

Implementasi Algoritma Frequent Growth (FP-Growth) Menentukan Asosiasi Antar Produk

Rangga Yogasuwara*, Ferdiansyah, Andri, Linda Atika

Sistem Informasi, Universitas Bina Darma Palembang, Palembang, Indonesia

Email: ¹*ranggayogasuara@gmail.com, ²ferdi@binadarma.ac.id, ³andri@binadarma.ac.id, ⁴linda.atika@binadarma.ac.id

Email Penulis Korespondensi: ranggayogasuara@gmail.com

Submitted: 25/09/2022; Accepted: 29/09/2022; Published: 30/09/2022

Abstrak—Penumpukan data disebabkan oleh banyaknya data transaksi yang disimpan. Dengan memanfaatkan data transaksi penjualan yang ada di dalam database, data tersebut dapat diolah lebih lanjut menjadi informasi yang berguna bagi manajer untuk mengambil sebuah keputusan. Dengan adanya data mining diharapkan dapat membantu Toko Miring untuk menemukan informasi yang terdapat dalam data transaksi menjadi sebuah pengetahuan (knowledge) yang baru. Association Rule, yaitu prosedur dalam Market Basket Analysis untuk menemukan hubungan antar item dalam kumpulan data atau bisa dikatakan association rule ini bertujuan menemukan kumpulan item yang sering muncul dalam waktu bersamaan dan menampilkannya dalam bentuk pola kebiasaan konsumen dalam berbelanja. Algoritma FP-Growth merupakan algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (frequent itemset) dalam sebuah data di dalam pencarian frequent itemset dalam sebuah kumpulan data dengan membangkitkan struktur prefix-tree atau sering disebut dengan FP-Tree. Dari hasil pengujian dapat disimpulkan bahwa penerapan data mining menggunakan Algoritma FP-Growth bisa digunakan untuk menganalisa pola belanja konsumen.

Kata Kunci: Penjualan; Data Mining; Association Rules; Frequent Itemset; FP-Growth; FP-Tree

Abstract—Data accumulation is caused by the amount of transaction data stored. By utilizing the sales transaction data in the database, the data can be further processed into useful information for managers to make decisions. With the existence of data mining, it is hoped that it can help the Leaning Shop to find the information contained in the transaction data into new knowledge. Association Rule, which is a procedure in Market Basket Analysis to find relationships between items in a data set or it can be said that this association rule aims to find a collection of items that often appear at the same time and display them in the form of consumer habits in shopping. The FP-Growth algorithm is an algorithm that can be used to determine the data set that appears most often (frequent itemset) in a data, in the search for frequent itemset in a data set by generating a prefix-tree structure or often called the FP-Tree. From the test results it can be concluded that the application of data mining using the FP-Growth Algorithm can be used to analyze consumer spending patterns.

Keywords: Sales; Data Mining; Association Rules; Frequent Itemset; FP-Growth; FP-Tree

1. PENDAHULUAN

Di era globalisasi saat ini banyak sekali bidang yang mengalami perkembangan salah satunya adalah di bidang teknologi informasi terutama dalam dunia bisnis. Persaingan pada dunia bisnis sangatlah ketat, sebagai contoh dibidang bisnis *minimarket* yang saat ini mengalami perkembangan pesat apalagi menggunakan sistem yang lebih *modern* guna mempermudah dalam perhitungan sehingga dapat mengimbangi kebutuhan masyarakat yang tinggi. Tantangan utama bagi sebuah *minimarket* yaitu mengatasi kebutuhan konsumen secara lebih efektif di tingkat lokal.

Masalah yang muncul adalah untuk menemukan strategi bisnis atau menemukan promosi yang ditargetkan untuk melayani pasar dan pelanggan dan menghindari kerugian bisnis, Dengan adanya data *mining* dapat diharapkan membantu Toko Miring dapat membantu menggali informasi yang terdapat pada data transaksi menjadi sebuah pengetahuan (*Knowledge*) yang baru. Sehingga pemilik Toko Miring dapat cenderung menjalankan promosi *bundling* produk untuk meningkatkan penjualan, menemukan hubungan antar produk dan mengaturnya untuk membentuk pola kebiasaan konsumen dalam berbelanja.

Karena itu CV. Toko Miring menganalisis dengan baik perilaku pembelian konsumen untuk produk-produk terpilih untuk menentukan strategi persediaan untuk produk yang dijual, karena produk-produk yang laris dengan saling berhubungan masih belum tertata dengan baik. Secara alami, ini mengarah pada bahwa strategi penyimpanan masa depan tidak direncanakan dengan baik.

