel 2. Data transaksi

Transaksi	Nama Barang
T1	Good day Btl 250ml, Hydro coco ori, Kaos kaki putih, Kodim PDL, Yudawastu PDH
T2	Pangkat Peltu PDL, Sabuk PDH TNI, Siliwangi PDL, Yudawastu PDL
T3	Brevet Wing PDL, Celana Inul Target, Fresti 500ml, Handbody Citra 250ml
T4	Kaos Kaki Putih, Kaos PDH Target, Kaos Pendek OR TNI, R. GG Mild
T5	Kecap Bango Refil 220ml, Kiwi Semir 45, Kopi Good Day Capucino, Korek Bara M-2000
T6	Kopi Good Day Capucino, Kopi Good Day Mocacino, Larutan Cap Badak Klg, Larutan Mony Cincau Madu
T7	Larutan Mony Cincau Madu, Lokasi Kodim PDL, Siliwangi PDL

c) Data set diurutkan berdasarkan prioritas, seperti yang ditunjukkan pada **Tabel 3.**

Tabel 3. Data set transaksi

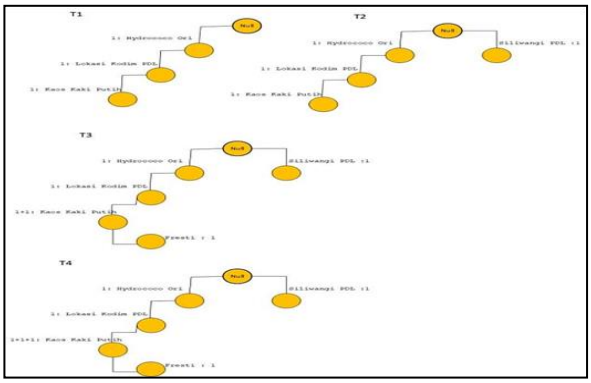
No	*Item*	Frekuensi	No	Item	Frekuensi
1	Hydro coco Ori	5	6	Siliwangi PDL	2
2	Lokasi Kodim PDL	3	7	Molto Trika 400ml	2
3	Pulpy Orange 300ml	3	8	Kopi Good Day Mocacino	2
4	Kaos Kaki Putih	3	9	Kopi Good Day Capucino	2
5	Fresti 500ml	2	10	Larutan Mony Cincau Madu	2

d) Data transaksi diurutkan berdasarkan prioritas, seperti yang ditunjukkan pada **Tabel 4.**

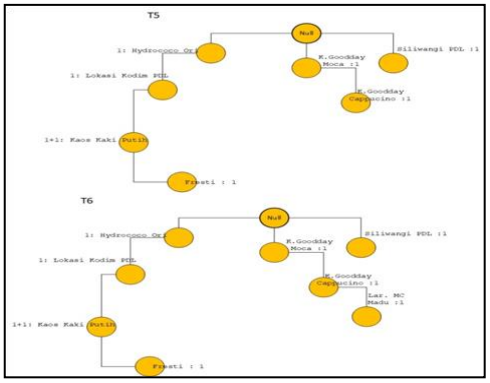
Tabel 4. Urutan data transaksi

Transaksi	*Item*
T1	Hydro coco Ori, Lokasi Kodim PDL, Kaos Kaki Putih
T2	Siliwangi PDL
T3	Kaos Kaki Putih, Fresti 500ml
T4	Kaos Kaki Putih
T5	Kopi Good Day Mocacino, Kopi Good Day Capucino
T6	Kopi Good Day Mocacino, Kopi Good Day Capucino, Larutan Mony Cincau Madu
T7	Lokasi Kodim PDL, Siliwangi PDL, Larutan Mony Cincau Madu
T8	Lokasi Kodim PDL
T9	Hydro coco Ori, Fresti 500ml
T10	Hydro coco Ori, Pulpy Orange 300ml
T11	Hydro coco Ori, Pulpy Orange 300ml, Molto Trika 400ml
T12	Hydro coco Ori, Pulpy Orange 300ml, Molto Trika 400ml

