

TESIS

**PERBANDINGAN ALGORITMA *APRIORI* DAN ALGORITMA *FP-GROWTH*  
UNTUK REKOMENDASI ITEM PAKET PADA KONTEN PROMOSI DI  
PERUSAHAAN MU-MART**



disusun oleh

**Nama : Fajar Dwi Insani**  
**NIM : 21.52.1057**  
**Konsentrasi : Business Intelligence**

**PROGRAM STUDI S2 TEKNIK INFORMATIKA  
PROGRAM PASCASARJANA UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA  
YOGYAKARTA**

**2024**

TESIS

**PERBANDINGAN ALGORITMA *APRIORI* DAN ALGORITMA *FP-GROWTH*  
UNTUK REKOMENDASI ITEM PAKET PADA KONTEN PROMOSI DI  
PERUSAHAAN MU-MART**

**COMPARASION OF THE APRIORI ALGORITHM AND THE FP-GROWTH  
ALGORITHM FOR RECOMMENDED PACKAGE ITEMS IN  
PROMOTIONAL CONTENT AT MU-MART COMPANY**

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh derajat Magister



Disusun oleh:

Nama : Fajar Dwi Insani  
NIM : 21.52.1057  
Konsentrasi : Business Intelligence

**PROGRAM STUDI S2 TEKNIK INFORMATIKA  
PROGRAM PASCASARJANA UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA  
YOGYAKARTA**

**2024**

## HALAMAN PENGESAHAN

**PERBANDINGAN ALGORITMA *APRIORI* DAN ALGORITMA *FP-GROWTH*  
UNTUK REKOMENDASI ITEM PAKET PADA KONTEN PROMOSI DI  
PERUSAHAAN MU-MART**

**COMPARASION OF THE APRIORI ALGORITHM AND THE FP-GROWTH  
ALGORITHM FOR RECOMMENDED PACKAGE ITEM IN PROMOTIONAL  
CONTENT AT MU-MART COMPANY**

yang dipersiapkan dan disusun oleh

**Fajar Dwi Insani**

**21.52.1057**

telah Dijujikan dan Dipertahankan dalam Sidang Ujian Tesis

Program Studi S2 Teknik Informatika

Program Pascasarjana Universitas Amikom Yogyakarta

pada tanggal 02 April 2024

Yogyakarta, 02 April 2024

**Rektor**

**Prof. Dr. M. Suyanto, M.M**

**NIK. 190302001**

## HALAMAN PERSETUJUAN

### PERBANDINGAN ALGORITMA *APRIORI* DAN ALGORITMA *FP-GROWTH* UNTUK REKOMENDASI ITEM PAKET PADA KONTEN PROMOSI DI PERUSAHAAN MU-MART

### COMPARASION OF THE *APRIORI* ALGORITHM AND THE *FP-GROWTH* ALGORITHM FOR RECOMMENDED PACKAGE ITEM IN PROMOTIONAL CONTENT AT MU-MART COMPANY

Dipersiapkan dan Disusun oleh

**Fajar Dwi Insani**

**21.52.1057**

Telah Diujikan dan Dipertahankan dalam Sidang Ujian Tesis  
Program Studi S2 Teknik Informatika  
Program Pascasarjana Universitas Amikom Yogyakarta  
Pada hari, Selasa, 02 April 2024

**Pembimbing Utama**

**Anggota Tim Penguji**

**Prof. Dr. Kusriani, M.Kom**

**M. Hanafi., M.Kom., Ph.D**

**NIK. 19302192**

**NIK. 190302024**

**Pembimbing Pendamping**

**Dhani Ariatmanto, M.Kom., Ph.D**

**NIK. 190302197**

**Hanif Al Fatta, M.Kom., Ph.D**

**Prof. Dr. Kusriani, M.Kom**

**NIK. 190302096**

**NIK. 19302192**

Tesis ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan  
untuk memperoleh gelar Magister Komputer

Yogyakarta, 02 April 2024

**Direktur Program Pascasarjana**

**Prof. Dr. Kusriani, M.Kom**

**NIK. 19302192**

## HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TESIS

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama Mahasiswa : Fajar Dwi Insani  
NIM : 21.52.1057  
Konsentrasi : Business Intelligence

Menyatakan bahwa Tesis dengan Judul berikut :

**PERBANDINGAN ALGORITMA APRIORI DAN ALGORITMA FP-GROWTH  
UNTUK REKOMENDASI ITEM PAKET PADA KONTEN PROMOSI DI  
PERUSAHAAN MU-MART**

Dosen Pembimbing Utama : Prof. Dr. Kusriani, M.Kom  
Dosen Pembimbing Pendamping : Hanif Al Fatta, M.Kom

1. Karya tulis ini adalah benar-benar **ASLI** dan **BELUM PERNAH** diajukan untuk mendapatkan gelar akademik, baik di Universitas Amikom Yogyakarta mau di Perguruan Tinggi lainnya.
2. Karya tulis ini merupakan **gagasan, rumusan dan penelitian SAYA sendiri**, tanpa bantuan pihak lain kecuali arahan dari Tim Dosen Pembimbing.
3. Dalam karya tulis ini tidak terdapat karya atau pendapat orang lain, kecuali secara tertulis dengan jelas dicantumkan sebagai acuan dalam naskah dengan disebutkan nama pengarang dan disebutkan dalam Daftar Pustaka pada karya tulis ini.
4. Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian sepenuhnya menjadi tanggung jawab **SAYA**, bukan tanggung jawab Universitas Amikom Yogyakarta.
5. Pernyataan ini **SAYA** buat dengan sesungguhnya, apabila di kemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, maka **SAYA** bersedia menerima **SANKSI AKADEMIK** dengan pencabutan gelar yang sudah diperoleh, serta sanksi lainnya sesuai dengan norma yang berlaku di Perguruan Tinggi.

Yogyakarta, 02 April 2024

Yang Menyatakan,



Fajar Dwi Insani

## HALAMAN PERSEMBAHAN

Dengan segala puji syukur kepada Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan karunia-Nya sehingga skripsi ini dapat terselesaikan dengan baik. Skripsi ini saya persembahkan untuk :

1. Bapak dan Ibu tercinta Bapak Sujudi dan Ibu Zumaroh yang telah menjadi orangtua terhebat, yang tidak pernah lelah sedikitpun untuk mendoakan dan memberikan segala bentuk dukungan maupun nasehat pada penulis sehingga mampu menyelesaikan tesis ini.
2. Ibu Prof. Dr. Kusriani, M.Kom selaku dosen pembimbing utama yang senantiasa membimbing dan selalu memberikan solusi agar tesis ini dapat terselesaikan dengan baik.
3. Kakak Astikha Lutfiana dan Adik Trianita Siwi Utami serta seluruh keluarga besar yang selalu mendoakan dan memberi dukungan dalam menyelesaikan skripsi ini.
4. Mas Jevanda teman hidup yang menjadi penyemangat hari-hari saya selama mengerjakan tesis ini.
5. Bapak Ibu dosen Universitas AMIKOM Yogyakarta yang telah memberikan banyak ilmu pengetahuan dan bimbingan.
6. Seluruh pihak yang telah membantu atas kelancaran tesis ini.



Penulis mengucapkan terimakasih yang sebesar-besarnya kepada seluruh pihak yang terlibat yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu. Tiada kata yang bisa menggantikan segala rasa sayang, usaha, semangat dan juga doa yang telah dicurahkan untuk penyelesaian tesis ini. Dan semoga tesis ini dapat berguna dan bermanfaat untuk kemajuan ilmu pengetahuan di masa yang akan datang.



## HALAMAN MOTTO

- ❖ Usaha dan berdoa adalah yang utama, serta selalu bersyukur.
- ❖ Tetaplah menjadi orang yang rendah hati.
- ❖ Berusahalah dengan kemampuan sendiri semaksimal mungkin.





