

Analisis Pola Belanja Konsumen PT. Aseli Dagadu Djokdja Menggunakan Algoritma Fp-Growth

Muhammad Khoirul Wiro¹, Erni Seniwati²

Informatika¹, Sistem Informasi²

Universitas Amikom Yogyakarta

Yogyakarta, Indonesia

e-mail: ¹muhammad.wiro@students.amikom.ac.id, ²erni.s@amikom.ac.id

Diajukan: 12 Desember 2021; Direvisi: 13 Desember 2021; Diterima: 17 Mei 2022

Abstrak

PT Aseli Dagadu Djokdja adalah perusahaan yang bergerak dibidang penjualan cinderamata khas Yogyakarta berupa kaos dan pernak-pernik. Sejak berdiri bisnis ini di tahun 1994, perusahaan ini mempunyai banyak data yang bisa diolah untuk memaksimalkan keuntungan perusahaan. Masalah yang dihadapi perusahaan ini adalah lamanya masa produksi kaos, berkisar 3 bulan, membuat resiko lambatnya perputaran uang diperusahaan. Produksi yang tidak tepat sasaran atau tidak sesuai prediksi juga menjadi permasalahan perusahaan. Selain itu, penjualan secara daring melalui website www.dagadu.co.id belum maksimal dikarenakan rekomendasi produk alternatif guna upselling maupun cross selling belum ada. Oleh karena itu melalui penelitian ini, menggunakan Algoritma Data Mining, peneliti dapat membantu menyelesaikan masalah pengambilan keputusan produksi dan rekomendasi produk di PT Aseli Dagadu Djokdja. Adapun dalam penelitian ini akan dibahas bagaimana cara mengimplementasikan salah satu algoritma dalam data mining, yaitu algoritma Frequent Pattern Growth (FP-Growth).

Kata kunci: *Dagadu, data, FP-Growth, mining.*

Abstract

PT Aseli Dagadu Djokdja is a company engaged in the sale of Yogyakarta souvenirs in the form of t-shirt and knick-knack. Since its establishment in 1994, this company has a lot of data that can be processed to maximize company profits. The problem faced by this company is the length of the shirt production period, ranging from 3 months, making the risk of money circulation in the company will be very slow if it is not on target or not according the predictions. In addition, online sales through the website www.dagadu.co.id have not been maximized due to the absence of alternative product recommendations for upselling and cross selling. Therefore, through this research, using Data mining Algorithm, researchers can help solve the problem of production decision makers and product recommendations at PT Aseli Dagadu Djokdja. The reasearch will discuss how to implement one of the algorithms in data mining, Frequent Pattern Growth (FP-Growth) algorithm.

Keywords: *Dagadu, data, FP-Growth, mining.*

1. Pendahuluan

Dalam memanfaatkan teknologi yang sudah berkembang saat ini. PT Aseli Dagadu Djokdja telah menggunakan sistem informasi yang membantu proses bisnis. Salah satunya adalah sistem kasir atau POS berbasis komputer. Dengan asumsi dalam 1 gerai Dagadu terdapat 100 transaksi perhari, terdapat 4 gerai Dagadu, dalam 1 hari terdapat 400 data tersimpan ke dalam database.

Association Rules adalah satu metode dalam data mining, yang mempelajari atau memproses atribut atau karakteristik data yang terdapat dalam satu himpunan [1]. Salah satu algoritma dalam *Association Rules* adalah algoritma FP-Growth. FP-Growth adalah salah satu alternatif algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (*frequent item set*) dalam sebuah kumpulan data [2].

Dengan banyaknya data penjualan yang disimpan dalam database PT Aseli Dagadu Djokdja berbanding dengan jumlah varian produk yang terjual dan diproduksi perusahaan, maka dibutuhkan sebuah sistem dengan algoritma FP-Growth untuk mengolah data mentah tersebut menjadi informasi yang dapat

memetakan pola pembelian konsumen berbentuk hubungan antar produk yang dibeli konsumen sehingga menjadi acuan dalam tata letak, produksi dan program diskon produk PT Aseli Dagadu Djokdja. Dengan tujuan meningkatkan penjualan produk PT Aseli Dagadu Djokdja.

Analisa dan Implementasi Association Rule dengan Algoritma FP-Growth dalam Seleksi Pembelian Tanah Liat (Studi Kasus di PT. Anveve Ismi Berjaya). Dalam penelitian ini Dio Prima Mulya melakukan analisa data transaksi pembelian tanah liat di PT Anveve Ismi Berjaya menggunakan Association Rule dan algoritma FP-Growth untuk membantu pengambilan keputusan pembelian tanah liat dari produsen. Dalam penelitian ini ditetapkan minimum Confidence $\geq 83\%$ dan Minimum Support $\geq 27\%$ [3].