Salah satu teknik data *mining* yang digunakan adalah *Association Rule*, merupakan prosedur dalam *Market Basic Analysis* yang menemukan informasi berupa hubungan antar item dalam suatu data set dan menampilkannya dalam bentuk pola yang menjelaskan tentang kebiasaan konsumen dalam berbelanja. Atau mengetahui sekumpulan item yang dalam waktu bersamaan Contoh nya transaksi pembelian dapat diketahuinya seberapa besar kemungkinan seorang pelanggan akan membeli gula dan susu secara bersamaan [1].

Dalam penelitian ini algoritma yang digunakan adalah *Frequent Pattern Growth (FP-Growth)* yang merupakan pengembangan dari algoritma *apriori* yang sangat efisien dalam pencarian *frequent itemset*. Algoritma ini menyimpan informasi mengenai *frequent itemset* dalam bentuk struktur *prefix-tree* atau biasa disebut *FP-Tree*. Pada *FP-Tree* yang terbentuk dapat melihat data transaksi yang memiliki item yang sama, guna dapat mengurangi atau meminimalisir *scan database* secara berulang dalam proses *mining* dan dapat juga lebih cepat [2].

Untuk mengetahui pola pembelian konsumen Toko Miring dalam penelitian ini melakukan proses data mining, dari pola yang ditemukan tersebut akan menghasilkan sebuah informasi yang dapat dimanfaatkan pihak Toko Miring untuk mutu pelayanan dan mutu penjualan serta memperoleh keuntungan dengan meminimalisir kerugian.

Untuk permasalahan diatas penulis menggunakan teknik asosiasi yang tepat untuk menentukan barang yang sering dibeli bersamaan berdasarkan data transaksi pembelian yang terjadi di Toko Miring. Sebuah algoritma *Frequent Growth (FP-Growth)* dalam keterkaitan data untuk mendapatkan hasil yang lebih baik. Implementasi data mining untuk memprediksi penjualan dan penempatan persediaan di Toko Miring menggunakan algoritma *Frequent Growth (FP-Growth)* yang memiliki hasil penelitian keterkaitan produk gula dan susu cukup kuat di banding barang lain dengan nilai *support* 50% dan *confidence* 75% [3].

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Dalam penelitian ini, beberapa tahapan harus dilakukan untuk menemukan hubungan antara satu barang dengan barang lainnya. Dimulai dengan tahap pencarian, pengumpulan data, metode analisis yang digunakan, hasil implementasi, melakukan pengujian, hingga menganalisis sistem yang telah diuji.

1. Tahapan pencarian, pada tahap ini akan dilakukan pencarian data langsung di Toko Miring. Pencarian data dilakukan dengan proses wawancara dengan manajer Toko Miring.
2. Pencarian informasi berdasarkan segala sesuatu yang berhubungan dengan penelitian ini.
3. Pengumpulan data
4. Menganalisa data yang sudah didapat dan memasukkan data yang sudah dianalisa dengan menggunakan Microsoft Excel.
5. Mengimplementasikan perancangan yang sudah dilakukan kedalam perangkat lunak (*RapidMiner*)
6. Melakukan pengujian terhadap sistem dengan memasukan data yang sudah di buat.
7. Melakukan analisa terhadap sistem yang telah diuji.

2.2 Identifikasi Awal

Identifikasi awal membantu membatasi algoritma *frequent growth (fp-growth)* untuk berjalan sesuai dengan apa yang telah diputuskan. Identifikasi awal ini menentukan batas minimum *support* dan minimum *confidence* yang digunakan untuk membuat aturan asosiasi (*Association Rule*) serta *database* transaksi penjualan yang digunakan untuk menguji algoritma *frequent growth (fp-Growth)*.

2.3 Penerapan Algoritma *Frequent Growth (FP-Growth)*

Pengujian Algoritma *frequent growth (fp-growth)* untuk menemukan pola hubungan 2 *itemset* dalam suatu *database* pada transaksi yang terjadi pada waktu yang sama dan saling terkait dengan peluang 50-60% untuk membeli suatu *item* menggunakan rumus berikut :

1. Analisa Pola Frekuensi Tinggi

Pada tahap ini guna mencari kombinasi item yang memenuhi syarat minimum dari nilai *support* dalam *database*. Diperoleh dengan rumus berikut

$$Support(A) = \frac{\text{jumlah transaksi mengandung A}}{\text{Total transaksi}} \quad (1)$$

Pada rumus tersebut dijelaskan bahwa nilai *support* (A) didapatkan dengan cara mencari jumlah transaksi mengandung di bagi dengan total transaksi. Sementara itu, nilai *support* dari 2 item diperoleh dari rumus sebagai berikut.

$$Support(A, B) = P(A \cap B) \quad (2)$$

$$Support(A, B) = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung A dan B}}{\sum \text{Transaksi}} \quad (3)$$

Dari rumus diatas dijelaskan bahwa *support* (A, B) didapatkan dengan cara transaksi yang mengandung item A dan B di bagi dengan jumlah seluruh transaksi.

