

ASSOCIATION RULE PENGOLAHAN DATA TRANSAKSI TOKO BUNGA MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI DAN *FP-GROWTH* UNTUK MENENTUKAN PROMOSI PAKET BUNGA (STUDI KASUS: FILLEA FLORIST)

Ratna Dian Widyarini, Aries Suharso, Arip Solehudin

Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Singaperbangsa Karawang

Jl. H.S Ronggowaluyo Telukjambe Timur Karawang 41361

ratna.dian225@student.unsika.ac.id

ABSTRAK

Pada masa sekarang khususnya dikalangan generasi Z yang gemar memberikan hadiah untuk orang terdekat berupa buket bunga dan sebagainya, membuat banyak toko atau Usaha, Kecil dan Menengah yang menjual buket dengan harga dan bentuk yang bervariasi sesuai dengan keinginan pembeli. Fillea Florist merupakan salah satu toko bunga di daerah Gresik yang menjual berbagai macam karangan bunga seperti buket uang, buket *snack*, dan lain-lain. Semakin banyaknya toko-toko sejenis maka akan semakin meningkat pula jumlah transaksi penjualannya terlebih di hari hari besar. Toko bunga Fillea Florist belum pernah memanfaatkan data transaksi, dan mereka tidak tahu bahwa data tersebut dapat diolah sehingga bermanfaat bagi toko itu sendiri. Penulis memilih toko bunga Fillea Florist karena jumlah pelanggan mereka dengan *followers instagram* yang banyak, menerima pemesanan buket secara *offline* dan *online*. Tujuan penelitian ini adalah menganalisis dan membandingkan algoritma apriori dan *FP-Growth* untuk mengolah data transaksi toko bunga untuk mengetahui pola pembelian konsumen yang akan dimanfaatkan sebagai strategi bisnis. Metode yang digunakan adalah *Knowledge Discovery in Databases* menggunakan algoritma apriori dan *FP-Growth*. Berdasarkan hasil pengujian dua algoritma, didapatkan 14 rule pada algoritma apriori dan 8 rule terbaik untuk algoritma *FP-Growth* serta *lift ratio* yang memenuhi syarat. Hasil akhir dari penelitian ini dapat dijadikan sebagai pengembangan strategi pembelian barang bagi pihak toko dan bisa juga sebagai strategi bisnis promosi dalam meningkatkan ketertarikan pembeli.

Kata kunci: algoritma apriori, algoritma *fp-growth*, data mining.

1. PENDAHULUAN

Pada masa sekarang ini dengan kecanggihan teknologi digital, membuat banyak toko atau tempat usaha yang menjual produk dengan harga dan bentuk yang bervariasi sesuai dengan keinginan pembeli. Namun hal tersebut pun harus beriringan dengan sejalannya kerapihan toko dalam mengelola transaksi dan data penjualan. Setiap toko juga harus memiliki catatan transaksinya sendiri, serta yang masih disimpan secara manual atau di komputer. Namun tidak sedikit toko yang masih menggunakan cara manual, hal ini terlihat pada studi kasus Fillea Florist yang kesulitan dalam menyimpan data secara efisien. Padahal, teknik data mining dapat digunakan untuk menggunakan data transaksi untuk menghasilkan informasi baru yang dapat diolah dan digunakan untuk membuat strategi bisnis toko, mengetahui kebutuhan pelanggan untuk membeli buket yang disesuaikan dengan preferensi serta hal-hal lainnya.

Toko dapat melihat support dan confidence dari barang atau produk yang dijual dengan menggunakan pendekatan algoritma apriori dan *Frequent Pattern Growth*. Pendekatan *FP-Growth* terdiri dari langkah pengumpulan data, penghitungan frekuensi, reorganisasi data transaksi, pembentukan pohon, dan pencarian item yang sering muncul. Algoritma apriori akan memberikan data transaksi yang digunakan guna memberi informasi tentang kebiasaan transaksi dari konsumen, sedangkan pada algoritma *FP-Growth*