## KATA PENGANTAR

Alhamdulillah, puji syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT yang telah melimpahkan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan tesis dengan judul " Perbandingan Algoritma *Apriori* dan Algoritma *FP-Growth* untuk Rekomendasi Item Paket pada Konten Promosi di Perusahaan Mu-Mumart". Tesis ini disusun untuk memenuhi salah satu persyaratan dalam menyelesaikan Program Studi Pascasarjana S-2 Teknik Informatika di Universitas Amikom Yogyakarta. Rasa terima kasih penulis sampaikan kepada seluruh pihak yang telah membantu, membimbing dan mendukung, khususnya kepada :

1. Bapak Prof. Dr. M. Suryanto, MM. selaku Rektor Universitas Amikom Yogyakarta.
2. Prof. Dr. Kusriani, M.Kom dan Bapak Hanif Al Fatta, M.Kom, selaku dosen pembimbing yang selalu memberikan semangat, motivasi selama bimbingan dalam menyelesaikan tesis ini.
3. Bapak dan ibu Dosen Universitas Amikom Yogyakarta yang telah memberikan banyak ilmu yang sangat bermanfaat bagi saya kedepannya.
4. Teman kelas yang telah menemani selama perkuliahan dan memberikan kenangan yang tidak akan terlupakan
5. Semua pihak yang telah membantu baik dukungan moril maupun materiil, pikiran dan tenaga dalam penyelesaian tesis ini.

Penulis menyadari bahwa pembuatan tesis ini banyak kekurangan dan kelemahan. Oleh karena itu penulis berharap kepada semua pihak agar dapat menyampaikan kritik dan saran yang membangun untuk menambah kesempurnaan tesis ini. Namun penulis tetap berharap tesis ini akan bermanfaat bagi semua pihak yang membacanya.

Yogyakarta, 02 April 2024

Penulis

## DAFTAR ISI

COVER .....	i
HALAMAN PENGESAHAN.....	iii
HALAMAN PERSETUJUAN.....	iv
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TESIS.....	iv
HALAMAN PERSEMBAHAN.....	vi
HALAMAN MOTTO.....	viii
KATA PENGANTAR.....	ix
DAFTAR ISI.....	x
DAFTAR GAMBAR.....	xii
DAFTAR TABEL.....	xiv
INTISARI.....	xv
<i>ABSTRACT</i> .....	xvi
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1. Latar Belakang Masalah.....	1
1.2. Rumusan Masalah.....	4
3.1. Batasan Masalah.....	4
3.2. Tujuan Penelitian.....	5
3.3. Manfaat Penelitian.....	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	7
2.1. Tinjauan Pustaka.....	7
2.2. Keaslian Penelitian.....	11
2.3. Landasan Teori.....	18
2.3.1 Data Mining.....	18
2.3.2 Association Rule.....	20
2.3.3 Apriori.....	21
2.3.4 Fp-growth.....	22



BAB III METODE PENELITIAN.....	24
3.1. Jenis, Sifat dan Pendekatan Penelitian .....	24
3.2. Metode Pengumpulan Data .....	24
3.3. Metode Analisis Data .....	25
3.4. Alur Penelitian.....	28
BAB IV HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN .....	29
4.1. Pengumpulan Data.....	29
4.2 Analisa Data .....	36
4.2.1 Apriori.....	37
4.2.2 Fp-growth .....	45
4.3 Analisis Hasil Penelitian.....	54
4.3.1 Hasil Asosiasi .....	54
4.3.2 Waktu Proses .....	58
BAB V PENUTUP.....	60
5.1. Kesimpulan.....	60
5.2. Saran .....	61
DAFTAR PUSTAKA .....	62

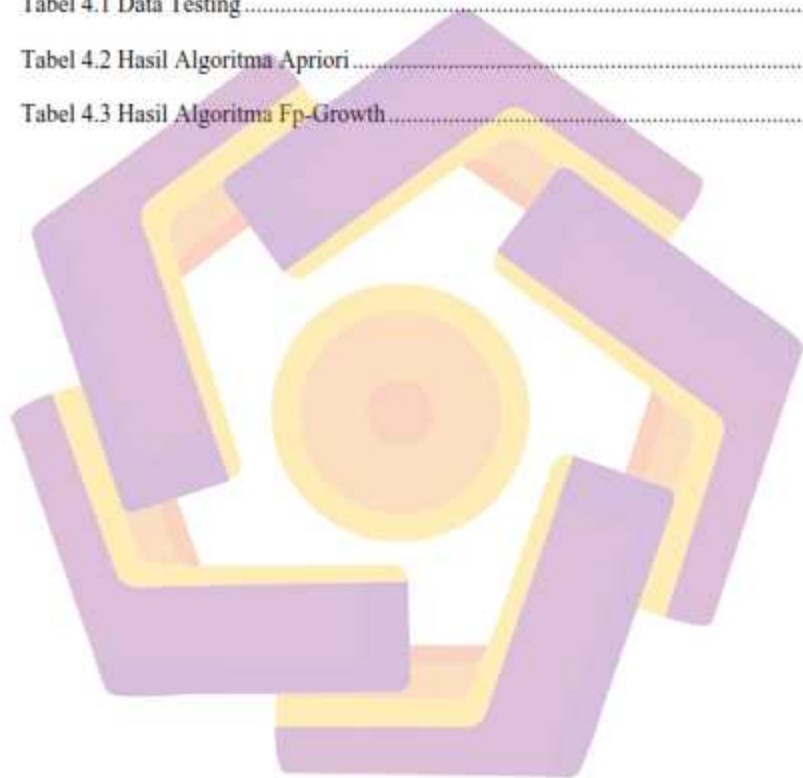
## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Flowchart Algoritma Apriori .....	21
Gambar 2.2 Flowchart Algoritma Apriori .....	22
Gambar 3.1 Alur Penelitian.....	27
Gambar 4.1 Stuktur Tabel.....	29
Gambar 4.2 Data pada Tabel Transaksi .....	29
Gambar 4.3 Data pada Tabel Item.....	30
Gambar 4.4 Data pada Tabel Kategori.....	30
Gambar 4.5 Kode Join Tabel .....	31
Gambar 4.6 Proses Cleaning.....	32
Gambar 4.7 Hasil Cleaning.....	33
Gambar 4.8 Source Code Proses Transpose .....	34
Gambar 4.9 Tampilan Aplikasi Pengujian.....	35
Gambar 4.10 Source Code Mencari Nilai Support .....	36
Gambar 4.11 Hasil Pencarian Nilai Support.....	37
Gambar 4.12 Source Code Mencari Nilai Confidence.....	38
Gambar 4.13 Hasil Pencarian Nilai Confidence .....	39
Gambar 4.14 Source Code Mencari Lift Ratio .....	40
Gambar 4.15 Hasil Pencarian Lift Ratio.....	41
Gambar 4.16 Source Code untuk Mencari Rule .....	42

Gambar 4.17 Source Code Mencari Support .....	45
Gambar 4.18 Hasil Pencarian Nilai Support .....	46
Gambar 4.19 Source Code Mencari Nilai Confidence.....	47
Gambar 4.20 Hasil Pencarian Nilai Confidence .....	48
Gambar 4.21 Source Code Mencari Nilai Lift Ratio .....	49
Gambar 4.22 Hasil Pencarian Lift Ratio .....	50
Gambar 4.23 Source Code mencari Rule.....	51
Gambar 4.24 Hasil Pencarian Nilai Confidence .....	54
Gambar 4.25 Jumlah Rule Algoritma Apriori .....	55
Gambar 4.26 Jumlah Rule Algoritma Fp-Growth .....	55
Gambar 4.27 Rata-rata Jumlah Rule Algoritma Apriori & Fp-growth.....	55
Gambar 4.28 Grafik Perbandingan Jumlah Rule .....	56
Gambar 4.29 Diagram Perbandingan Waktu Proses.....	57

## DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Matriks Literatur Review .....	11
Tabel 4.1 Data Testing .....	34
Tabel 4.2 Hasil Algoritma Apriori .....	43
Tabel 4.3 Hasil Algoritma Fp-Growth .....	51





## INTISARI

Mu-mart adalah perusahaan yang memproduksi Sembako, ATK, barang promosi, dll. Perusahaan menjual produk dalam bentuk paket dan setiap paket terdiri dari beberapa produk. Perusahaan perlu melakukan promosi untuk meningkatkan penjualan dengan menawarkan paket produk yang tepat. Perusahaan kesulitan dalam menentukan paket produk yang tepat dikarenakan pola pembelian sangat beragam sedangkan perusahaan membutuhkan informasi terkait paket produk tersebut untuk digunakan sebagai konten promosi.