2. Pembentukan Aturan Asosiasi

Setelah semua pola frekuensi tinggi didapatkan barulah dicari aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum untuk *confidence* dengan menghitung *confidence* aturan asosiatif $A \rightarrow B$. Nilai *confidence* dari aturan diperoleh dari rumus berikut :

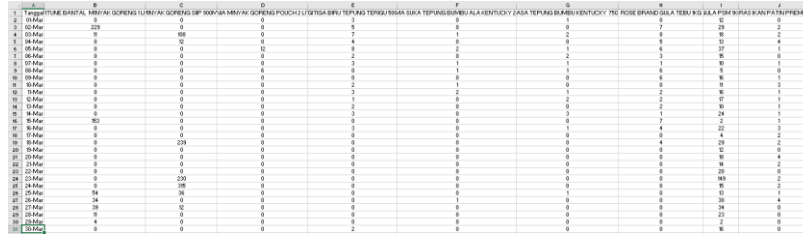
$$Confidence = P(B|A) = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung A dan B}}{\sum \text{Transaksi mengandung A}} \quad (4)$$

Pada rumus diatas dijelaskan bahwa *confidence* (A, B) diperoleh dengan cara data transaksi

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

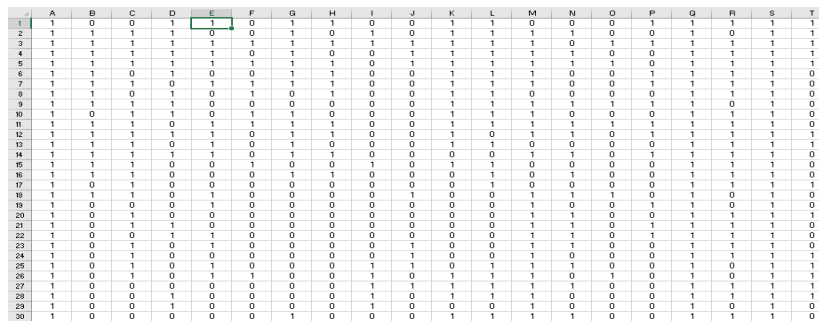
3.1 Pengolahan Data

Pengolahan data dilakukan menggunakan aplikasi *database* yaitu Microsoft Excel 2016. Data *real* transaksi penjualan dapat dilihat pada gambar dibawah ini.



Gambar 1. Data *Real* Transaksi Penjualan Bulan Maret 2022

Selanjutnya data *real* transaksi dikompilasi menjadi bentuk data *tabular* dan data transaksi penjualan sembako dikonversikan kedalam bentuk 1 dan 0 atau bentuk binominal. 1 jika beli obat, 0 jika tidak. Gambar dibawah menunjukkan hasil konversi data transaksi penjualan menjadi data tabular.



Gambar 2. *Tabular* Data Transaksi Penjualan Sembako

3.2 FP-Tree

Data Mining menggunakan algoritma *Frequent Growth (FP-Growth)* membutuhkan bantuan dalam membangun *FP-Tree* yang bertujuan menentukan *itemset* yang sering digunakan. Pada fase data *mining*, diambil contoh (*sample*) data untuk membentuk *FP-Tree*. Contoh data yang diambil sebanyak 30 transaksi penjualan pada bulan Maret tahun 2022. Dengan batas minimum *support* 0.5 atau sama dengan 50%.