berguna untuk mengubah informasi data transaksi penjualan menjadi presentase produk yang sering terjual atau pun tidak. Algoritma *FP-Growth* juga berguna untuk memperbaiki algoritma Apriori dalam mengolah data transaksi penjualan. Dalam penelitian ini, peneliti menggunakan salah satu metode data mining, yaitu algoritma Apriori dan *FP-Growth* dengan bantuan *software Rapidminer* dengan menerapkan dan membandingkan algoritma apriori dengan *FP-Growth* adalah tujuan dari penelitian ini. Algoritma apriori merupakan algoritma yang mengumpulkan data terlebih dahulu, mengidentifikasi data dengan mencari pasangan dari hal-hal yang sering muncul, kemudian mencari pola. Pada *FP-Growth* dengan menggunakan frekuensi pembelian, *FP-Growth* membuat pohon berdasarkan aturan asosiasi yang ditetapkan. Berdasarkan identifikasi masalah di atas, Maka dari itu penulis akan melaksanakan penelitian terkait penerapan algoritma Apriori dan *FP-Growth* pada data transaksi toko bunga Fillea Florist untuk mengetahui pola pembelian konsumen, yang diharapkan dapat digunakan dan dimanfaatkan lebih lanjut oleh toko tersebut.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Dalam penelitian sebelumnya, peneliti mendapati setidaknya sebanyak delapan jurnal yang di analisis sebagai acuan dalam penelitian ini. Pembandingan pada penelitian sebelumnya ini akan

menunjukkan kejelasan dan kesadaran tentang penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, serta memberikan justifikasi yang kuat untuk relevansi dan kontribusi penelitian ini.

Salah satunya ialah penelitian yang dilakukan oleh Arin Novianti, Mega Yuliani Yawan, dan Muarief Ahlun Nazar terkait penelitian dengan judul “Implementasi Data Mining dalam Pengolahan Data Transaksi Toko Sembako Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus: Toko Devan Mart)”. Penelitian ini menggunakan metode Algoritma Apriori dalam pemecahan masalahnya [1].

Proses pencarian pola atau informasi menarik dalam satu set data menggunakan alat atau prosedur tertentu dikenal sebagai data mining [2].

Pendekatan mendasar untuk menemukan kumpulan item umum dalam aturan asosiasi *Boolean* disebut dengan algoritma apriori [3]. Supermarket adalah salah satu contoh keranjang pasar yang menggunakan algoritma apriori untuk mengungkap kebiasaan pembelian pelanggan. Algoritma apriori sering digunakan dalam data transaksi, juga dikenal sebagai keranjang pasar. Proses pencarian asosiasi menggunakan bantuan algoritma apriori untuk menghasilkan pola kombinasi item dan aturan sebagai pengetahuan dan informasi penting dari data transaksi penjualan [4].

Algoritma FP-Growth menggunakan konsep membangun pohon, yang biasa disebut dengan FP-Tree, dalam mencari Frequent itemset daripada membangkitkan kandidat seperti yang dilakukan pada Algoritma apriori [5]. Karena pemrosesannya yang lebih cepat, ini merupakan perbandingan dengan algoritma apriori. Algoritma apriori konvensional memakan waktu terlalu lama dibandingkan dengan algoritma apriori parallel [6].

3. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan beberapa metode, diantaranya sebagai berikut:

3.1. Studi Pustaka Dan Pengumpulan Data

Pada bagian studi pustaka ini peneliti melakukan kegiatan penelitian dengan tujuan untuk mengidentifikasi permasalahan yang muncul di toko yang dijadikan sebagai subjek penelitian. Metode ini diterapkan atas kajian jurnal ilmiah, laporan penelitian, yang berkaitan dengan pemodelan yang menggunakan algoritma apriori dan *FP-Growth* dengan harapan dapat menjadi acuan implementasi pada aplikasi yang sesuai dan hasilnya dapat digunakan untuk mendukung tugas akhir.

Sedangkan pada bagian pengumpulan data, peneliti melakukan teknik pengumpulan data, seperti mewawancarai orang-orang dan melakukan pengamatan langsung pada toko atau objek penelitian, untuk mengumpulkan data transaksi penjualan dari Fillea Florist yaitu pihak toko memberikan data transaksi yang dikelola Januari 2022 – Juli 2022 yang akan digunakan sebagai sumber penelitian.