Untuk mengetahui paket produk yang banyak diminati dapat dilakukan dengan menggunakan teknik data mining, teknik ini dapat mengetahui pola pembelian produk melalui data transaksi yang sudah ada. Data tersebut dapat diolah menggunakan algoritma Apriori dan FP-Growth untuk mendapatkan informasi terkait paket produk yang diminati customer.

Penelitian ini membandingkan hasil Algoritma Apriori dan FP-Growth dengan minsupport 10% dan minconfidence 50%, algoritma apriori menghasilkan 18 rule sedangkan fp-Growth menghasilkan 17 rule, waktu proses yang diperlukan apriori 0.43 detik sedangkan fp-growth 0.23 detik yang berarti algoritma apriori menghasilkan rule lebih banyak namun prosesnya lebih lama, sedangkan algoritma fp-growth menghasilkan rule lebih sedikit namun prosesnya lebih cepat. Selain itu masing-masing algoritma menghasilkan 17 rule yang sama dengan nilai lift ratio  $>1$  yang berarti aturan asosiasi yang dihasilkan dapat dijadikan sebagai acuan dalam menentukan paket produk untuk konten promosi

**Kata Kunci :** Data Mining, Association Rules, Apriori, Fp-Growth, Konten Promosi



## **ABSTRACT**

*Mu-Mart is a company that produces groceries, office stationary, promotional items, etc. the company sells products in packages and each package consists of several products. Companies need to do promotions to increase sales by offering the right product package, the company has difficulty in determining the right product package because the purchasing patterns are very diverse, while the company requires information related to the product package to be used as promotional content.*

*To find out which product packages are in high demand, it can be done using data mining techniques, this technique can find out the pattern of product purchases through existing transaction data. The data can be processed using the Apriori and FP-Growth algorithms to obtain information related to product packages that are of interest to customers.*

*This study compares the results of the Apriori and FP-Growth algorithms with 10% minsupport and 50% minconfidence, the a priori algorithm produces 18 rules while fp-growth produces 17 rules, the processing time required a priori 0.43 seconds while fp-growt 0.23 seconds which means the a priori algorithm produces more rules but the process takes longer, while the fp-growth algorithm produces fewer rules but the process is faster. In addition, each algorithm produces 17 rules which are the same with a lift ratio value  $> 1$ , which means the resulting association rules can be used as a reference in determining product packages for promotional content*

**Keywords : Data Mining, Association rule, Apriori, Fp-Growth, Content Promoted**

## BAB I

### PENDAHULUAN

#### 1.1. Latar Belakang Masalah

Dalam Kompetensi persaingan didunia bisnis saat ini, penggunaan strategi promosi menjadi hal yang utama sebagai indikator keberhasilan untuk meningkatkan penjualan dan mempertahankan pelanggan. Faktor yang sangat signifikan dalam merancang strategi promosi adalah waktu transaksi dan jenis produk yang dibeli oleh konsumen. Terkait hubungan antara waktu pembelian dan jenis barang yang dipilih oleh pelanggan, perusahaan dapat mengoptimalkan usaha promosi mereka. Dengan menganalisis pola pembelian untuk berbagai kategori produk yang sering dibeli, perusahaan dapat membuat keputusan yang informasional dan tepat dalam menentukan produk mana yang sebaiknya dipromosikan kepada pelanggan.

Mu-mart, didirikan pada tahun 2008 dan tetap aktif hingga sekarang, beroperasi sebagai penjualan produk dan barang. Perusahaan ini menawarkan berbagai produk kebutuhan sehari-hari, salah satunya alat tulis kantor, seperti pulpen, buku, kertas, pensil dan sebagainya. Keberhasilan Mu-Mart dalam menarik pelanggan sebagian besar dipengaruhi oleh pemilihan lokasi yang strategis, membuat perusahaan ini menjadi tempat yang sering dikunjungi. Selain itu, Mu-mart telah mengintegrasikan online, dimana setiap pembelian produk dicatat dalam sistem database transaksi penjualan (Rizky Alditra Utama dkk, 2020).

Dari rangkuman penjualan selama 3 bulan, mulai dari Agustus 2022 hingga Oktober 2022, tercatat sebanyak 244 transaksi. Apabila data transaksi ini dibiarkan tanpa pengolahan, dengan pertumbuhan yang terus meningkat dari waktu ke waktu, maka dan penjualan tersebut hanya akan menjadi arsip laporan yang tidak memberikan manfaat (A.C. Putra dkk, 2019). Seiring dengan perkembangan teknologi, kemampuan untuk mengolah dan juga semakin meningkat, memungkinkan penghasilan informasi – informasi yang bermanfaat bagi Mu-mart (A. Anas, 2020).

Mu-Mart menghadapi permasalahan dalam menjual produk yang kurang diminati. Untuk membantu mengatasi permasalahan tersebut, peneliti memiliki ide untuk membuat rekomendasi paket penjualan berdasarkan barang-barang yang kurang diminati, dalam pembuatan rekomendasi paket penjualan tersebut diperlukan analisis pola penjualan untuk meningkatkan strategi promosi. Analisis ini juga dapat memberikan wawasan tentang produk yang diminati pelanggan, produk yang kurang diminati, dan potensi pembelian untuk produk tertentu. Penerapan data mining diharapkan dapat mengoptimalkan penjualan dengan merumuskan strategi promosi yang lebih direkomendasikan.

Salah satu metode untuk memahami pola penjualan adalah menggunakan teknik data mining (A. Setiawan dkk, 2019). Data mining adalah proses yang menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, machine learning untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terkait dari berbagai database besar (Turban. 2005). Penerapan data mining diharapkan dapat meningkatkan penjualan melalui perancangan strategi yang lebih tepat. Dalam situasi dimana setiap hari terjadi transaksi dalam jumlah besar dan mencari informasi produk yang diminati atau kurang diminati oleh pelanggan, menjadi tugas yang sulit bagi pihak Mu-mart. Oleh karena itu, diperlukan metode analisis pola penjualan, salah satunya adalah menggunakan algoritma Apriori dan algoritma Fp-Growth. Dalam memahami pola asosiasi dalam transaksi penjualan, algoritma Fp-Growth telah menjadi pendekatan yang populer dan efisien.

Algoritma FP-Growth dirancang khusus untuk menemukan itemset yang paling sering muncul dalam transaksi penjualan, dan diketahui memiliki kinerja terbaik (S. P. Tamba, dkk 2021). FP-Growth adalah algoritma yang bisa digunakan untuk menentukan suatu himpunan data yang lebih sering muncul (frequent itemset) dalam sebuah kumpulan data - data. Dengan menggunakan FP-Growth, pola-pola dalam data transaksi dapat diekstraksi secara efisien.

Algoritma Apriori adalah bagian dari data mining pengumpulan data dan memakai data yang sudah lama untuk ditemukan keteraturan, pola atau hubungan dalam suatu data. Hasil dari proses Data Mining yaitu suatu pola pembelian produk yang sering terbeli saat yang bersamaan. Pola ini bisa digunakan untuk menempatkan produk yang sering dibeli pada saat bersamaan kedalam sebuah area atau tata letak yang saling berdekatan dan juga merancang tampilan produk di katalog untuk konten promosi (Anwan Chailes dkk, 2020). Dalam menggali data dalam skala besar, proses ini memerlukan penggunaan algoritma yang tepat, algoritma Apriori dan algoritma FP-Growth menjadi salah satu pilihan yang efektif untuk mengetahui algoritma yang sesuai yang dapat diterapkan diperusahan Mu-mart, maka diperlukan perbandingan antara algoritma FP- Growth dan Apriori.

Algoritma *Apriori* dan Algoritma *FP-Growth* adalah algoritma yang populer yang sering digunakan untuk penelitian data mining dalam menentukan *association rule*. Hal ini ditunjukkan dan dibuktikan dengan banyaknya peneliti yang masih menggunakan algoritma tersebut hingga sekarang dan hali ini juga membuktikan bahwa algoritma tersebut masih relevan untuk digunakan.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penulis mengusulkan sebuah penelitian yang berjudul "Perbandingan Algoritma Apriori dan Algoritma Fp-Growth untuk Rekomendasi Item Paket pada Konten Promosi di Perusahaan Mu-Mart". Penelitian ini memanfaatkan teknik data mining dengan menggunakan algoritma Apriori dan algoritma FP-Growth untuk mengidentifikasi algoritma mana yang menghasilkan nilai akurasi yang paling tinggi sehingga dapat diimplementasikan untuk dijadikan paket rekomendasi itemset pada konten promosi di perusahaan Mu-mart.