Tabel 1. 30 *sample* data transaksi bulan Maret 2022

TID	Item
1	{ A,D,E,G,H,K,L,P,Q,R,S,T }
2	{ A,B,C,D,G,I,K,L,M,N,Q,S,T }
3	{ A,B,C,D,E,F,G,H,I,J,K,L,M,O,P,Q,R,S,T }
4	{ A,B,C,D,E,G,J,K,L,M,N,Q,R,S,T }
5	{ A,B,C,D,E,F,G,H,K,L,M,N,O,Q,R,S,T }
6	{ A,B,D,G,H,K,L,M,P,Q,R,S }
7	{ A,B,C,E,F,G,H,K,L,M,P,Q,R,S }
8	{ A,B,D,F,H,K,L,Q,R,S }
9	{ A,B,C,D,K,L,M,N,O,P,Q,R,S }
10	{ A,C,D,F,G,K,L,M,Q,R,S }
11	{ A,B,C,E,F,G,H,K,L,M,N,O,P,Q,R,S }
12	{ A,B,C,D,E,G,H,K,M,N,P,Q,R,S,T }
13	{ A,B,C,E,G,K,L,Q,R,S,T }
14	{ A,B,C,D,E,G,H,M,N,P,Q,R,S }
15	{ A,B,C,E,I,K,L,Q,R,S }
16	{ A,B,C,G,H,L,N,Q,R,S }
17	{ A,C,L,Q,R,S,T }
18	{ A,B,C,E,J,M,N,O,Q,S }
19	{ A,E,M,P,Q,S }
20	{ A,C,M,N,Q,R,S,T }
21	{ A,C,D,M,N,P,Q,R,S }

TID	Item
22	{ A,D,E,M,N,P,Q,R,S }
23	{ A,C,E,J,M,N,Q,R,S }
24	{ A,C,J,M,Q,R,S,T }
25	{ A,C,E,I,J,L,M,N,Q,S,T }
26	{ A,C,E,F,I,K,L,M,O,Q,S,T }
27	{ A,I,J,K,L,M,N,Q,R,S,T }
28	{ A,D,I,K,L,M,Q,R,S,T }
29	{ A,D,I,M,Q,S }
30	{ A,G,K,L,M,N,Q,R,S }

Untuk pencarian database tahap pertama digunakan untuk menghitung nilai *support* masing-masing *item* dan memilih *item* yang memenuhi minimum *support*. Hasil dari pencarian *database* di ketahui frekuensi kemunculan tiap *item* yang ada dalam *database* serta mengurutkannya berdasarkan dengan frekuensi kemunculan *item* yang terbesar.

Table 2. Tabel Kemunculan Item

Item	Frekuensi
A	30
Q	30
S	30
M	24
R	23
C	20
L	19
K	18
E	16
N	16
B	15
D	14
G	14
T	13
P	11
H	10
I	8
F	7
J	7
O	6

Tabel 3. Tabel Frequent List

Item	Frekuensi
A	30
Q	30
S	30
M	24
R	23
C	20
L	19
K	18
E	16
N	16
B	15

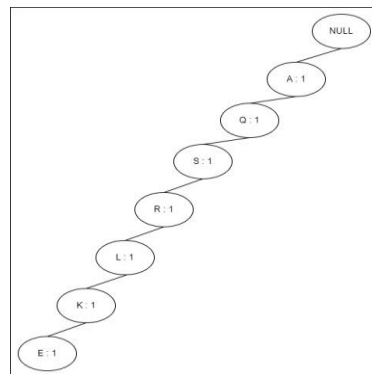
Setelah didapatkannya *Frequent List*, kemudian ubah *item* sesuai *Frequent List* dengan menghilangkan *item* D, G, T, P, H, I, F, J, O dan di urutkan dari yang terbesar hingga terkecil pada setiap *item* transaksi yang ada. Pembuatan FP-Tree berdasarkan ID Transaksi yang akan di beri inisial nomor urut untuk mempermudah proses pembentukan FP-Tree sesuai dengan yang tercantum pada tabel.

Tabel 4. Tabel transaksi yang telah disesuaikan dengan *frequent list*

TID	Item
1	{ A,Q,S,R,L,K,E }

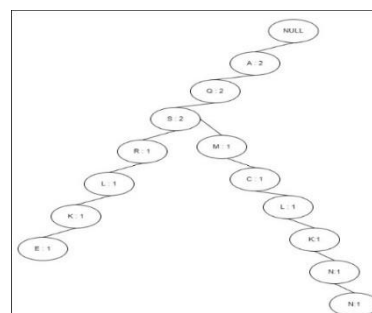
TID	Item
2	{ A,Q,S,M,C,L,K,N,B }
3	{ A,Q,S,M,R,C,L,K,E,B }
4	{ A,Q,S,M,R,C,L,K,E,N,B }
5	{ A,Q,S,M,R,C,L,K,E,N,B }
6	{ A,Q,S,M,R,L,K,B }
7	{ A,Q,S,M,R,C,L,K,E,B }
8	{ A,Q,S,R,L,K,B }
9	{ A,Q,S,M,C,L,K,N,B }
10	{ A,Q,S,M,R,C,L,K }
11	{ A,Q,S,M,R,C,L,K,E,N,B }
12	{ A,Q,S,M,R,C,K,E,N,B }
13	{ A,Q,S,R,C,L,K,E,B }
14	{ A,Q,S,M,K,C,E,N,B }
15	{ A,Q,S,R,C,L,K,E,B }
16	{ A,Q,S,R,C,L,N,B }
17	{ A,Q,S,R,C,L }
18	{ A,Q,S,M,C,E,N,B }
19	{ A,Q,S,M,E }
20	{ A,Q,S,M,R,C,N }
21	{ A,Q,S,M,R,C,N }
22	{ A,Q,S,M,R,E,N }
23	{ A,Q,S,M,R,C,E,N }
24	{ A,Q,S,M,R,C }
25	{ A,Q,S,M,C,L,E,N }
26	{ A,Q,S,M,C,L,K,E }
27	{ A,Q,S,M,R,L,K,N }
28	{ A,Q,S,M,R,L,K }
29	{ A,Q,S,M }
30	{ A,Q,S,M,R,L,K,N }