Penerapan Algoritma FP-Growth Dalam Penentuan Pola Pembelian Konsumen Pada Kain Tenun Medali Mas. Dalam penelitian ini, Icca Astrina, Muhammad Zainal Arifin dan Utomo Pujiyanto melakukan analisis 200 data transaksi penjualan 26 jenis kain dengan ketentuan 2 atau 3 jenis barang dalam 1 transaksi. Dalam penelitian ini menggunakan minimum support 20% dan nilai minimum confident sebesar 10%. Dari penelitian ini, dihasilkan sejumlah kaidah asosiasi yang memiliki landasan obyektif yang kuat menggunakan algoritma FP-Growth untuk disajikan sebagai rekomendasi pembelian konsumen [4].

An Optimized Algorithm for Association Rule Mining Using FP-Tree. Dalam penelitian ini Meera Narvekar dan Shafaque Fatma Syed mengembangkan teknik asosiasi dengan goal menjadikan teknik asosiasi lebih efisien. Melalui penelitian ini dirancang teknik untuk mengurangi jumlah n kali basis data transaksional dipindai, n kali jumlah pembangkitan conditional pattern, dan n kali pembangkitan conditional FP tree. Dari analisis metodologi dan algoritma yang dihasilkan dalam penelitian ini ditunjukkan dengan diagram perbandingan antara Algoritma Apriori, FP-Growth dan FP-Growth yang dikembangkan. Algoritma FP-Growth yang dikembangkan tersebut dinilai lebih efisien dengan menghemat banyak memori dengan mengurangi n kali basis data dipindai, pembangkitan conditional pattenen base dan conditional FP Tree. Serta FP tree yang ditingkatkan memberikan korelasi yang lebih jelas antar itemnya [5].

Algoritma FP-Growth juga dapat diimplementasikan untuk menemukan pola peminjaman buku pada sebuah perpustakaan, karena dengan algoritma ini dapat menunjukkan perbandingan pola yang terbentuk dengan memasukan nilai *support* dan *confidence* yang berbeda pada data transaksi yang sama [6].

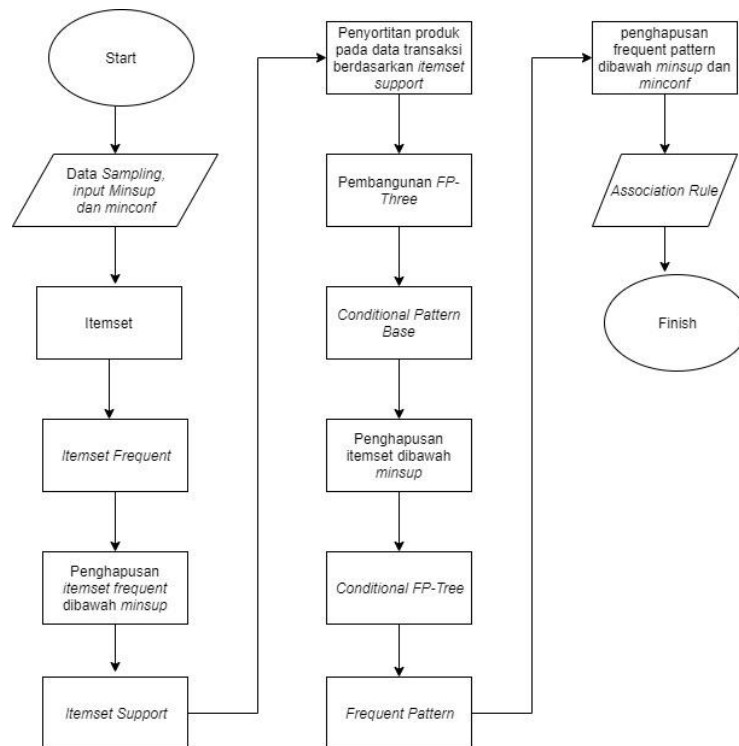
Aturan asosiasi dalam *data mining* mempunyai dua langkah proses yaitu mencari *item-set* yang sering muncul untuk menentukan minimum *support*, dan menghasilkan aturan asosiasi yang kuat dari *item-set* tersebut sehingga memenuhi untuk *minimum support* dan *minimum confidence* [7]. *Minimum support* adalah parameter yang digunakan dalam menentukan pola dalam *data mining* untuk menentukan statistik dari pola-pola yang signifikan. Sedangkan *confidence* adalah suatu ukuran yang menunjukkan hubungan antar dua *item* secara *conditional* (berdasarkan suatu kondisi tertentu) [8].

2. Metode Penelitian

Dalam pengumpulan data, peneliti menggunakan metode berikut:

1. Metode Observasi
Pengamatan secara langsung ke objek penelitian untuk melihat dari dekat kegiatan pembelian produk yang dilakukan konsumen.
2. Metode Wawancara
Pengumpulan informasi dengan mengajukan pertanyaan langsung kepada bagian IT, supervisor dan marketing manajer perusahaan.
3. Metode Studi Pustaka
Pengumpulan referensi baik dari buku, jurnal, dan publikasi dengan tema data mining dan algoritma FP-Growth.