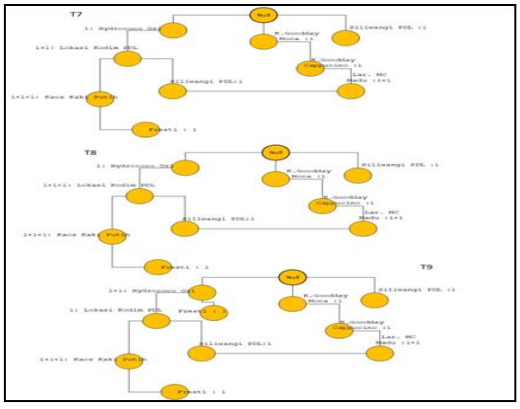
e) Pembuatan *FP-Tree*, seperti yang ditunjukkan pada **Gambar 1, 2, 3 dan 4.**



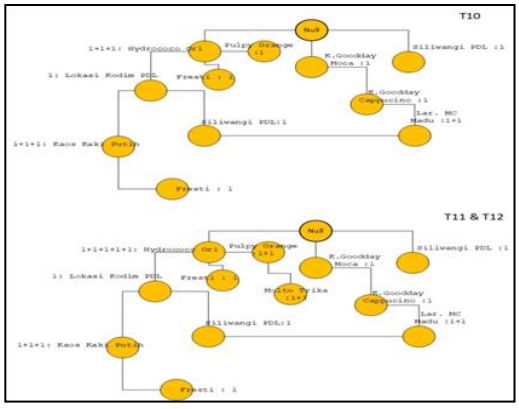
Gambar 1. FP-Tree tahap 1



Gambar 2. FP-Tree tahap 2



Gambar 3. FP-Tree tahap 3



Gambar 4. FP-Tree tahap 4

f) Pembangkitan *Conditional Pattern Base*, seperti yang ditunjukkan pada **Tabel 5.**

Tabel 5. Data Pembangkitan *Conditional Pattern Base*

Item	*Conditional Pattern Base*
Lokasi Kodim PDL	{{Hydro coco Ori: 1}}
Pulpy Orange 300ml	{{Hydro coco Ori: 3}}
Kaos Kaki Putih	{{Hydro coco Ori, Lokasi Kodim PDL: 1}}
Good day Btl 250 ml	{{Kaos Kaki Putih : 1}
Fresti 500ml	{{Kaos Kaki Putih: 1}, {Hydro coco Ori :1}}
Siliwangi PDL	{{Lokasi Kodim PDL:1}}
Molto Trika 400ml	{{Hydro coco Ori, Pulpy Orange: 2}}
Kopi Good Day Capucino	{{Kopi Good Day Mocacino : 2}}
Larutan Mony Cincau Madu	{{Kopi Good Day Mocacino, Kopi Good Day Capucino: 1}, {Lokasi Kodim PDL, Siliwangi PDL:1}}

g) Pembangkitan *Conditional FP-Tree*, seperti yang ditunjukkan pada **Tabel 6.**

Tabel 6. Pembangkitan *conditional FP-tree*

Item	*Conditional Pattern Base*
Puplpy Orange 300ml	{Hydro coco Ori : 3}
Molto Trika 400ml	{Hydro coco Ori : 2, Pulpy Orange 300ml: 2}
Kopi Good Day Capucino	{Kopi Good Day Mocacino:2}

h) Pembangkitan *Frequent Pattern*, seperti yang ditunjukkan pada **Tabel 7.**

Tabel 7. Pembangkitan *frequent pattern*

Item	*Frequent ItemSet*
Pulpy Orange 300ml	{Hydro coco Ori, Pulpy Orange 300ml:3}
Molto Trika 400ml	{Hydro coco Ori, Molto Trika 400ml:2}, {Pulpy Orange 300ml, Molto Trika 400ml:2}
Kopi Good Day Capucino	{Kopi Good Day Mocacino:2}