3.2. Proses Data Mining

Teknik asosiasi adalah metode data mining yang digunakan dalam penelitian ini. Pemodelan berusaha untuk mengidentifikasi aturan asosiasi. Aturan asosiasi ini kemudian digunakan sebagai panduan untuk menentukan pasangan objek dari berbagai kategori karangan bunga. Data yang diolah dikumpulkan menggunakan tahapan dari *Knowledge Discovery in Database* (KDD). Setelah melakukan observasi dan wawancara pada pihak toko bunga, data yang digunakan pada penelitian ini adalah data transaksi pembelian pada toko bunga Fillea Florist. Data yang digunakan masih berupa data mentah yang dikumpulkan secara manual dengan memeriksa data arsip pembelian bunga setiap bulannya. Terdapat sebanyak 377 transaksi selama Januari – Juli 2022, kemudian melalui proses seleksi data terdapat 99 transaksi data dengan 306 jumlah produk terjual yang akan digunakan.

Tabel 1. Item terjual Januari – Juli 2022

No	Item	Terjual
1	Bunga Kering	91
2	Fresh Flower	84
3	Buket Uang	59
4	Buket Snack	36
5	Artificial Flower	25
6	Boneka	11
	Total	306

Tabel 1 merupakan data keseluruhan produk yang terjual selama bulan yang telah ditentukan.

3.3. Preprocessing Data

Setelah melalui tahapan pemilihan, pengkategorisasian data selanjutnya adalah data dibersihkan dengan menghapus baris yang mengandung duplikat, atribut yang tidak perlu digunakan seperti nama pembeli, dan tanggal. Dengan menggunakan tools RapidMiner Studio, data dibersihkan dengan hasil sebagai berikut.

Row No.	Artificial	Fresh	Buket Uang	Bunga Kering	Boneka	Bucket Snack
1	0	0	1	1	0	0
2	0	1	0	0	0	1
3	0	0	0	1	0	1
4	0	1	1	0	0	0
5	0	1	1	0	0	0
6	0	0	1	1	0	0
7	0	1	1	0	0	0
8	0	0	1	1	0	0
9	0	0	0	1	0	1
10	0	1	0	0	0	1
11	0	1	0	0	0	1
12	1	0	1	0	0	0
13	1	0	1	0	0	0
14	0	0	0	1	0	1
15	0	1	1	0	0	0
16	0	1	1	0	0	1
17	0	1	0	0	0	1
18	1	0	0	0	1	1

Gambar 1. Data Transaksi dalam Rapidminer

3.4. Transformation Data

Pada tahap ini, dataset sebelumnya diubah yang sebelumnya masih berupa angka menjadi bentuk nominal menjadi 1 dan 0. Angka 1 yang menunjukkan bahwa sebuah produk terjual dalam satu transaksi tersebut yang sebelumnya masih berupa numerik sesuai dengan jumlah yang terjual, sedangkan angka 0 menunjukkan produk yang tidak terjual dalam satu transaksi.

Row No.	Artificial	Fresh	Buket Uang	Bunga Kering	Boneka	Bucket Snack
1	0	0	1	1	0	0
2	0	1	0	0	0	1
3	0	0	0	1	0	1
4	0	1	1	0	0	0
5	0	1	1	0	0	0
6	0	0	1	1	0	0
7	0	1	1	0	0	0
8	0	0	1	1	0	0
9	0	0	0	1	0	1
10	0	1	0	0	0	1
11	0	1	0	0	0	1
12	1	0	1	0	0	0
13	1	0	1	0	0	0
14	0	0	0	1	0	1
15	0	1	1	0	0	0
16	0	1	1	0	0	1
17	0	1	0	0	0	1
18	1	0	0	0	1	1

ExampleSet (99 examples, 0 special attributes, 6 regular attributes)

Gambar 2. Hasil transformasi

Pada gambar 2 merupakan hasil data transformasi yang akan digunakan pada proses selanjutnya.

3.5. Data Mining

Bagian ini sangat penting, yaitu melakukan perhitungan dan pembuktian menggunakan algoritma apriori dan FP-Growth.