Pembuatan *FP-Tree* diawali dari TID 1 yaitu { A,Q,S,R,L,K,E }.



Gambar 3. Hasil pembentukan *FP-Tree* setelah pembacaan TID 1

Setelah pembacaan TID 1 , selanjutnya dilakukan TID 2 yaitu {A,Q,S,M,C,L,K,N,B} sehingga membentuk lintasan { } -> M -> C -> L -> K -> N -> B dengan *support count* bernilai 1. Walaupun item A ada pada lintasan sebelumnya yaitu TID 1, tetapi karena *prefix* transaksi tidak sama, Maka TID 2 tidak dapat dipadatkan dan harus membuat lintasan baru.

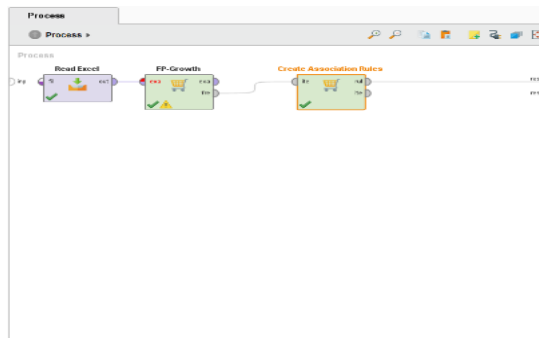


Gambar 4. Hasil pembentukan *FP-Tree* setelah pembacaan TID 2

Setelah pembuatan *FP-Tree* selesai maka selanjutnya dilakukan, algoritma *FP-Growth* untuk mencari semua subsets yang memungkinkan dengan cara membangkitkan *conditional FP-Tree* dan mencari *frequent itemset*.

3.3 *FP-Growth*

Dari perhitungan confidence terhadap pola yang terbentuk diatas, maka Assosiation Rule yang memenuhi syarat confidence $\geq 0,75$ adalah: $K \rightarrow C = 0,75$ (jika konsumen membeli Rose Brand Bihun Kaldu Ayam 55Gr, maka membeli Beras Patin Premium 10Kg), $H \rightarrow G$ (jika konsumen membeli Sasa Tepung Bumbu Kentucky 75Gr maka membeli Segitiga Biru Tepung Terigu 900Gr), $G \rightarrow P$ (jika konsumen membeli Segitiga Biru Tepung Terigu 900Gr maka membeli Enaak Susu Kental Manis Coklat 370Gr). Untuk membuktikan kebenaran hasil analisa diperlukan sebuah proses pengujian untuk menguji kebenaran dari hasil pengolahan data yang telah dikerjakan secara manual sebelumnya, untuk proses pengujian tersebut kita dapat menggunakan salah satu software aplikasi contohnya seperti Rapidminer, Adapun tampilannya sebagai berikut.

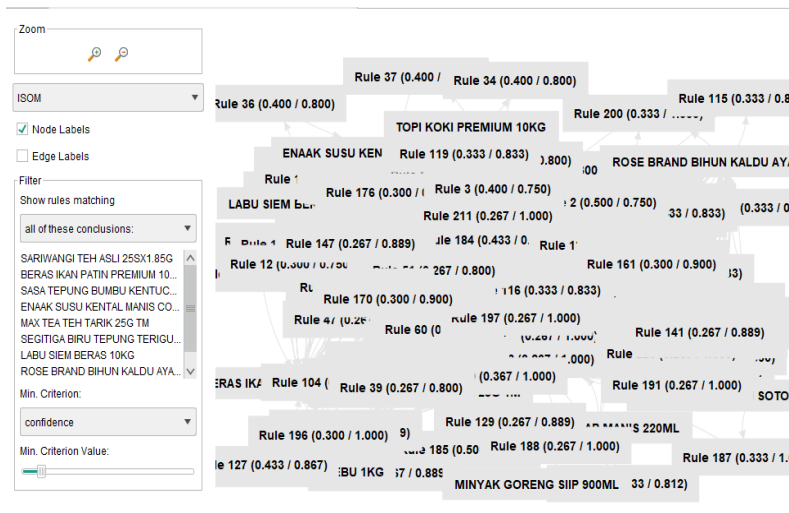


Gambar 5. *FP-Growth* Pada Rapidminer

Pada gambar tersebut merupakan proses menghubungkan *fp-growth*, dan proses tersebut telah diatur *minimum support* dan *confidencenya*.