Aliran kinerja Fp-Growth dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Kinerja Algoritma Fp-Growth untuk Pola Belanja

Dari Gambar 1 diimplementasikan ke dalam tahap-tahap penelitian yang dilakukan oleh peneliti yaitu:

1. Analisis

Analisis terhadap permasalahan yang ada dan memberi output yang dapat diterima oleh user. Analisis data, kebutuhan fungsional maupun non fungsional, peneliti melakukan pengumpulan data, observasi objek penelitian dan wawancara secara langsung pada narasumber objek penelitian.

2. Perancangan

Memahami permasalahan yang muncul dan mendefinisikannya secara rinci. Perancangan dilakukan dengan abstraksi sistem atau perangkat lunak berbasis objek (UML) termasuk didalamnya flowchart kinerja algoritma FP-Growth, struktur tabel database dan user interface disesuaikan dengan kebutuhan perusahaan. Sehingga maksud dan tujuan dari pembuatan aplikasi ini dapat terpenuhi.

3. Implementasi

Implementasi perancangan menggunakan bahasa pemrograman PHP dan database MySQL menggunakan database manager phpMyAdmin. Implementasi algoritma FP-Growth pada aplikasi guna analisa pola pembelian konsumen di PT Aseli Dagadu Djokdja.

4. Pengujian

Pengujian pada data transaksi setelah mengimplementasikan algoritma pada aplikasi.

Dalam perancangan penelitian ini, peneliti menggunakan metode *System Life Cycle* (SDLC). Menurut Yoki Firmansyah dan Udi [9] Model Waterfall merupakan salah satu model pengembangan perangkat lunak yang ada di dalam model SDLC (*Sequential Development Life Cycle*). SDLC atau sering disebut juga *System Development Life Cycle* adalah proses mengembangkan atau mengubah suatu sistem perangkat lunak dengan menggunakan model-model dan metodologi yang digunakan orang untuk mengembangkan sistem-sistem perangkat lunak sebelumnya, berdasarkan best practice atau cara-cara yang sudah teruji baik. Model Waterfall sering juga disebut model sekuensi linear atau alur hidup klasik. Pengembangan sistem dikerjakan secara terurut mulai dari analisis, desain, pengkodean, pengujian dan tahap pendukung.

1. *Planning*

Tahap perencanaan bertujuan untuk mengidentifikasi dan memprioritaskan sistem apa saja yang akan dikembangkan, dan sasaran-sasaran yang ingin dicapai.

2. *Analysis*

Tahap analisis sistem merupakan tahap penelitian atas sistem yang telah ada dengan tujuan untuk merancang sistem baru atau memperbaharui sistem yang sudah ada. Pada tahap ini dilakukan aktivitas

studi literatur untuk menentukan suatu kasus yang bisa ditangani oleh sistem, juga melakukan identifikasi terhadap sistem sebelumnya untuk dilakukan pengembangan sistem.

3. *Design*
Tahap perancangan sistem merupakan tahap untuk menentukan proses tahapan atau teknik untuk menerapkan sistem baru atau sistem yang dikembangkan dari sistem sebelumnya. Proses perancangan juga memerlukan analisa terhadap fungsi dari tiap-tiap tahapan atau teknik yang dibangun.
4. *Implementation*
Tahap implentasi sistem merupakan tahap untuk mengimplementasikan rancangan dari tahap-tahap sistem yang dibangun atau dikembangkan serta melakukan uji coba terhadap sistem tersebut.
5. *Maintenance*
Tahap pemeliharaan sistem merupakan proses pemeliharaan sistem selama penggunaan agar tetap mampu beroperasi secara benar.



Gambar 2. Tahapan SDLC [10]

3. Hasil dan Pembahasan

1. Penyeleksian Data

Sumber data utama yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari data transaksi di PT aseli Dagadu Djokdja. Data tersebut pada nantinya akan diolah untuk mendapatkan pengetahuan berupa pola asosiasi pembelian item oleh konsumen yang bisa digunakan sebagai bahan pengambilan keputusan. Contoh data ditampilkan pada Tabel 1 dan Gambar 3.