3.6. Algoritma Apriori

Berikut adalah hasil dari perhitungan support 1 item menggunakan rumus dibawah sebagai berikut:

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

Tabel 2. Hasil 1-itemset

Itemset	Support Count	Support
Buket Uang	55	0.55
Fresh Flower	49	0.49
Bunga Kering	45	0.45
Buket Snack	34	0.34
Boneka	11	0.11
Artificial	19	0.19

Tabel diatas merupakan perhitungan support count dari 1 itemset dari sekumpulan database. *Minimum support* yang ditentukan sebesar 0.02 atau 2%. Kemudian dihitung menggunakan rumus yang sama dengan iterasi ke 1 yaitu dengan hasil:

Tabel 3. Hasil 2-itemset

Item	Support Count	Support
Buket Uang, Fresh Flower	19	0.19
Buket Uang, Bunga Kering	33	0.33
Buket Uang, Buket Snack	3	0.03
Buket Uang, Boneka	3	0.03
Buket Uang, Artificial	7	0.07
Fresh Flower, Bunga Kering	4	0.04
Fresh Flower, Buket Snack	20	0.2
Fresh Flower, Boneka	5	0.05
Fresh Flower, Artificial	9	0.09
Bunga Kering, Buket Snack	12	0.12
Bunga Kering, Boneka	3	0.03
Bunga Kering, Artificial	1	0.01
Buket Snack, Boneka	2	0.02
Buket Snack, Artificial	5	0.05
Boneka, Artificial	3	0.03

Setelah pembentukan 2 itemset, selanjutnya adalah mencari nilai *confidence* sebesar 0.05.

$$\text{Confidence (A, B)} = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A dan B}}{\text{Total transaksi Mengandung A}}$$

Tabel 4. Hasil Confidence 2-itemset

Item	Support Count (A∩B)	A	Confidence
Buket Uang, Fresh Flower	19	55	0.34
Buket Uang, Bunga Kering	33	55	0.6
Buket Uang, Buket Snack	3	55	0.05
Buket Uang, Boneka	3	55	0.05
Buket Uang, Artificial	7	55	0.12
Fresh Flower, Bunga Kering	4	49	0.08
Fresh Flower, Buket Snack	20	49	0.4
Fresh Flower, Boneka	5	49	0.1
Fresh Flower, Artificial	9	49	0.1
Bunga Kering, Buket Snack	12	45	0.26
Bunga Kering, Boneka	3	45	0.06
Bunga Kering, Artificial	1	45	0.02
Buket Snack, Boneka	2	34	0.05
Buket Snack, Artificial	5	34	0.1
Boneka, Artificial	3	11	0.27

Setelah perhitungan 2, selanjutnya dibuat beberapa aturan asosiasi yang didapatkan. Untuk aturan asosiasi yang memenuhi confidence 0.05 dimasukkan kedalam tabel aturan asosiasi.

Tabel 5. Hasil Aturan Asosiasi Algoritma Apriori

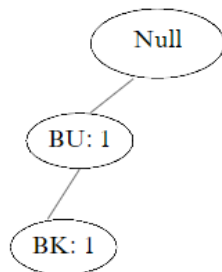
Item	Confidence	Support
Buket Uang, Fresh Flower	0.34	0.19
Buket Uang, Bunga Kering	0.6	0.33
Buket Uang, Buket Snack	0.05	0.03
Buket Uang, Boneka	0.05	0.03
Buket Uang, Artificial	0.12	0.07
Fresh Flower, Bunga Kering	0.08	0.04
Fresh Flower, Buket Snack	0.4	0.2
Fresh Flower, Boneka	0.10	0.05

Item	Confidence	Support
Fresh Flower, Artificial	0.10	0.09
Bunga Kering, Buket Snack	0.26	0.12
Bunga Kering, Boneka	0.06	0.03
Buket Snack, Boneka	0.05	0.02
Buket Snack, Artificial	0.10	0.05
Boneka, Artificial	0.27	0.03

Hasil aturan asosiasi secara keseluruhan yaitu terdapat 14 aturan berdasarkan perhitungan minimum support dan confidence yang telah ditentukan besar support 0.02 dan confidence 0.05.