No.	Premises	Conclusion	Support
30	BERAS IKAN PATIN PREMIUM 10KG, SASA TEPU...	SARIWANGI TEH ASLI 25SX1.85G	0.367
31	LABU SIEM BERAS 10KG	BERAS IKAN PATIN PREMIUM 10KG	0.400
32	SASA TEPUNG BUMBU KENTUCKY 75GR	ENAAK SUSU KENTAL MANIS COKELAT 370G	0.533
33	LABU SIEM BERAS 10KG	SASA TEPUNG BUMBU KENTUCKY 75GR	0.400
34	TOPI KOKI PREMIUM 10KG	SASA TEPUNG BUMBU KENTUCKY 75GR	0.400
35	ROSE BRAND BIHUN SOTO AYAM 55 GR	SASA TEPUNG BUMBU KENTUCKY 75GR	0.267
36	LABU SIEM BERAS 10KG	ENAAK SUSU KENTAL MANIS COKELAT 370G	0.400
37	TOPI KOKI PREMIUM 10KG	ENAAK SUSU KENTAL MANIS COKELAT 370G	0.400
38	ROSE BRAND BIHUN SOTO AYAM 55 GR	SEGITIGA BIRU TEPUNG TERIGU 500GR	0.267
39	BERAS IKAN PATIN PREMIUM 10KG, BANGO KEC...	SARIWANGI TEH ASLI 25SX1.85G	0.267
40	SARIWANGI TEH ASLI 25SX1.85G, MAX TEA TEH ...	BERAS IKAN PATIN PREMIUM 10KG	0.400
41	BERAS IKAN PATIN PREMIUM 10KG, SEGITIGA BI...	SARIWANGI TEH ASLI 25SX1.85G	0.267
42	ROSE BRAND BIHUN SOTO AYAM 55 GR	SARIWANGI TEH ASLI 25SX1.85G, SASA TEPUNG...	0.267
43	SARIWANGI TEH ASLI 25SX1.85G, ROSE BRAND ...	SASA TEPUNG BUMBU KENTUCKY 75GR	0.267
44	SEGITIGA BIRU TEPUNG TERIGU 500GR, LABU ...	SARIWANGI TEH ASLI 25SX1.85G	0.267
45	ROSE BRAND BIHUN SOTO AYAM 55 GR	SARIWANGI TEH ASLI 25SX1.85G, SEGITIGA BIR...	0.267

Gambar 6. *Support dan Confidence* Menggunakan Rapidminer dari Sample Data Transaksi Penjualan