Tabel 1. Kategori yang diteliti

| No | Kategori |
|----|---------------------|
| 1 | Not Classified |
| 2 | Dagadu |
| 3 | Sospro |
| 4 | HirukPikuk |
| 5 | Omus |
| 6 | D.Gagasdunia |
| 7 | Corporate |
| 8 | PE |
| 9 | Dagadu Bocah |
| 10 | Nak Nik |
| 11 | DGD |
| 12 | Dagadu Reject |
| 13 | Dagadu Bocah Reject |
| 14 | Hiruk Pikuk Reject |
| 15 | Malioboroman |

Transaksi ::

Kasir : 1

No Transaksi : P7-28/01/2020/145402/0014
 Tanggal : Selasa, 28 Januari 2020, 14:54 WIB
 Tipe Konsumen : Umum

| No | Kode Barang | Produk | Harga @ | Jumlah Barang | Jumlah |
|-----------|---------------|-------------------|---------|---------------|---------|
| 1. | 0114117056047 | Djokdja BN Memo | 10.000 | 1 | 10.000 |
| 2. | 0302000059448 | PCB Htm Reg L Pdk | 68.000 | 1 | 68.000 |
| 3. | 1003257060094 | Bosjava Htm L M01 | 129.000 | 1 | 129.000 |
| Sub Total | | | | | 207.000 |
| Diskon | | | | | 0 |
| Total | | | | | 207.000 |
| Bayar | | | | | 207.000 |
| Kembali | | | | | 0 |

Tipe Pembayaran : Cash Keterangan :

Tutup

Gambar 3. Struk Transaksi

Dari 2 item yang terjual diambil kategorinya dari kategori yang sudah ditentukan sebelumnya, yaitu kategori *brand*. **Djokdja BN Memo** masuk dalam kategori Nak Nik, **PCB Htm Reg L Pdk** masuk dalam kategori HirukPikuk dan **Bosjava Htm L M01** masuk dalam kategori DGD. Sehingga transaksi ini disimpan untuk diproses ke tahap selanjutnya.

2. Preprocessing/Cleaning

Atribut yang nanti dipakai dalam penelitian adalah No Transaksi, Tanggal dan Kode Barang. Sehingga bentuk data transaksi akan menjadi seperti terlihat di Tabel 2.

Tabel 2. Preprocessing/Cleaning Data

| No Transaksi | Tanggal | Kode Barang |
|---------------------------|------------------------------------|---------------|
| P7-28/01/2020/145402/0014 | Selasa, 28 Januari 2020, 14:54 WIB | 0114117056047 |
| P7-28/01/2020/145402/0014 | Selasa, 28 Januari 2020, 14:54 WIB | 0302000059448 |
| P7-28/01/2020/145402/0014 | Selasa, 28 Januari 2020, 14:54 WIB | 1003257060094 |

Setelah itu *item-item* tersebut akan dimasukkan ke dalam masing-masing kelompok kategori yang sesuai. Pada data diatas **Djokdja BN Memo** masuk dalam kategori Nak Nik, **PCB Htm Reg L Pdk** masuk dalam kategori HirukPikuk dan **Bosjava Htm L M01** masuk dalam kategori DGD. Sehingga akan menghasilkan tampilan yang dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Preprocessing

| No Transaksi | Tanggal | Kode Barang |
|---------------------------|------------------------------------|-------------|
| P7-28/01/2020/145402/0014 | Selasa, 28 Januari 2020, 14:54 WIB | Nak Nik |
| P7-28/01/2020/145402/0014 | Selasa, 28 Januari 2020, 14:54 WIB | Hiruk Pikuk |
| P7-28/01/2020/145402/0014 | Selasa, 28 Januari 2020, 14:54 WIB | DGD |

3. Transformasi data

Proses transformasi dengan melakukan perintah MySql pada kode program yang bertugas menyalin atribut-atribut data transaksi yang dibutuhkan oleh sistem dari tabel data transaksi yang digunakan sistem POS Dagadu (SIPANDU). Pada sistem ini data yang diintegrasikan berbentuk tabel Mysql yang dapat dilihat pada Gambar 4, Gambar 5 , dan Gambar 6.

| Nama | Jenis | Penyortiran | Atribut | Tak Ternilai | Bawaan | Komentar | Ekstra |
|-------------|--------------|-------------------|---------|--------------|-----------|----------|--------|
| id_brg | int(11) | | | Tidak | Tidak ada | | |
| kode_barang | varchar(50) | latin1_swedish_ci | | Tidak | Tidak ada | | |
| nama_barang | varchar(100) | latin1_swedish_ci | | Tidak | Tidak ada | | |

Gambar 4. Bentuk Tabel tb_barang_fpgrowth

| Nama | Jenis | Penyortiran | Atribut | Tak Ternilai | Bawaan | Komentar | Ekstra |
|--------------|--------------|-------------------|---------|--------------|-----------|----------|--------|
| id_transaksi | varchar(100) | latin1_swedish_ci | | Tidak | Tidak ada | | |
| id_brg | int(11) | | | Tidak | Tidak ada | | |

Gambar 5. Bentuk Tabel tb_transaksi_detail

| Nama | Jenis | Penyortiran | Atribut | Tak Ternilai | Bawaan | Komentar | Ekstra |
|----------------|--------------|-------------------|---------|--------------|-----------|----------|----------------|
| id_transaksi | int(11) | | | Tidak | Tidak ada | | AUTO_INCREMENT |
| kode_transaksi | varchar(100) | latin1_swedish_ci | | Tidak | Tidak ada | | |
| tgl | datetime | | | Ya | NULL | | |