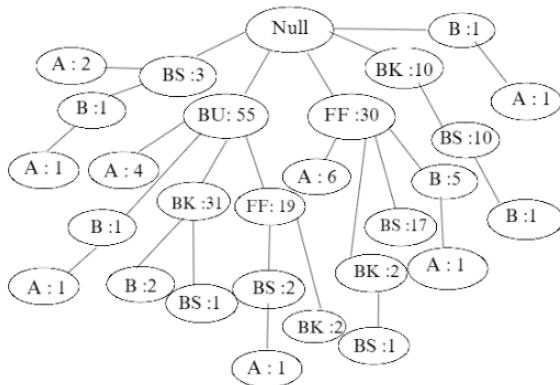
3.7. Algoritma FP-Growth

Kemudian FP-Tree dibangun dari dataset diatas dengan melihat transaksi pertama sampai ketujuh. FP-Tree yang pertama dilihat dari TID 1 dan seterusnya seperti gambar dibawah ini:



Gambar 3. Pembentukan FP-Tree TID1

Setelah pembacaan data transaksi ke 1 bulan Januari, kemudian dilanjut transaksi bulan ke 2 dan seterusnya.



Gambar 4. Pembentukan FP-Tree TID99

3.8. Pembentukan Conditional Pattern Base

Basis pola kondisional ini akan berisi pola-pola frekuensi yang sering muncul bersama dengan item A dalam subset data yang memenuhi kondisi tertentu tersebut.

Tabel 6. Hasil Conditional Pattern Base

Suffix	Conditional Pattern Base
A	{BS:2} {BS,B:1} {BU:4} {BU,B:1} {BU,FF,BS:1} {FF:6} {FF,B:1} {B:1}
B	{BS:1} {BU:1} {BU,BK:2} {FF:5} {BK,BS:1}

Suffix	Conditional Pattern Base
BS	{BU,BK:1} {BU,FF:2} {FF:17} {BK:10}
BK	{BU:31} {BU,FF:2} {FF:2}
FF	{BU:19}
BU	-

3.9. Pembangunan Conditional FP-Tree

Konstruksi FP-tree terdiri dari pembentukan tabel header dan konstruksi pohon itu sendiri. Pada bagian ini ditentukan minimum support yaitu 1.

Tabel 7. Hasil Conditional FP-Tree

Suffix	Conditional FP-Tree
A	{B:1} {BS:2, B:1} {BU:3, B:1, FF:1, BS:1} {FF:2, B:1}
B	{BS:1} {BU:2, BK:1}
BS	{BU:2, BK:1, FF:1} {FF:2, BK:1}
BK	{BU:2, FF:1} {FF:1}
FF	{BU:1}
BU	-

3.10. Pembangunan Frequent Pattern Generated

Sedangkan pada titik ini conditional FP-Tree dan mencari *single path* digabungkan atau diasosiasikan dengan elemen yang telah diketahui sebelumnya.

Tabel 8. Hasil Frequent Pattern Generated

Suffix	Frequent Pattern Generated
A	{A,B:3} {A,BS:3} {A,BU:3} {A,FF:3}
B	{B,BS:1} {B,BU:2} {B,BK:1}
BS	{BS,BU:2} {BS,BK:2} {BS,FF:3}
BK	{BK,BU:2} {BK,FF:2}
FF	{FF,BU:1}
BU	-

Pada tahap ini adalah proses terakhir dalam algoritma FP-Growth yang dilakukan untuk membentuk atau mencari frekuensi antar item dengan nilai support 0.02 (2%).

Tabel 9. Hasil Support FP-Growth

Item	Support
If A, then B	3/99 = 0.03
If A, then BS	3/99 = 0.03
If A, then BU	3/99 = 0.03
If A, then FF	3/99 = 0.03
If B, then BS	1/99 = 0.01
If B, then BU	2/99 = 0.02
If B, then BK	1/99 = 0.01
If BS, then BU	2/99 = 0.02
If BS, then BK	2/99 = 0.02
If BS, then FF	3/99 = 0.03
If BK, then BU	2/99 = 0.02
If BK, then FF	2/99 = 0.02
If FF, then BU	1/99 = 0.01

Item yang tidak memenuhi nilai *confidence* akan dieliminasi setelah mendapatkan hasil minimum support.