## 1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah disampaikan penulis, maka rumusan masalahnya yaitu :

1. Bagaimana cara mengetahui algoritma mana yang paling sesuai antara algoritma apriori dan algoritma fp-growth?
2. Bagaimana cara menentukan konten promosi perusahaan Mu-mart dengan perbandingan akurasi dan waktu proses menggunakan algoritma apriori dan algoritma fp-growth?
3. Apa saja rekomendasi item paket yang dapat dihasilkan dari hasil menggunakan algoritma apriori dan algoritma fp-growth?

## 3.1. Batasan Masalah

Adapun batasan-batasan masalah dalam penelitian ini yaitu :

- a Rentang waktu penelitian : penelitian ini akan membatasi analisis pada periode agustus 2022 hingga oktober 2022.
- b Penelitian ini akan memfokuskan pada analisis penjualan untuk produk kategori alat tulis kantor, seperti buku, alat pengukur, kertas, penghapus dan sejenisnya di perusahaan Mu-mart.
- c Penelitian akan terbatas pada penerapan algoritma apriori dan fp-growth sebagai metode utama untuk menganalisis pola asosiasi dalam transaksi penjualan di perusahaan Mu-mart.
- d Penelitian ini membandingkan algoritma apriori dan algoritma fp-growth.

- e Penelitian ini akan fokus pada mencari nilai akurasi tertinggi dan kecepatan proses dari perbandingan algoritma apriori dan algoritma fp-growth untuk rekomendasi item paket konten promosi di perusahaan Mu-mart berdasarkan pola penjualan dengan menggunakan algoritma apriori dan algoritma fp-growth.

### 3.2. Tujuan Penelitian

Penelitian ini memiliki tujuan yaitu :

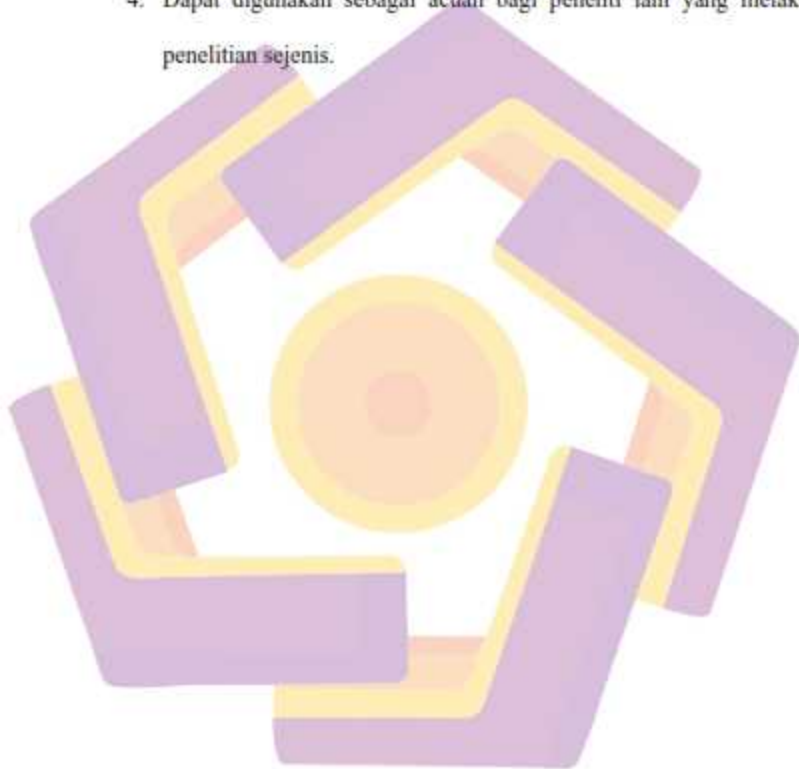
1. Mengidentifikasi algoritma mana yang menghasilkan akurasi dan waktu proses terbaik yang akan diimplementasikan pada perusahaan Mu-mart.
2. Menguji dan mengukur efektivitas algoritma apriori dan algoritma fp-growth dalam mengidentifikasi pola asosiasi dengan presentase perbandingan nilai *support* dan *confidence* beserta *rule* yang dihasilkan oleh algoritma apriori dan algoritma fp-growth.
3. Membuat rekomendasi item paket yang dapat dihasilkan dari hasil analisis menggunakan algoritma apriori dan algoritma fp-growth.

### 3.3. Manfaat Penelitian

Manfaat penelitian ini yaitu :

1. Mempermudah untuk mengidentifikasi metode yang menghasilkan nilai akurasi tertinggi pada produk yang paling diminati oleh pelanggan dan dapat membantu meningkatkan fokus promosi pada item – item barang.
2. Setelah menerapkan algoritma apriori dan algoritma fp-growth diharapkan dapat meningkatkan efisiensi dalam analisis penjualan.

3. Membantu menyampaikan informasi yang akurat dan relevan kepada pihak manajemen Mu-mat untuk mendukung pengambilan keputusan yang lebih baik terkait strategi promosi.
4. Dapat digunakan sebagai acuan bagi peneliti lain yang melakukan penelitian sejenis.





## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1. Tinjauan Pustaka

Beberapa penelitian sebelumnya yang berkaitan yaitu :

Desti Fitriati, Musi Hardiyanto (2018) dengan judul perbandingan Algoritma Apriori dan Algoritma Fp-Growth untuk mengetahui pola penggunaan transportasi online. Penelitian ini berdasarkan kecenderungan masyarakat lebih memilih menggunakan transportasi online dibandingkan transportasi yang sudah ada dan tujuan dari penelitian ini untuk mengetahui factor-faktor apa saja yang menjadi alasan masyarakat memilih transportasi online dengan metode algoritma apriori dan algoritma fp-growth agar dapat meningkatkan pelayanan yang diberikan oleh perusahaan transportasi online kepada konsumennya. Hasil dari pengolahan data algoritma fp-growth mendapatkan akurasi yang sama dengan kombinasi itemset pada algoritma apriori dengan akurasi sebesar 86%. Jadi pengolahan data mining menggunakan algoritma apriori dan algoritma fp-growth memiliki tingkat akurasi yang baik untuk meningkatkan pelayanan perusahaan transportasi online kepada masyarakat dan tentunya dapat meningkatkan laba perusahaan dengan pelayanan yang terus ditingkatkan.

Agus Junaidi (2019) dengan judul Implementasi Algoritma Apriori dan Fp-Growth untuk menentukan persediaan barang. Penelitian ini berdasarkan jumlah transaksi harian yang hasil laporannya hanya menjadi sumber pemberitahuan untuk pihak manajemen dan tidak dilihat sebagai sumber data pengembangan untuk waktu yang mendatang, untuk itu dikembangkan teknologi yang digunakan sebagai trend untuk memprediksi permintaan barang oleh konsumen kedepannya dengan menggunakan metode apriori dan frequent pattern growth. Hasil penelitian dari keseluruhan data sampel penjualan diperoleh 152 rule yang terdiri dari 24 rule asosiasi yang memenuhi support dengan ambang batas 60% dan 108 rule yang memenuhi

confidence 90%, Penggunaan algoritma apriori dengan metode Fp-growth dapat membantuk pihak manajemen untuk meletakkan barang yang biasa dibeli oleh konsumen, sehingga memudahkan pelanggan untuk dapat membeli barang tersebut dan metode Fp-growth dapat membantu pihak manajemen untuk memantau stok barang yang sering dibeli oleh konsumen sehingga tidak akan terjadi kelangkaan pasokan.

Arwan Chailes, Aditya Hermawan, Didi Kurnaedi (2020) dengan judul penerapan metode data mining untuk menentukan pola pembelian dengan menggunakan algoritma apriori dan fp-growth pada toko Mukara. Masalah pada penelitian ini adalah penataan produk di rak atau etalase toko yang kurang sesuai atau tidak sesuai dengan pola pembelian barang bersamaan dalam satu transaksi. Berdasarkan dari pola pembelian konsumen, dapat meminimalkan kesalahan penyusunan barang, dan dapat mengetahui pola pembelian konsumen yang tepat di toko mukara, untuk itu dilakukan penerapan teknologi informasi menggunakan algoritma fp-growth dan algoritma apriori dalam aplikasi yang dapat mengetahui pola pembelian konsumen yang berbeda dengan karakteristik yang berbeda pula. Hasil dari penelitian adalah aplikasi tersebut dapat diimplementasikan dan berhasil dalam menentukan itemset yang sesuai dengan mendapatkan hasil yang sama pada algoritma apriori dan fp-growth.