Gambar 6. Bentuk Tabel tb_transaksi_fpgrowth

Berikut perintah menyalin data barang dan data transaksi dari tabel SIPANDU (tabel b2, tb_stok dan tb_barang) ke tabel sistem Analisis Pola Pembelian Konsumen dengan Algoritma FP-Growth (tabel tb_barang_fpgrowth, tb_transaksi_fpgrowth, tb_transaksi_detail) yang terlihat di Gambar 7.

```
$q=mysqli_query($con, "INSERT INTO
tb_barang_fpgrowth(id_brg, kode_barang, nama_barang)
SELECT b2_id, sing_b2, nama_b2 FROM b2");
$q2=mysqli_query($con, "INSERT INTO
tb_transaksi_fpgrowth(kode_transaksi, tgl) SELECT
DISTINCT transaksi_id, tgl FROM tb_stok WHERE
tb_stok.tgl BETWEEN CAST('".$_POST['dari']."' AS
DATE) AND CAST('".$_POST['sampai']."' AS DATE)");
$q3=mysqli_query($con, "INSERT INTO
tb_transaksi_detail(id_transaksi, id_brg)
SELECTtb_transaksi_fpgrowth.id_transaksi,
LPAD(b2.b2_id, 2, 0)
FROM tb_stok INNER JOIN tb_transaksi_fpgrowth ON
tb_stok.transaksi_id =
tb_transaksi_fpgrowth.kode_transaksi
JOIN tb_barang ON
tb_stok.kode_barang=tb_barang.kode_barang JOIN b2 ON
b2.b2_id=tb_barang.b2");
```

Gambar 7. Kode Program

4. Implementasi

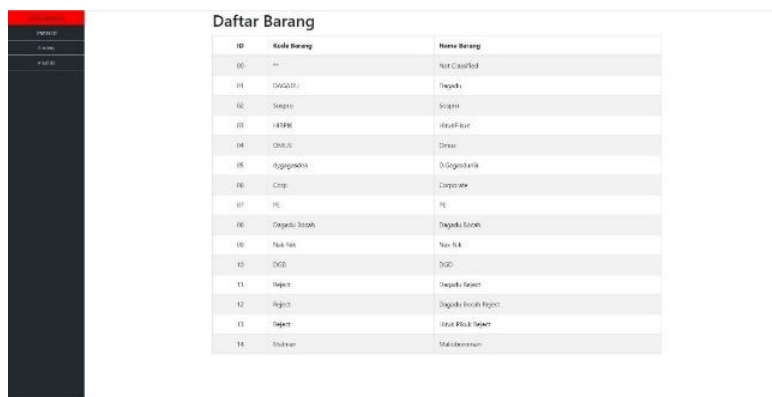
Implementasi *Associative rule* menggunakan Algoritma FP-Growth untuk menemukan pola pembelian konsumen diaplikasikan kedalam bahasa pemrograman PHP. Adapun tampilan aplikasinya dapat dilihat pada Gambar 8 sampai Gambar 12.



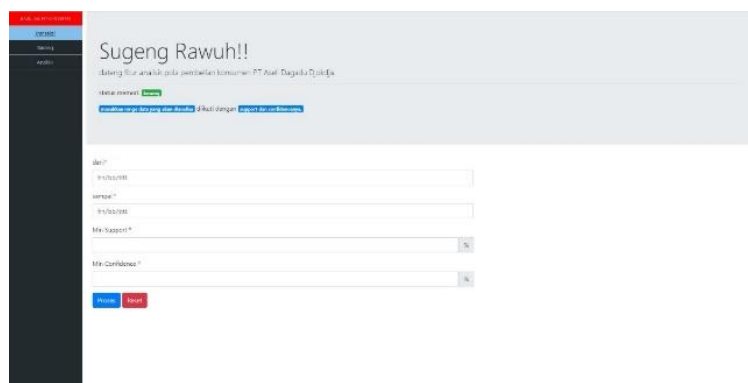
Gambar 8. Antarmuka halaman utama (HOME)



Gambar 9. Antarmuka halaman transaksi



Gambar 10. Antarmuka halaman barang



Gambar 11. Antarmuka halaman analisis 1

Gambar 12. Antarmuka halaman analisis 2

Selanjutnya dilakukan pengujian analisis data transaksi. Data yang dipakai untuk pengujian adalah data transaksi dari 31 Mei 2018 sampai 01 Juni 2018. Input batas waktu transaksi, *min. support* & *min.confidence* terlihat pada Gambar 13.

Gambar 13. Input data transaksi, min.support dan min.confidence

Sistem menampilkan status memori, ringkasan hasil input data dan petunjuk reset memori yang terlihat pada Gambar 14.