Pada tahap ini digunakan untuk menentukan nilai support dan confidence pada setiap itemset dengan rumus yang sudah dijelaskan sebelumnya pada landasan teori. Pada contoh kasus diatas, misalkan diberikan nilai minimum support = 1,8 dan minimum confidence = 0,65 maka hasilnya adalah:

Support (Pulpy Orange 300ml, Hydro coco Ori) = (Pulpy Orange 300 ml ∩ Hydro coco Ori) = 3/12 = 0,25.

Support (Molto Trika 400ml, Hydro coco Ori) = (Molto Trika 400ml ∩ Hydro coco Ori) = 2/12 = 0,17.

Support (Molto Trika 400ml, Hydro coco Ori= (Molto Trika 400ml ∩ Pulpy Orange 300ml) =2/12=0,17.

Support (Kopi Good day Capucino, Kopi Good Day Mocacino) = (Kopi Good Day Capucino ∩ Kopi Good Day Mocacino) = 2/12 = 0,17.

Setelah ditentukan nilai minimum *support* dan nilai minimum *confidence* yaitu minimum *support* 1,8 dari jumlah transaksi dan nilai minimum c*onfidence* 0,65 dari jumlah transaksi, dan dengan jumlah transaksi 12. Hasilnya dari nilai minimum *support* dan nilai minimum *confidence*

Tabel 7. Nilai *support* dan *confidence*

No	*Rule*	*Support*	*Confidence*
1	Jika konsumen membeli Pulpy Orange 300ml, maka membeli Hydro coco Ori	0.25	1
2	Jika konsumen membeli Molto Trika 400ml, maka membeli Hydro coco Ori	0.17	1
3	Jika konsumen membeli Molto Trika 400ml, maka membeli Pulpy Orange 300ml	0.17	1
4	Jika konsumen membeli Kopi Good Day Capucino, maka membeli Kopi Good Day Mocacino	0.17	1

Pada **Tabel 7** di atas menjelaskan bahwa jika konsumen membeli Pulpy Orange 300 ml, maka konsumen tersebut akan membeli Hydro coco ori dengan daya dukung (*support*) 25% dan tingkat keyakinan (confidence) 100%, sedangkan yang lainnya memiliki daya dukung 17% dengan tingkat keyakinan konsumen 100%.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil perancangan, implementasi, dan pengujian tehadap penerapan algoritma *FP-Growth* pada data transaksi penjualan untuk mengetahui pola pembelian pada koperasi kartika jati manunggal dapat disimpulkan bahwa semakin kecil nilai minimum support maka akan semakin banyak aturan asosiasi yang dihasilkan, dan sebaliknya semakin besar nilai minimum support maka akan semakin sedikit aturan asosiasi yang dihasilkan. Semakin kecil nilai minimum confidence, kemungkinan nilai kepastian aturan asosiasi yang dihasilkan akan semakin banyak dan semakin besar nilai minimum confidence maka akan semakin sedikit aturan asosiasi yang dihasilkan, berdasarkan penerapan algoritma FP-Growth kedalam sistem berbasis web, sistem ini dapat mengetahui pola pembelian berdasarkan data transaski penjualan, sistem ini dapat menginterpetasikan pola-pola yang dihasilkan sehingga tahapan strategi penjualan seperti *bundling* produk-produk tertentu atau paket-paket produk tertentu menyesuaikan dengan pola pembelian, penerapannya akan mengetahui pola yang sudah terbangun dan menginterpetasikannya. Nilai support yang diperoleh 25% dan nilai confidence 100% jika konsumen Pulpy orange 300 ml maka konsumen akan membeli Hydro coco ori. Selain itu nilai support 17% dan nilai confidence 100% jika konsumen membeli minuman yang lain.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Sorin. (2011). MySQL database as part of the Online Business, using a platform based on Linux. Database Systems Journal, ii, 3.