Hita Maulidiya, Arief Jananto (2020) dengan judul asosiasi data mining menggunakan algoritma apriori dan fp-growth sebagai dasar pertimbangan penentuan paket sembako. Penelitian ini dikarenakan transaksi harian penjualan barang yang mengakibatkan banyaknya data transaksi penjualan toko yang menumpuk dan data tersebut tidak diolah dan tidak dapat digunakan menjadi informasi yang dapat menguntungkan untuk toko. Dengan menerapkan data mining dengan menggunakan algoritma apriori dan fp-growth diharapkan dapat memberikan bahan pertimbangan dalam membuat paket sembako yang tepat dan sesuai. Hasil penelitian tersebut adalah algoritma apriori dapat diimplementasikan untuk rekomendasi paket sembako. Hasilnya adalah dengan minimum support 0.06 dan confidence 0.01 didapatkan 8 rule ddengan waktu 0.03s dan dengan tingkat akurasi sebesar 35%. Kemudian algoritma

Fp-growth juga berhasil diimplementasikan. Hasilnya adalah dengan minimum support 0.06 dan frequent gula pasir dihasilkan 14 rule dengan waktu 0.09s dan dengan tingkat akurasi sebesar 284%. Setelah kedua algoritma dibandingkan, algoritma yang terbaik untuk rekomendasi paket sembako yakni algoritma fp-growth. Meskipun waktu pengujian lebih lama dari algoritma apriori, namun memiliki tingkat akurasi jauh lebih tinggi dari algoritma apriori yakni akurasinya mencapai 284%. Sehingga dapat disimpulkan bahwa tingkat akurasi algoritma Fp-growth tiga kali lebih besar dibandingkan tingkat akurasi algoritma apriori dan juga algoritma fp-growth mampu membentuk kombinasi item tertinggi yakni mencapai 3 kombinasi item.

Rizal Rachman (2021) dengan judul Penentuan Pola Penjualan Media Edukasi dengan Menggunakan Metode Algoritma Apriori dan Fp-growth. Penelitian ini dikarenakan transaksi penjualan media edukasi yang mengakibatkan banyaknya data transaksi yang menumpuk dan data tersebut tidak diolah dan tidak dapat digunakan menjadi informasi yang dapat menguntungkan. Dengan menerapkan data mining dengan menggunakan algoritma apriori dan fp growth memberikan bahan pertimbangan dalam membuat penjualan media edukasi yang tepat dan sesuai. Hasil penelitian tersebut adalah Algoritma apriori dapat diimplementasikan untuk rekomendasi penjualan media edukasi. Hasilnya adalah pola penjualan menghasilkan 5 pola aturan asosiasi minimum support sebesar 10% dan minimum confidence sebesar 50% menghasilkan nilai confidence tertinggi yaitu 100% , sedangkan algoritma Fp-growth menghasilkan 5 pola aturan asosiasi dengan minimum support count 2 menghasilkan nilai support counter tinggi yaitu 8 dan juga menggunakan 2 atribut yaitu no.order dan kode produk dapat menemukan kecenderungan pola kombinasi antar item set sehingga dapat dijadikan informasi yang sangat penting dalam pengambilan keputusan yang berguna untuk mempersiapkan jenis stok barang apa yang diperlukan kedepannya bagi penjualan di Cerdas-Sehat Online Shop.

Islamiyah, Putri Lestari Ginting, Nataniel Dengen, Medi Taruk (2020) dengan judul Coparison of Prori dan FP-Growth Algorithms in Determining Association Rules. Penelitian ini dikarenakan banyaknya peminatan layanan video online setiap hari selalu

bertambah menyebabkan orderan menumpuk di database. Tujuan penelitian ini menganalisis data transaksi pelayanan video online dengan membandingkan algoritma apriori dan Fp-growth algoritma. Hasil analisis transaksi penjualan barang data menggunakan algoritma Apriori dan algoritma FP-Growth dengan menetapkan nilai dukungan minimum 4% dan nilai minimum kepercayaan 19% menghasilkan sejumlah aturan yang berbeda asosiasi dimana algoritma Apriori menghasilkan 11 aturan sedangkan FP-Growth menghasilkan 10 aturan. Nilai asosiasi sama dan waktu eksekusi yang dibutuhkan oleh algoritma FP-Growth lebih cepat dengan 0,5 detik dari Algoritma apriori membutuhkan waktu 0,6 detik. Sangat berguna untuk mengatur optimasi sumber daya jaringan, Peningkatan pengalaman pengguna, penyesuaian desain layanan dan kontribusi pada penelitian dan pemahaman lapangan.





## 2.2. Keaslian Penelitian

Tabel 2.1 Matriks Literatur Review dan posisi penelitian

Perbandingan Algoritma Apriori dan Fp-Growth untuk rekomendasi paket item pada konten promosi di perusahaan Mu-Mart

No	Judul	Peneliti, Media, Publikasi dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
1.	Perbandingan Algoritma Apriori dan Algoritma Fp-growth untuk mengetahui pola penggunaan transportasi online	Desti Fitriati, Musi Hardiyanto, Posiding SNATIF, 2018	Mengetahui faktor – faktor apa saja yang menjadi alasan masyarakat memilih transportasi online dengan dan agar dapat meningkatkan pelayanan yang diberikan oleh perusahaan transportasi online kepada konsumennya	Hasil dari pengolahan data algoritma fp-growth mendapatkan hasil akurasi yang sama dengan kombinasi itemset pada algoritma apriori dengan akurasi sebesar 86%. Jadi pengolahan data mining menggunakan algoritma apriori dan algoritma fpgrowth memiliki tingkat akurasi yang baik untuk meningkatkan pelayanan	Tidak diimplementasikan dan diuji kedalam aplikasi sehingga tidak dapat melakukan pengelolaan data secara kontinu dan tidak dapat dimaksimalkan penerapan dari kedua algoritma	Untuk penelitian yang akan dilakukan diterapkan pada bidang usaha yang berbeda, yaitu perusahaan ritel sembako dan ATK, kemudian terkait hasil yang ingin dicapai adalah untuk mengetahui data paket penjualan ATK yang dapat direkomendasikan kepada manajemen perusahaan, yang dimana didalam paket tersebut terdapat sebuah barang yang biasanya

Tabel 2.1 Matriks Literatur Review dan posisi penelitian

Perbandingan Algoritma Apriori dan Fp-Growth untuk rekomendasi paket item pada konten promosi di perusahaan Mu-Mart

No	Judul	Peneliti, Media, Publikasi dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
				perusahaan transportasi online kepada masyarakat dan tentunya dapat meningkatkan laba perusahaan dengan pelayanan yang terus ditingkatkan		kurang diminati atau kurang laku.
2	Algoritma Apriori dan Fpgrowth Untuk Menentukan Persediaan Barang	Agus Junaidi, Jurnal SISFOKOM,2019	Membuat data transaksi harian yang awalnya hanya menjadi sebuah laporan pemberitahuan menjadi sebuah informasi yang dapat digunakan sebagai tren dalam memprediksi permintaan barang oleh konsumen	Hasil penelitian dari keseluruhan data sampel penjualan diperoleh 152 rule yang terdiri dari 24 rule asosiasi yang memenuhi support dengan ambang batas 60% dan 108 rule yang memenuhi confidence 90%, Penggunaan algoritma apriori dengan metode Fpgrowth dapat membantu pihak	Penelitian ini hanya mengukur tentang respon time dari penggunaan dari kedua algoritma agar dapat mengetahui algoritma mana yang lebih cepat dalam melakukan proses pengelola data asosiasi.	Pada penelitian yang diajukan akan melakukan perbandingan yang tidak hanya berdasarkan respon time tetapi juga akurasi proses dari kedua algoritma tersebut, Sehingga dapat mengetahui algoritma mana yang lebih cepat dan akurat dalam melakukan proses

Tabel 2.1 Matriks Literatur Review dan posisi penelitian

Perbandingan Algoritma Apriori dan Fp-Growth untuk rekomendasi paket item pada konten promosi di perusahaan Mu-Mart