Tabel 10. Hasil *Confidence* FP-Growth

Item	Confidence
If A, then B	3/19 = 0.15
If A, then BS	3/19 = 0.15
If A, then BU	3/19 = 0.15
If A, then FF	3/19 = 0.15
If B, then BS	1/11 = 0.09
If B, then BU	2/11 = 0.18
If B, then BK	1/11 = 0.09
If BS, then BU	2/34 = 0.05
If BS, then BK	2/34 = 0.05
If BS, then FF	3/34 = 0.08
If BK, then BU	2/45 = 0.04
If BK, then FF	2/45 = 0.04
If FF, then BU	1/49 = 0.02

Dari hasil perhitungan manual pada algoritma FP-Growth, didapatkan *rules* berikut:

1. *If A, then B* dengan support 0.03 dan confidence 0.15
2. *If A, then BS* dengan support 0.03 dan confidence 0.15
3. *If A, then BU* dengan support 0.03 dan confidence 0.15
4. *If A, then FF* dengan support 0.03 dan confidence 0.15
5. *If B, then BU* dengan support 0.02 dan confidence 0.18
6. *If BS, then BU* dengan support 0.02 dan confidence 0.05
7. *If BS, then BK* dengan support 0.02 dan confidence 0.05
8. *If BS, then FF* dengan support 0.03 dan confidence 0.08

3.11. Evaluasi

Selanjutnya menguji tingkat validitas dengan melakukan perhitungan nilai lift antara kombinasi item yang sudah terbentuk.

Rumus nilai lift yang digunakan adalah:

$$Lift = \frac{\text{Confidence (A dan B)}}{\text{Benchmark Confidence (A, B)}}$$

Untuk pengujian validitas pada perhitungan algoritma apriori dan FP-Growth ditampilkan pada tabel berikut:

Hasil analisis lift ratio dijelaskan sebagai berikut:

1. Sebuah lift ratio >1.0 menyatakan Ans dan Cons muncul lebih sering dari yang diharapkan, kemunculan rule Ant memunculkan efek positif terhadap kemunculan Cons.
2. Sebuah lift ratio <1.0 menyatakan Ans dan Cons muncul lebih jarang dari yang diharapkan, kemunculan rule Ant memiliki efek negative terhadap kemunculan Cons.

Tabel 11. Hasil Lift Ratio

Item	Lift
Jika membeli Buket Uang maka akan membeli Bunga Kering	1.3
Jika membeli Fresh Flower, maka akan membeli Buket Snack	1.17
Jika membeli Boneka, maka akan membeli bunga Artificial	1.42
Jika membeli Buket Snack, maka akan membeli Artificial	5.26
Jika membeli bunga Artificial, maka akan membeli Boneka	1.3

3.12. Knowledge Presentation

Proses paling akhir dari proses KDD, data-data yang sudah diproses divisualisasikan agar lebih mudah dipahami oleh pengguna dan diharapkan bisa diambil tindakan berdasarkan analisis.

Tabel 12. Knowledge Presentation

Strong Association Rule	Knowledge Presentation
Jika membeli Buket Uang maka akan membeli Bunga Kering	Item Buket Uang dan Bunga Kering harus menambah stock dalam penyimpanan dan juga membuat variasi promo <i>bundle</i> pembelian dari item tersebut.
Jika membeli Fresh Flower, maka akan membeli Buket Snack	Item Fresh Flower dan Buket Snack harus menambah stock dalam penyimpanan dan juga membuat variasi promo <i>bundle</i> pembelian dari item tersebut.
Jika membeli Boneka, maka akan membeli bunga Artificial	Item Boneka dan bunga Artificial harus menambah stock dalam penyimpanan dan juga membuat variasi promo <i>bundle</i> pembelian dari item tersebut.
Jika membeli Buket Snack, maka akan membeli Artificial	Item Buket Snack dan bunga Artificial harus menambah stock dalam penyimpanan dan juga membuat variasi promo <i>bundle</i> pembelian dari item tersebut.
Jika membeli bunga Artificial, maka akan membeli Boneka	Item Artificial dan Fresh Flower harus menambah stock dalam penyimpanan dan juga membuat variasi promo <i>bundle</i> pembelian dari item tersebut.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan hasil pengujian dua algoritma, didapatkan 14 rule pada algoritma apriori dan 8 rule terbaik untuk algoritma FP-Growth. Hasil perbandingan dari kedua algoritma tersebut didapatkan:

- a. Hasil pengujian waktu yang digunakan apriori untuk mengeksekusi lebih cepat dibandingkan FP-Growth. Meskipun apriori melakukan scan database sebanyak transaksi yang ada sedangkan FP-Growth hanya melakukan scan basis data sebanyak 2 kali, tetapi pembentukan FP-Tree yang mengakibatkan FP-Growth membutuhkan banyak waktu untuk mengeksekusi. Berbeda jika pengujian menggunakan tools Rapidminer, tidak ada perbedaan waktu karena diproses secara bersamaan menggunakan operator multiply.
- b. Aturan asosiasi yang dihasilkan oleh algoritma Apriori juga dihasilkan oleh algoritma FP-Growth, sehingga hasil algoritma Apriori sama seperti FP-Growth.
- c. Dengan tools RapidMiner, aturan asosiasi yang dihasilkan oleh algoritma Apriori hanya disajikan dalam bentuk deskripsi, sedangkan algoritma FP-Growth disajikan dalam bentuk tabel data, deskripsi, dan grafik.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Setelah melakukan berbagai macam perhitungan dan pengujian, didapatkan kesimpulan dari algoritma apriori dan FP-Growth dari kedua algoritma yang diuji sama-sama mampu membentuk 2 kombinasi itemset. Dengan menggunakan algoritma apriori dan FP-Growth hasil pengujian dua algoritma menunjukkan algoritma apriori yang paling cepat untuk dieksekusi dibanding FP-Growth. Walaupun algoritma apriori memerlukan scan database berulang kali tetapi dalam pembentukan FP-Growth dengan FP-tree membutuhkan waktu yang lama. Dari aturan asosiasi dua algoritma tersebut bisa digabung untuk menentukan strategi promosi baik dalam bentuk bundle atau paket hemat bisa dilihat pada knowledge presentation. Berdasarkan penambahan itemset yang telah diuji pada algoritma apriori dan FP-Growth, bisa mengetahui pola pembelian konsumen dari rules yang dihasilkan yaitu jika membeli buket uang maka pembeli mengkombinasikan dengan bunga kering, jika konsumen membeli *fresh flower* maka pembeli juga mengkombinasikan dengan buket snack, jika

konsumen membeli buket boneka maka akan mengkombinasikan dengan bunga artificial, jika konsumen membeli buket snack maka akan mengkombinasikan dengan bunga artificial, dan jika konsumen membeli bunga artificial maka akan mengkombinasikan dengan boneka. Dengan menggunakan tools rapidminer aturan asosiasi yang dihasilkan oleh algoritma apriori hanya disajikan dalam bentuk deskripsi, tabel data, deskripsi, dan grafik maka akan memudahkan user dalam melihat hasil aturan asosiasi.

Dari penelitian yang telah dilakukan, peneliti menyarankan untuk menggunakan data lebih banyak lagi, dari segi atribut maupun jumlah transaksi. Serta untuk penelitian selanjutnya, penetapan nilai confidence dan support minimum yang lebih besar, agar tingkat akurasi sistem menjadi lebih baik, dapat mengimplementasi hasil dari aturan asosiasi dan *knowledge presentation* untuk diterapkan pada toko bunga atau bahkan system informasi serta dapat membandingkan dua algoritma dengan menggunakan algoritma yang lain seperti Eclat, Tanagra.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Nofianti, A., Yawan, M. Y., & Nazar, M. A. (2023). Implementasi data mining dalam Pengolahan data Transaksi toko Sembako Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus: Toko Devan mart). *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, 7(1), 165-173.
- [2] Yuli Mardi, "Data Mining: Klasifikasi Menggunakan Algoritma C4.5," *Jurnal Edik Informatika*, pp. 213-219.
- [3] Saefudin, S., & Fernando, D. (2020). Penerapan data mining rekomendasi buku menggunakan algoritma apriori. *JSiI (Jurnal Sistem Informasi)*, 7(1), 50.
- [4] Liansyah, O., & Destiana, H. (2020). The Use Of Apriori Algorithm In The Formation Of Association Rule At Lotteria Cibubur. *SinkrOn*, 4(2), 76.
- [5] Fitriati, D., & Amiga, B. P. (2020). Implementation Of Data Mining To Determine The Association Between Body Category Factors Based On Body Mass Index. *Jurnal Riset Informatika*, 2(4), 233-240.
- [6] Gupta, P., & Sawant, V. (2021). A Parallel Apriori Algorithm And FP- Growth Based On SPARK. *ITM Web of Conferences*, 40, 0304