[2] Brosekhan A. Velayutham M. (2016). Cunsumer Buying Behaviour - A Literature Review. IOSR Journal of Business and Management (IOSR-JBM).e-ISSN :2278-487X.

[3] Hermawati, F. A. (2013). Data Mining. Yogyakarta: Andi

[4] D. Wirdasari, "Penerapan Data Mining Untuk Mengolah Data Penempatan Buku Di Perpustakaan Smk Ti Pab 7 Lubuk Pakam Dengan Metode Association Rule," J. Saintikom.2011;vol. 10, no. 2, pp. 138–150.

[5] Iswandy, E. (2015). Sistem Penunjang Keputusan Untuk Menentukan Penerimaan Dana Santunan Sosial Anak Nagari Dan Penyalurnya Bagi Mahasiswa Dan Pelajar Kurang Mampu Di Kenagarian Barang-Barung Balantai Timur. Jurnal Teknoif, 70–79.

[6] Kusrini & Taufiz, E. L. (2009). Algoritma Data Mining. Yogyakarta: Andi.

[7] Lestari, Y. D. (2015). Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Fp-Tree Dan Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan OBAT Yuyun Dwi Lestari Program Studi Teknik Informatika , Sekolah Tinggi Teknik Harapan Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi (SNASTIKOM 2015), (Snast ikom), 60–65.

[8] Maulana, A., & Fajrin, A. A. (2018). Penerapan Data Mining Untuk Analisis Pola Pembelian Konsumen Dengan Algoritma Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Spare Part Motor. Klik - Kumpulan Jurnal Ilmu Komputer, 5(1), 27. https://doi.org/10.20527/klik.v5i1.100

[9] Mubarok, F., & dkk. (2015). Perbandingan Antara Model RUP dengan Prototype dalam Aplikasi Penerimaan Siswa Baru Berbasis Web. Citec Journal, 2, 2. Retrieved from ejournal.ikado.ac.id/index.php/teknika/article/view/48/38

[10] Herasmus.H. 2017. Analisa Customer Service System Menggunakan Metode Data Mining Dengan Algoritma Fp-Growth. Jurnal Teknik Ibnu Sina. Vol. 2, No. 2.

[11] Kurniawan, S., Gata, W., & Wiyana, H. 2018. Analisis Algoritma Fp-Growth Untuk Rekomendasi Produk Pada Data Retail Penjualan Produk Kosmetik (Studi Kasus : Mt Shop Kelapa Gading). Jurnal Teknologi Informasi. Vol.7, No.5.

[12] E. Buulolo, “Implementasi Algoritma Apriori Pada Sistem Persediaan Obat (Studi Kasus : Apotik Rumah Sakit Estomihi Medan)” .2013;pp. 71–83.

[13] N. R. Ardani and N. Fitrina, “Sistem Rekomendasi Pemesanan Sparepart Dengan Algoritma Fp-Growth,” Semin. Nas. Teknol. Inf. dan Multimed. 2016; pp. 1–6.

[14] D. Rusdiaman and A. Setiyono, “Algoritma fp-growth dalam penempatan lokasi barang di gudang pt. xyz,” J. Ilmu Pengetah. Dan Teknol. Komput., 2018.

[15] A. Setiawan and I. G. Anugrah, “Penentuan Pola Pembelian Konsumen pada Indomaret GKB Gresik dengan Metode FP-Growth,” J. Nas. Komputasi dan Teknol. Inf.2019; vol. 2, no. 2, p. 115.

[16] Samuel, D. 2008. Penerapan Stuktur FP-Tree dan Algoritma FP-Growth dalam Optimasi Penentuan Frequent Itemset. Jurnal Teknik Informatika. Vol.6, No.2.