Gambar 7. *Grafis Rule Sample Data Transaksi Penjualan* Menggunakan Rapidminer

```

Association Rules
[ROSE BRAND BIHUN KALDU AYAM 55GR] --> [BERAS IKAN PATIN PREMIUM 10KG] (confidence: 0.750)
[SASA TEPUNG BUMBU KENTUCKY 75GR] --> [SEGITIGA BIRU TEPUNG TERIGU 500GR] (confidence: 0.750)
[SEGITIGA BIRU TEPUNG TERIGU 500GR] --> [ENAAK SUSU KENTAL MANIS COKELAT 370G] (confidence: 0.750)
[ROSE BRAND BIHUN KALDU AYAM 55GR] --> [ROSE BRAND BIHUN SOTO AYAM 55 GR] (confidence: 0.750)
[MAX TEA TEH TARIK 25G TM] --> [SARIWANGI TEH ASLI 25SX1.85G, BERAS IKAN PATIN PREMIUM 10KG] (confidence: 0.750)
[SASA TEPUNG BUMBU KENTUCKY 75GR, LABU SIEM BERAS 10KG] --> [SARIWANGI TEH ASLI 25SX1.85G] (confidence: 0.750)
[ROSE BRAND BIHUN KALDU AYAM 55GR] --> [SARIWANGI TEH ASLI 25SX1.85G, SASA TEPUNG BUMBU KENTUCKY 75GR] (confidence: 0.750)
[ENAAK SUSU KENTAL MANIS COKELAT 370G, SEGITIGA BIRU TEPUNG TERIGU 500GR] --> [SARIWANGI TEH ASLI 25SX1.85G] (confidence: 0.750)
[ROSE BRAND BIHUN KALDU AYAM 55GR] --> [SARIWANGI TEH ASLI 25SX1.85G, SEGITIGA BIRU TEPUNG TERIGU 500GR] (confidence: 0.750)
[ROSE BRAND BIHUN KALDU AYAM 55GR] --> [SARIWANGI TEH ASLI 25SX1.85G, ROSE BRAND BIHUN SOTO AYAM 55 GR] (confidence: 0.750)
[SASA TEPUNG BUMBU KENTUCKY 75GR, ENAAK SUSU KENTAL MANIS COKELAT 370G] --> [BERAS IKAN PATIN PREMIUM 10KG] (confidence: 0.750)
[BERAS IKAN PATIN PREMIUM 10KG, LABU SIEM BERAS 10KG] --> [SASA TEPUNG BUMBU KENTUCKY 75GR] (confidence: 0.750)
[SASA TEPUNG BUMBU KENTUCKY 75GR, LABU SIEM BERAS 10KG] --> [BERAS IKAN PATIN PREMIUM 10KG] (confidence: 0.75)
[SASA TEPUNG BUMBU KENTUCKY 75GR, TOPI KOKI PREMIUM 10KG] --> [SEGITIGA BIRU TEPUNG TERIGU 500GR] (confidence: 0.75)
[ENAAK SUSU KENTAL MANIS COKELAT 370G, SEGITIGA BIRU TEPUNG TERIGU 500GR] --> [LABU SIEM BERAS 10KG] (confidence: 0.75)
[ENAAK SUSU KENTAL MANIS COKELAT 370G, LABU SIEM BERAS 10KG] --> [SEGITIGA BIRU TEPUNG TERIGU 500GR] (confidence: 0.75)
[BERAS IKAN PATIN PREMIUM 10KG, SASA TEPUNG BUMBU KENTUCKY 75GR, ENAAK SUSU KENTAL MANIS COKELAT 370G] --> [SARIWANGI TEH ASLI 25SX1.85G, SASA TEPUNG BUMBU KENTUCKY 75GR, ENAAK SUSU KENTAL MANIS COKELAT 370G] (confidence: 0.75)
[ROSE BRAND BIHUN KALDU AYAM 55GR] --> [SARIWANGI TEH ASLI 25SX1.85G, SASA TEPUNG BUMBU KENTUCKY 75GR, SEGITIGA BIRU TEPUNG TERIGU 500GR] (confidence: 0.75)
[BERAS IKAN PATIN PREMIUM 10KG, SASA TEPUNG BUMBU KENTUCKY 75GR, ENAAK SUSU KENTAL MANIS COKELAT 370G] --> [LABU SIEM BERAS 10KG] (confidence: 0.75)
[BERAS IKAN PATIN PREMIUM 10KG, LABU SIEM BERAS 10KG] --> [SASA TEPUNG BUMBU KENTUCKY 75GR, ENAAK SUSU KENTAL MANIS COKELAT 370G] (confidence: 0.75)
[BERAS IKAN PATIN PREMIUM 10KG, LABU SIEM BERAS 10KG] --> [BERAS IKAN PATIN PREMIUM 10KG, ENAAK SUSU KENTAL MANIS COKELAT 370G] (confidence: 0.75)
[ENAAK SUSU KENTAL MANIS COKELAT 370G, LABU SIEM BERAS 10KG] --> [BERAS IKAN PATIN PREMIUM 10KG, SASA TEPUNG BUMBU KENTUCKY 75GR, ENAAK SUSU KENTAL MANIS COKELAT 370G] (confidence: 0.75)
[ENAAK SUSU KENTAL MANIS COKELAT 370G, SEGITIGA BIRU TEPUNG TERIGU 500GR] --> [SASA TEPUNG BUMBU KENTUCKY 75GR, LABU SIEM BERAS 10KG] (confidence: 0.75)
[SASA TEPUNG BUMBU KENTUCKY 75GR, LABU SIEM BERAS 10KG] --> [ENAAK SUSU KENTAL MANIS COKELAT 370G, SEGITIGA BIRU TEPUNG TERIGU 500GR] (confidence: 0.75)
[ENAAK SUSU KENTAL MANIS COKELAT 370G, LABU SIEM BERAS 10KG] --> [SASA TEPUNG BUMBU KENTUCKY 75GR, SEGITIGA BIRU TEPUNG TERIGU 500GR] (confidence: 0.75)

```

Gambar 8. Association Rules Dari Rapidminer

Setelah diuraikan dari rule di atas, maka bisa diambil kesimpulan bahwasannya konsumen cenderung membeli item yang saling berhubungan seperti pada : jika konsumen membeli Rose Brand Bihun Kaldu Ayam 55Gr, maka membeli Beras Patin Premium 10Kg, dengan nilai confidence 0,75.