Gambar 14. Status memori, ringkasan inputan dan petunjuk reset memori

Itemset Frequent hasil dari analisis terlihat pada Gambar 15.

| Itemset Frequent | | |
|------------------|--------------|-----------|
| NO | ITEM | FREKUENSI |
| 1 | Dagadu | 22 |
| 2 | Dagadu Bocah | 8 |
| 3 | DGD | 4 |
| 4 | Malioboroman | 4 |
| 5 | HirukPikuk | 3 |

Gambar 15. Itemset frequent

Itemset Support, Itemset Frequent yang tidak memenuhi minimum support dihilangkan yang tampilan antarmuka pada aplikasi terlihat pada Gambar 16.

| Itemset Support | | |
|-----------------|--------------|-----------|
| NO | ITEM | FREKUENSI |
| 1 | Dagadu | 22 |
| 2 | Dagadu Bocah | 8 |
| 3 | DGD | 4 |
| 4 | Malioboroman | 4 |
| 5 | HirukPikuk | 3 |

Gambar 16. Itemset support

Conditional Pattern Base dari FP-Tree, itemset yang dikategorikan oleh akhiran atau suffix itemset support diikuti dengan jumlah supportnya yang ditunjukkan pada Gambar 17.

| ITEM | CONDITIONAL PATTERN BASE |
|--------------|---|
| Dagadu Bocah | {{Dagadu : 7}} |
| DGD | {{Dagadu, Dagadu Bocah : 2}, {Dagadu : 2}} |
| Malioboroman | {{Dagadu : 3}, {Dagadu, Dagadu Bocah, DGD : 1}} |
| HirukPikuk | {{Dagadu, Malioboroman : 3}} |

Gambar 17. Conditional Pattern Base

Frequent Pattern, frequent itemset yang memenuhi minimum confidence yang diinputkan, yaitu minimum confidence $\geq 5\%$.

| ITEM | FREQUENT PATTERN |
|--------------|--|
| Dagadu Bocah | {Dagadu, Dagadu Bocah : 7} |
| DGD | {Dagadu, DGD : 4}, {Dagadu Bocah, DGD : 2} |
| Malioboroman | {Dagadu, Malioboroman : 4} |
| HirukPikuk | {Dagadu, HirukPikuk : 3}, {Malioboroman, HirukPikuk : 3} |

Gambar 18. Frequent Pattern

Association Rule dengan keterangan support, confidence dan lift ratio

| NO | RULE | SUPPORT | CONFIDENCE | LIFT RATIO |
|----|---|---------|------------|------------|
| 1 | Jika Konsumen membeli Dagadu Bocah, maka membeli Dagadu | 0.17 | 0.65 | 0.93 |
| 2 | Jika Konsumen membeli HirukPikuk, maka membeli Dagadu Bocah | 0.05 | 0.22 | 0.84 |
| 3 | Jika Konsumen membeli HirukPikuk, maka membeli Dagadu | 0.12 | 0.49 | 0.7 |
| 4 | Jika Konsumen membeli DGD, maka membeli Dagadu | 0.06 | 0.47 | 0.67 |

Gambar 19. Association Rule

Setelah dilakukan perbandingan antar hasil analisis sistem dengan perhitungan manual, keduanya memiliki hasil yang sama. Kemudian dilakukan ujicoba menggunakan variasi input minimum support, minimum confidence dan data transaksi. Berikut rincian hasil ujicoba tersebut:

Tabel 4. Hasil Ujicoba

| NO | Dari | Sampai | Jumlah Transaksi | Minsup(%) | Minconf(%) | Lama Analisa (detik) | Jumlah Aturan |
|----|------------------|-----------------|------------------|-----------|------------|----------------------|---------------|
| 1 | 31 Mei 2018 | 01 Juni 2018 | 23 | 5 | 10 | 0,0076380 | 6 |
| 2 | 31 Mei 2018 | 01 Juni 2018 | 23 | 10 | 30 | 0,0079260 | 5 |
| 3 | 31 Mei 2018 | 01 Juni 2018 | 23 | 30 | 10 | 0,0253620 | 1 |
| 4 | 07 Januari 2018 | 08 Januari 2018 | 405 | 5 | 10 | 0,4274430 | 4 |
| 5 | 07 Januari 2018 | 08 Januari 2018 | 405 | 10 | 30 | 0,4319930 | 2 |
| 6 | 07 Januari 2018 | 08 Januari 2018 | 405 | 30 | 10 | 0,4490690 | 0 |
| 7 | 01 Februari 2018 | 01 Maret 2018 | 7747 | 5 | 10 | 87,6769569 | 4 |
| 8 | 01 Februari 2018 | 01 Maret 2018 | 7747 | 10 | 30 | 89,1843820 | 1 |
| 9 | 01 Februari 2018 | 01 Maret 2018 | 7747 | 30 | 10 | 87,7486889 | 0 |