No	Judul	Peneliti, Media, Publikasi dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
				menajemen untuk meletakkan barang yang biasa dibeli oleh konsumen, sehingga memudahkan pelanggan untuk dapat membeli barang tersebut dan Metode Fp-growth dapat membantu pihak manajemen untuk memantau stok barang yang sering dibeli oleh konsumen sehingga tidak akan terjadi kelangkaan pasokan		asosiasi pada perusahaan Mu-mart.
3	Penerapan Metode Data Mining Untuk Menentukan Pola Pembelian Dengan Menggunakan	Anwan Charles, Aditya Hermawan, Didi	Membuat penataan produk di rak atau etalase toko sesuai dengan pola pembelian barang	Hasil dari penelitian adalah aplikasi tersebut yang dibangun berhasil dalam menentukan item set yang sesuai	Pada penelitian ini hanya menggunakan data set yang sedikit dan juga tidak acuan pengukuran dari	Pada penelitian yang akan diajukan yaitu akan menggunakan data sample yang banyak selama satu tahun dan



Tabel 2.1 Matriks Literatur Review dan posisi penelitian

Perbandingan Algoritma Apriori dan Fp-Growth untuk rekomendasi paket item pada konten promosi di perusahaan Mu-Mart

No	Judul	Peneliti, Media, Publikasi dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
	Algoritma Apriori Dan Fp-Growth Pada Toko Mukara	Kurnaeadi, journal ARGOR, 2020	yang bersamaan dalam satu transaksi dan meminimalkan kesalahan dalam penyusunan barang serta dapat mengetahui Pola Pembelian Konsumen	dengan mendapatkan hasil yang sama pada algoritma apriori dan fp growth. dan dapat mengetahui barang apa yang cocok untuk diletakkan di rak barang atau etalase	perbandingan kedua algoritma tersebut	algoritma yang dibandingkan akan diukur berdasarkan akurasi dan waktu proses
4	Asosiasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dan Fp-Growth Sebagai Dasar Pertimbangan Penentuan Paket Sembako	Hita Maulidiya, Arief Jananto, Proceeding SENDIU, 2020	Membuat data transaksi harian yang menumpuk dan tidak diolah dapat digunakan menjadi informasi yang dapat menguntungkan untuk toko dengan menerapkan data mining dengan menggunakan algoritma apriori dan	Hasil penelitian dari keseluruhan data sampel penjualan diperoleh 152 rule yang ka 24 rule yang memenuhi support dengan ambang batas 60% dan 108 rule yang memenuhi confidence 90%, Penggunaan	Penelitian tidak dikembangkan hasil analisisnya kedalam sebuah aplikasi sehingga tidak dapat memaksimalkan manfaatnya	Penelitian yang akan diajukan akan mengimplementasikan hasil analisa tersebut kedalam aplikasi sehingga dapat mamaksimalkan manfaatnya dalam perusahaan

Tabel 2.1 Matriks Literatur Review dan posisi penelitian

Perbandingan Algoritma Apriori dan Fp-Growth untuk rekomendasi paket item pada konten promosi di perusahaan Mu-Mart

No	Judul	Peneliti, Media, Publikasi dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
			<p>fp growth diharapkan dapat memberikan bahan pertimbangan dalam membuat paket sembako yang tepat dan sesuai.</p>	<p>algoritma apriori dengan metode Fpgrowth dapat membantu pihak manajemen untuk meletakkan barang yang biasa dibeli oleh konsumen, sehingga memudahkan pelanggan untuk dapat membeli barang tersebut dan Metode Fp-growth dapat membantu pihak manajemen untuk memantau stok barang yang sering dibeli oleh konsumen sehingga tidak akan terjadi kelangkaan pasokan</p>		

Tabel 2.1 Matriks Literatur Review dan posisi penelitian

Perbandingan Algoritma Apriori dan Fp-Growth untuk rekomendasi paket item pada konten promosi di perusahaan Mu-Mart

No	Judul	Peneliti, Media, Publikasi dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
5	Penentuan Pola Penjualan Media Edukasi dengan Menggunakan Metode Algoritma Apriori dan Fp-growth	Rizal Rachman, Jurnal Bina Sarana Informatika, 2021	Membuat data transaksi harian yang menumpuk dan tidak diolah dapat digunakan menjadi informasi yang dapat menguntungkan untuk toko Dengan mencrapkan data mining dengan menggunakan algoritma apriori dan fp growth diharapkan dapat memberikan bahan pertimbangan dalam membuat paket sembako yang tepat dan sesuai.	Hasil dari penelitian adalah aplikasi yang dibangun berhasil dalam menentukan item jenis barang yang sesuai dan mendapatkan hasil yang sama pada algoritma apriori dan fp growth. dan dapat mengetahui barang yang diperlukan kedepannya bagi penjualan di cerdas sehat online shop	Penelitian tidak dikembangkan hasil analisisnya kedalam sebuah aplikasi sehingga tidak dapat memaksimalkan manfaatnya	Penelitian yang akan diajukan akan mengimplementasikan hasil analisa tersebut kedalam aplikasi sehingga dapat mamaksimalkan mamfaatnya dalam perusahaan

Tabel 2.1 Matriks Literatur Review dan posisi penelitian

Perbandingan Algoritma Apriori dan Fp-Growth untuk rekomendasi paket item pada konten promosi di perusahaan Mu-Mart

No	Judul	Peneliti, Media, Publikasi dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
6	Comparison of Priori and FP-Growth algorithms in Determining Association Rules	Islamiyah, Ginting Putri Lestari, Degen Nataniel, Taruk Medi, 2019	Membandingkan performa algoritma apriori dan algoritma Fp-Growth dalam menentukan aturan asosiasi pada dataset penjualan	Hasil dari pengolahan data algoritma fp-growth mendapatkan hasil akurasi yang sama dengan kombinasi itemset pada algoritma apriori dengan akurasi sebesar 80%. Jadi pengolahan data mining menggunakan algoritma apriori dan algoritma fp-growth memiliki tingkat akurasi yang baik untuk menentukan aturan asosiasi pada tasaset penjualan.	Tidak diimplementasikan dan diuji kedalam aplikasi sehingga tidak dapat melakukan pengelolaan data secara kontinu dan tidak dapat dimaksimalkan penerapan dari kedua algoritma	Penelitian yang dilakukan akan diterapkan kedalam sebuah aplikasi berbasis web yang dapat memilih kombinasi item set sehingga pengguna dapat menyesuaikan pengelolaan sesuai kebutuhan jumlah item dalam satu paket

## 2.3. Landasan Teori

### 2.3.1 Data Mining

Data mining adalah suatu istilah yang digunakan untuk menguraikan penemuan pengetahuan didalam database. Data mining adalah proses yang menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan machine learning untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terkait dari berbagai database besar (Turban, dkk. 2005).

Ada beberapa tahapan dalam data mining antara lain yaitu (Ayyad, dkk. 196) :

a. Data selection

Pemilihan (seleksi) data dari sekumpulan data operasional perlu dilakukan sebelum tahap penggalian informasi dalam KDD dimulai data hasil seleksi yang digunakan untuk proses data mining, disimpan dalam suatu berkas, terpisah dari data operasional.

b. Pre-processing/cleaning

Sebelum proses data mining dapat dilaksanakan, perlu dilakukan proses cleaning pada data yang menjadi fokus KDD. Proses cleaning mencakup antara lain membuang duplikasi data, memeriksa data yang inkonsisten dan memperbaiki kesalahan pada data.

c. Coding/Transformasi

Adalah proses transformasi pada data yang telah terpilih, sehingga data tersebut sesuai untuk proses data mining. Proses coding dalam KDD merupakan proses



kreatif dan sangat tergantung pada jenis atau pola informasi yang akan dicari dalam basis data.

d. Data mining

Data mining adalah proses mencari pola atau informasi menarik dalam data terpilih dengan menggunakan teknik atau metode tertentu. Teknik, metode atau algoritma dalam data mining sangat bervariasi. Pemilihan metode atau algoritma yang tepat sangat bergantung pada tujuan dan proses KDD secara keseluruhan.

e. Interpretation/evolution

Pola informasi yang dihasilkan dari proses data mining perlu ditampilkan dalam bentuk yang mudah dimengerti oleh pihak yang berkepentingan. Tahap ini merupakan bagian dari proses KDD yang disebut Interpretation. Tahap ini mencakup pemeriksaan apakah pola atau informasi yang ditemukan bertentangan dengan fakta atau hipotesis yang ada sebelumnya.