4. KESIMPULAN

Secara keseluruhan dari data *sample* transaksi penjualan diperoleh 155 *Rule* dari 101 *rule* asosiasi yang memenuhi *support* dengan ambang batas 50%, Dari *rule* yang diperoleh didapatkan sebuah informasi baru tentang pola pembelian konsumen. Dan juga bisa digunakan untuk menentukan keputusan persediaan barang dan memberikan paket diskon terhadap pola pembelian produk yang memiliki nilai *confidence* tinggi sedangkan *support* yang kecil., Dengan Algoritma *fp-growth* dapat membantu perusahaan memantau stok barang yang sering dibeli oleh konsumen sehingga tidak akan terjadi kelangkaan pasokan atau kehabisan.

REFERENCE

- [1] Kusri and Emha Taufiq Luthfi, Algoritma Data Mining, 1st ed., Theresia Ari Prabawati, Ed. Yogyakarta: ANDI, 2009.
- [2] Erwin, "Analisis Market Basket Dengan Algoritma Apriori dan FPGrowth," vol. 4, Juli 2009.
- [3] Kennedy Tampubolon, Hoga Saragih, and Bobby Reza, "Implementasi Data Mining Algoritma Apriori Pada Sistem Persediaan Alat-Alat Kesehatan," Informasi dan Teknologi Ilmiah (INTI), vol. 1, Oktober 2013.
- [4] Nugroho Wandi, Rully A Hendrawan, and Ahmad Mukhlason, "Pengembangan Sistem Rekomendasi Penelusuran Buku dengan Penggalan Association Rule Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus Badan Perpustakaan dan Kearsipan Provinsi Jawa Timur)," JURNAL TEKNIK ITS, vol. 1, September 2012.
- [5] Fajar Astuti Hermawati, Data Mining, 1st ed., Putri Christian, Ed. Yogyakarta: ANDI, 2013.
- [6] David Samuel, "Penerapan Stuktur FP-Tree dan Algoritma FP-Growth dalam Optimasi Penentuan Frequent Itemset," Institut Teknologi Bandung, vol. 1, 2008.
- [7] Juanta Madus, Afriyudi, and Irwansyah, "Aplikasi Penentuan Waris Pada Perangkat Mobile Menggunakan Java (J2ME)," Jurnal Ilmiah, April 2012.
- [8] Nurjaya Mirwan, Hari Gusmita Ria, and Yusuf Durrachman, "Aplikasi Pencarian Makna Kata Dalam Bahasa Indonesia Dengan Teknologi Java 2 Micro Edition (J2ME)," 2006.
- [9] Emha Taufiq Luthfi and Kusri, Algoritma Data Mining. Yogyakarta: Andi Offset, 2009.
- [10] Daniel T Larose, Discovering Knowledge in Data : An Introduction to Data Mining. New Jersey: John Wiley & Sons, 2005.
- [11] D. P. Indini, S. R. Siburian, Nurhasanah, and D. P. Utomo, "Implementasi Algoritma DBSCAN untuk Clustering Seleksi Penentuan Mahasiswa yang Berhak Menerima Beasiswa Yayasan," in Prosiding Seminar Nasional Sosial, Humaniora, dan Teknologi, 2022, pp. 325–331.
- [12] D. P. Utomo and S. Aripin, "Penerapan Algoritma C5. 0 Untuk Mengetahui Pola Kepuasan Mahasiswa di Masa Pembelajaran Daring," in Prosiding Seminar Nasional Riset Information Science (SENARIS), 2021, pp. 7–12.
- [13] F. Telaumbanua, J. M. Purba, and D. P. Utomo, "Analysis of Online Learning Understanding Patterns at Budi Darma University Using the C5. 0 Algorithm," IJCS (International J. Informatics Comput. Sci., vol. 5, no. 2, 2021.
- [14] R. Amelia and D. P. Utomo, "Analisa Pola Pemesanan Produk Modern Trade Independent Dengan Menerepakan Algoritma Fp. Growth (Studi Kasus: Pt. Adam Dani Lestari)," KOMIK (Konferensi Nas. Teknol. Inf. dan Komputer), vol. 3, no. 1, 2019.