Dari tabel hasil ujicoba ini, sistem menampilkan aturan asosiasi yang memiliki confidence lebih dari atau sama dengan user masukan pada sistem. Hal ini dapat dilihat bahwa aturan asosiasi yang dihasilkan berbeda-beda untuk setiap analisis data transaksi

Kemudian, dari gambar rincian aturan asosiasi dibawah ini, dapat dilihat nilai lift ratio dari masing-masing aturan asosiasi yang dihasilkan dari ujicoba. Lift ratio yang lebih besar dari 1 menunjukkan adanya manfaat dari aturan tersebut. Lebih tinggi nilai lift rasio, lebih besar kekuatan asosiasinya.

| NO | RULE | SUPPORT | CONFIDENCE | LIFT RATIO |
|----|--|---------|------------|------------|
| 1 | Jika Konsumen membeli Dagadu Bocah, maka membeli Dagadu | 0.3 | 0.88 | 0.92 |
| 2 | Jika Konsumen membeli DGD, maka membeli Dagadu | 0.17 | 1 | 1.05 |
| 3 | Jika Konsumen membeli DGD, maka membeli Dagadu Bocah | 0.09 | 0.5 | 1.44 |
| 4 | Jika Konsumen membeli Maloboroman, maka membeli Dagadu | 0.17 | 1 | 1.05 |
| 5 | Jika Konsumen membeli HirukPikuk, maka membeli Dagadu | 0.13 | 1 | 1.05 |
| 6 | Jika Konsumen membeli HirukPikuk, maka membeli Maloboroman | 0.13 | 1 | 5.75 |

Gambar 20. Aturan asosiasi data transaksi 31 Mei 2018 sampai 01 Juni 2018 dengan minsup 5% dan minconf 10%

| NO | RULE | SUPPORT | CONFIDENCE | LIFT RATIO |
|----|--|---------|------------|------------|
| 1 | Jika Konsumen membeli Dagadu Bocah, maka membeli Dagadu | 0.3 | 0.88 | 0.92 |
| 2 | Jika Konsumen membeli DGD, maka membeli Dagadu | 0.17 | 1 | 1.05 |
| 3 | Jika Konsumen membeli Maloboroman, maka membeli Dagadu | 0.17 | 1 | 1.05 |
| 4 | Jika Konsumen membeli HirukPikuk, maka membeli Dagadu | 0.13 | 1 | 1.05 |
| 5 | Jika Konsumen membeli HirukPikuk, maka membeli Maloboroman | 0.13 | 1 | 5.75 |

Gambar 21. Aturan asosiasi data transaksi 31 Mei 2018 sampai 01 Juni 2018 dengan minsup 10% dan minconf 30%

| NO | RULE | SUPPORT | CONFIDENCE | LIFT RATIO |
|----|---|---------|------------|------------|
| 1 | Jika Konsumen membeli Dagadu Bocar, maka membeli Dagadu | 0.3 | 0.88 | 0.92 |

Gambar 22. Aturan asosiasi data transaksi 31 Mei 2018 sampai 01 juni 2018 dengan minsup 30% dan minconf 10%

| NO | RULE | SUPPORT | CONFIDENCE | LIFT RATIO |
|----|---|---------|------------|------------|
| 1 | Jika Konsumen membeli Dagadu Bocar, maka membeli Dagadu | 0.17 | 0.65 | 0.89 |
| 2 | Jika Konsumen membeli HirukPikuk, maka membeli Dagadu | 0.13 | 0.58 | 0.79 |
| 3 | Jika Konsumen membeli DGD, maka membeli Dagadu | 0.09 | 0.49 | 0.67 |
| 4 | Jika Konsumen membeli Maloboroman, maka membeli Dagadu | 0.06 | 0.65 | 0.89 |

Gambar 23. Aturan asosiasi data transaksi 07 Januari 2018 sampai 08 Januari 2018 dengan minsup 5% dan minconf 10%

| NO | RULE | SUPPORT | CONFIDENCE | LIFT RATIO |
|----|---|---------|------------|------------|
| 1 | Jika Konsumen membeli Dagadu Bocar, maka membeli Dagadu | 0.17 | 0.65 | 0.89 |
| 2 | Jika Konsumen membeli HirukPikuk, maka membeli Dagadu | 0.13 | 0.58 | 0.79 |

Gambar 24. Aturan asosiasi data transaksi 07 Januari 2018 sampai 08 Januari 2018 dengan minsup 10% dan minconf 30%

| NO | RULE | SUPPORT | CONFIDENCE | LIFT RATIO |
|----|---|---------|------------|------------|
| 1 | Jika Konsumen membeli Dagadu Bocar, maka membeli Dagadu | 0.13 | 0.59 | 0.79 |
| 2 | Jika Konsumen membeli HirukPikuk, maka membeli Dagadu | 0.09 | 0.54 | 0.72 |
| 3 | Jika Konsumen membeli DGD, maka membeli Dagadu | 0.07 | 0.49 | 0.66 |
| 4 | Jika Konsumen membeli Maloboroman, maka membeli Dagadu | 0.06 | 0.63 | 0.84 |