Data mining memiliki beberapa fungsi dalam penerapannya, antara lain yaitu (Larose, 2005) :

a. Deskripsi

Fungsi deskripsi digunakan untuk mengidentifikasi pola yang tersembunyi dan mengubah pola menjadi aturan yang dapat dimengerti oleh ahli.

b. Prediksi

Fungsi prediksi bertujuan untuk mengklasifikasi berdasarkan perilaku yang akan diperkirakan yang akan mendatang.

c. Estimasi

Fungsi estimasi mirip seperti prediksi, namun pada fungsi ini estimasi lebih kearah numerik.

d. Klasifikasi

Fungsi klasifikasi digunakan untuk menentukan model fungsi dan mendeskripsikan data ke kelas-kelas.

e. Clustering

Fungsi clustering digunakan pada pengelompokan data tanpa berdasarkan kelas tertentu kepada objek tersebut.

f. Asosiasi

Fungsi asosiasi digunakan untuk menentukan atribut yang muncul dalam setiap waktu.

### 2.3.2 Association Rule

Association rule mining adalah suatu procedure untuk mencari hubungan antar item dalam suatu data set yang ditentukan (Han dan Kamber, 2006). Metodologi dasar aturan asosiasi terbagi menjadi dua tahap (Kusrini, 2009) yaitu :

- a. Analisis pola frekuensi tinggi Tahap ini mencari kombinasi item yang memenuhi syarat minimum dari nilai support dalam database. Nilai support (penunjang) yaitu



persentase item atau kombinasi item yang ada pada database. Nilai support sebuah item diperoleh dengan rumus berikut:

$$\text{Support (A)} = \frac{\text{jumlah transaksi mengandung A}}{\text{jumlah transaksi}} \dots\dots\dots[1]$$

Sedangkan nilai dari support 2 item diperoleh dari rumus berikut:

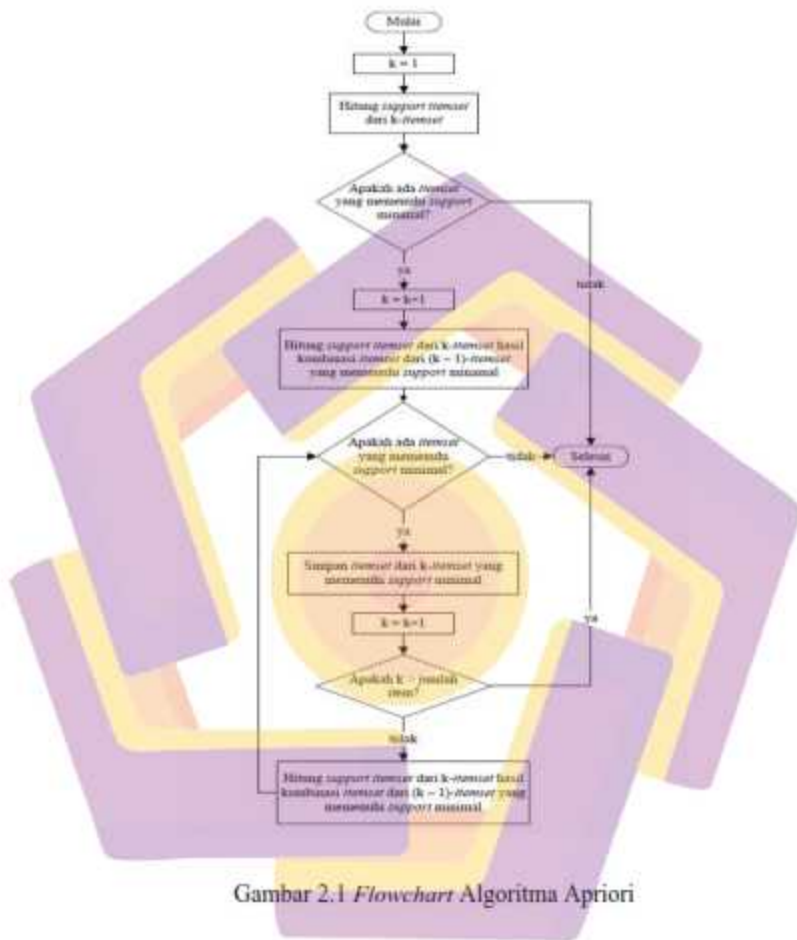
$$\text{Support (A,B)} = \frac{\text{jumlah transaksi mengandung A dan B}}{\text{jumlah transaksi}} \dots\dots\dots[2]$$

- b. Setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan, maka dicari aturan asosiatif yang memenuhi syarat minimum untuk confidence dengan menghitung confidence aturan asosiatif "Jika A maka B" =  $(A \rightarrow B)$ .

$$\text{Confidence } P(B|A) = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung A dan B}}{\sum \text{Total transaksi A}} \dots\dots\dots[3]$$

### 2.3.3 Apriori

Algoritma Apriori adalah algoritma yang paling terkenal untuk menemukan pola frekuensi tinggi. Pola frekuensi tinggi adalah pola-pola item didalam suatu database yang memiliki frekuensi atau support diatas ambang batas tertentu disebut dengan istilah minimum support. Pola frekuensi tinggi ini digunakan untuk menyusun aturan assosiatif dan juga beberapa teknik data mining lainnya (Pramudiono, 2007). Alur algoritma apriori dapat dilihat pada gambar 2.1

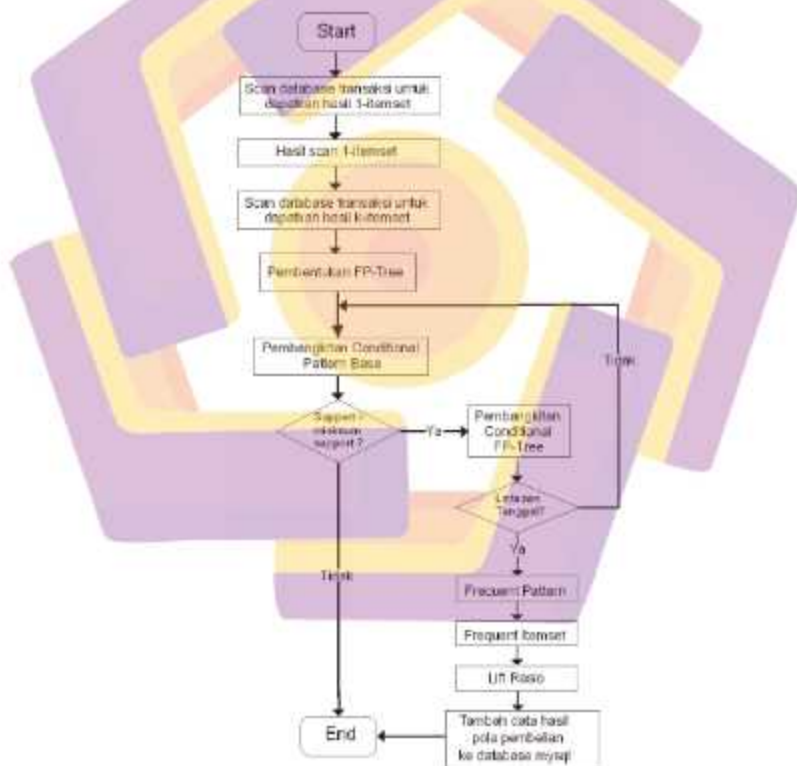


Gambar 2.1 Flowchart Algoritma Apriori

### 2.3.4 Fp-growth

Algoritma Fp-growth merupakan pengembangan dari algoritma apriori. Sehingga kekurangan dari algoritma apriori diperbaiki oleh algoritma Fp-growth (Kusrini dan Emha, 2009). Frequent Pattern Growth (Fp-growth) adalah salah satu alternatif

algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (frequent itemset) dalam sebuah kumpulan data. Pada algoritma apriori diperlukan generate candidate untuk mendapatkan frequent itemset. Akan tetapi di algoritma Fp-growth generate candidate tidak dilakukan karena Fp-growth menggunakan konsep pembangunan tree dalam pencarian frequent itemset (Awan Chailes, dkk, 2020). Alur algoritma fp-growth dapat dilihat pada gambar 2.2



Gambar 2.2 Flowchart Algoritma Fp-growth

## **BAB III**

### **METODE PENELITIAN**

#### **3.1. Jenis, Sifat dan Pendekatan Penelitian**

Adapun jenis, sifat dan pendekatan penelitian yang akan dilakukan pada penelitian ini sebagai berikut :

a. **Jenis Penelitian Eksperimen**

Penelitian ini dilakukan untuk mengetahui metode yang dihasilkan tingkat akurasi tertinggi dalam menentukan paket item yang sesuai.

b. **Sifat Penelitian Deskriptif**

Penelitian ini menjelaskan tahapan-tahapan untuk mengetahui metode yang menghasilkan tingkat akurasi tertinggi dalam menentukan paket item yang sesuai.

c. **Pendekatan Penelitian Kuantitatif**

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif yaitu hasil dari penerapan metode-metode untuk dalam menentukan paket item berupa angka dan diagram yang menunjukkan tingkat akurasi dari penerapan metode-metode tersebut.