Gambar 25. Aturan asosiasi data transaksi 01 Februari 2018 sampai 01 Maret 2018 dengan minsup 5% dan minconf 10%

| NO | RULE | SUPPORT | CONFIDENCE | LIFT RATIO |
|----|---|---------|------------|------------|
| 1 | Jika Konsumen membeli Dagadu Bocar, maka membeli Dagadu | 0.13 | 0.59 | 0.79 |

Gambar 26. Aturan asosiasi data transaksi 01 Februari 2018 sampai 01 Maret 2018 dengan minsup 10% dan minconf 30%

4. Kesimpulan

Dari hasil penelitian ini yaitu “Analisis Pola Pembelian Konsumen PT Aseli Dagadu Djokdja Menggunakan Algoritma FP-Growth” dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

- 1) Metode analisis asosiasi menggunakan algoritma FP-Growth dapat menemukan aturan asosiasi untuk industri cinderamata PT Aseli Dagadu Djokdja dan algoritma FP-Growth mampu menemukan aturan asosiasi dengan melihat kategori brand item yang dibeli konsumen bersamaan dengan kategori item band yang lainnya.
- 2) Untuk hasil aturan yang ditampilkan dalam sistem menampilkan aturan yang memiliki atau lebih dari support dan confidence yang user masukkan saja. Jika support dalam aturan tersebut lebih besar dari minimum support tetapi hasil aturan untuk nilai confidence lebeih rendah dari minimum confidence, maka aturan tersebut tidak akan ditampilkan di dalam sistem.
- 3) Untuk melihat kuat tidaknya suatu rules dilihat dengan nilai yang dihasilkan dari confidence dan lift rasionnya.

Daftar Pustaka

- [1] D. T. L. a. C. D. Larose, Data Mining and Predictive Analytics., Hoboken, New Jersey: John wiley & sons Inc., 2015.

-
- [2] R. M. Anggraeni, "Perbandingan Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth untuk Rekomendasi Pada Transaksi Peminjaman Buku8 di Perpustakaan Universitas Dian Nuswantoro".:
- [3] D. P. Mulya, "Analisa dan Implementasi Association Rule dengan Algoritma FP-Growth dalam Seleksi Pembelian Tanah Liat (Studi Kasus di PT. Anveve Ismi Berjaya)," *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis*, vol. I, p. 47, 2019. J. Jones. (1991, May 10). *Networks (2nd ed.)* [Online]. Available: <http://www.atm.com>
- [4] I. Astrina, M. Z. Arifin and U. Pujiyanto, "Penerapan Algoritma FP-Growth Dalam Penentuan Pola Pembelian Konsumen Pada Kain Tenun Medali Emas," *Jurnal Matrix*, vol. 9, pp. 32 - 40, 2019. D. Casadei, G. Serra, and K. Tani, "Implementation of a Direct Control Algorithm for Induction Motors Based on Discrete Space Vector Modulation," *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol. 15, no. 4, pp.769–777, 2007.
- [5] S. F. S. Meera Narvekara, "An optimized algorithm for association rule mining using FP tree," *Procedia Computer Science*, vol. 45, pp. 101-110, 2015.
- [6] Kadafi, M. (2018). Penerapan Algoritma FP-GROWTH untuk Menemukan Pola Peminjaman Buku Perpustakaan UIN Raden Fatah Palembang . *Jurnal Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi*, 52-58.
- [7] Suhada, S. Ratag, D. Gunawan. Wintana, D. Hidayatulloh, T. (2020). Penerapan Algoritma FP-Growth Untuk Menentukan Pola Pembelian Konsumen Pada AHHAS Cibadak. *Jurnal SWABUMI* 118-126.
- [8] Junaidi, A. (2019). Implementasi Algoritma Apriori dan FP-Growth Untuk Menentukan Persediaan Barang. *Jurnal SISFOKOM*, 61-67.
- [9] Y. Firmansyah and U. , "Penerapan Metode SDLC Waterfall Dalam Pembuatan Sistem Informasi Akademik Berbasis Web Studi Kasus Pondok Pesantren Al-Habi Sholeh Kabupaten Kubu Raya, Kalimantan Barat," *Jurnal Teknologi & Manajemen Informatika* , vol. 4, p. 184, 2018. E. E. Reber, R. L. Michell, and C. J. Carter, "Oxygen absorption in the earth's atmosphere," Aerospace Corp., Los Angeles, CA, Tech. Rep. TR-0200 (4230-46)-3, Nov. 1988.
- [10] M. Kusriani, Strategi Perancangan dan Pengolahan Basis Data, Yogyakarta: ANDI Offset, 2007.