#### **3.2. Metode Pengumpulan Data**

Untuk mengetahui akurasi dan kecepatan proses akan dilakukan perhitungan data transaksi penjualan dari perusahaan Mu-mart selama satu tahun. Format data

yang diperoleh akan disesuaikan untuk mempermudah dalam pengolahan data dan dalam mentransformasikan kedalam aplikasi. Data tersebut akan diuji perbulan sehingga dapat mengetahui trend produk setiap bulannya namun selain perbulan juga dapat dilakukan pengujian selama satu tahun.

### 3.3. Metode Analisis Data

Metode analisis data yang dilakukan untuk mengetahui metode yang menghasilkan nilai akurasi dan waktu proses terbaik yaitu :

#### a. Prepare

Pada tahap ini dilakukan export data dari database sistem yang terdapat pada perusahaan Mu-Mart, data tersebut memiliki banyak atribut yang diperoleh untuk menjunjung kebutuhan perusahaan namun tidak semua atribut tersebut diperlukan untuk melakukan proses asosiasi data.

#### b. Cleaning

Pada tahap ini diperlukan penyesuaian data agar data yang digunakan untuk melakukan proses asosiasi itemset dalam menentukan item paket. Sedangkan atribut data yang tidak diperlukan akan dihapus. Kemudian data disesuaikan dengan kebutuhan untuk proses asosiasi.

#### c. Normalisasi

Pada tahap ini akan dilakukan normalisasi data yang sudah di cleaning pada database. Normalisasi tersebut membuat proses perhitungan menjadi lebih mudah dan lebih cepat.



d. Association rule

Tahap selanjutnya yaitu tahap asosiasi. Pada tahap ini akan dilakukan perhitungan dengan metode apriori dan fp-growth. Hasil pada tahap ini berupa sebuah nilai asosiasi yang dihasilkan melalui perhitungan dari setiap metode, hasil tersebut berupa nama dari itemset yang saling berhubungan.

e. Evaluasi

Hasil dari asosiasi akan dilakukan evaluasi untuk mengetahui akurasi dan kecepatan masing-masing metode yang digunakan. Hasil pada tahap ini berupa kesimpulan dalam bentuk presentase dan diagram dari hasil perbandingan algoritma apriori dan fp-growth. Beberapa hal yang dilakukan untuk mendapatkan hasil analisis yaitu :

1. Waktu

Dalam mengukur kecepatan atau waktu proses dilakukan proses pengujian data terhadap algoritma apriori dan Fp-growth kemudian dihitung berdasarkan berapa lama proses eksekusi yang dibutuhkan aplikasi untuk mendapatkan hasil dari proses association rule yang dilakukan oleh kedua metode.

2. Akurasi

Perhitungan akurasi didasarkan pada jumlah support dan confidence dari masing-masing algoritma kemudian dikalikan dengan lift ratio. Lift

ratio adalah alat ukur penting dalam aturan asosiasi. Fungsinya adalah mengukur ketepatan dan kecermatan suatu alat ukur (support dan confidence) agar dapat dipercaya sepenuhnya.

Adapun rumusnya yaitu :

$$\text{Lift Ratio (A,B)} = \frac{\text{confidence(A,B)}}{\text{Benchmark confidence(A,B)}}$$

Untuk mencari *benchmark confidence* menggunakan rumus :

$$\text{Benchmark confidence} = \frac{Nc}{N}$$

Keterangan

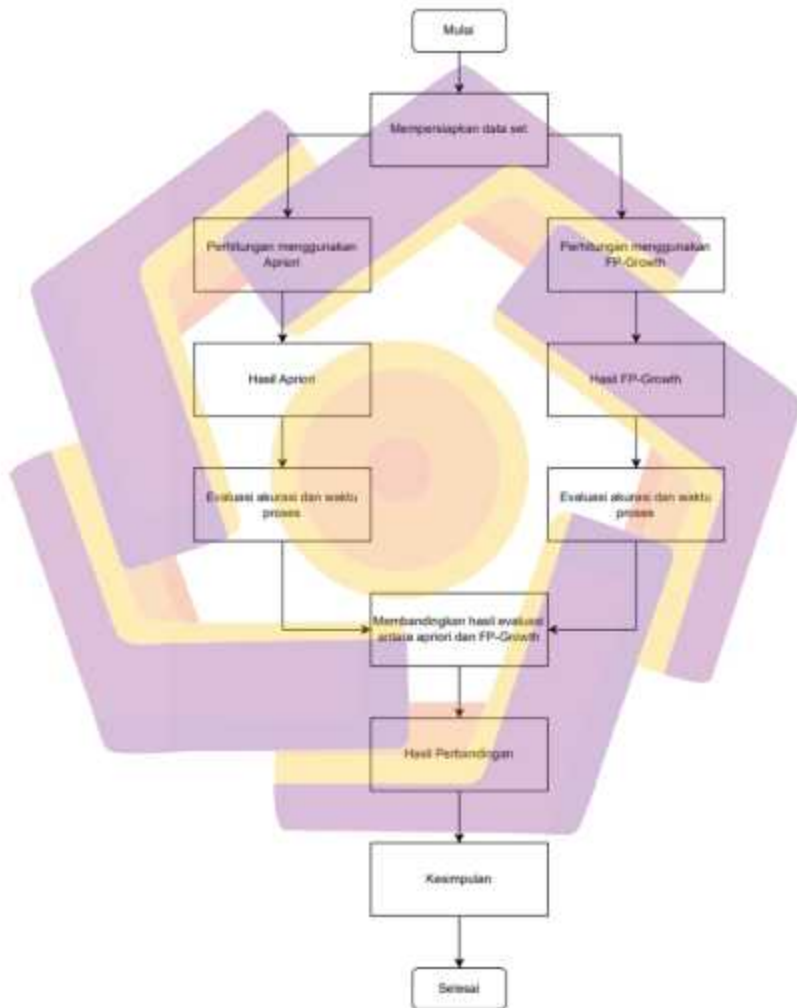
$Nc$  = Jumlah transaksi dengan item yang menjadi consequent

$N$  = Jumlah transaksi basis data

Dari hasil yang didapatkan oleh akurasi maka dapat diperoleh tingkat keberhasilan dari algoritma apriori dan *FP Growth*.

### 3.4. Alur Penelitian

Adapun untuk alur penelitiannya adalah sebagai berikut :



Gambar 3.1 Alur Penelitian

## **BAB IV**

### **HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN**

Pada bab ini akan dijelaskan tentang analisa dan implementasi dari rancangan tahapan alur penelitian. Terdapat beberapa tahapan proses mulai dari pengumpulan dataset, penentuan arsitektur dan skenario penelitian, perlakuan awal terhadap dataset sebelum dilakukan proses perhitungan menggunakan metode apriori dan fp-growth, proses pembuatan model dan evaluasi hasil percobaan.

#### **4.1. Pengumpulan Data**

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data transaksi di perusahaan Mu-mart selama bulan Agustus sampai bulan oktober 2022. Data yang digunakan merupakan data terbaru perusahaan ketika penelitian ini dibuat, hal ini dibutuhkan agar perusahaan dapat mengetahui trend item yang relevan yang dibutuhkan oleh pasar, untuk itu data yang diuji merupakan data terbaru perusahaan selama tiga bulan terakhir. Data yang digunakan tersebut berupa data yang telah tersimpan di dalam database yang menyimpan berbagai tabel dan field untuk kebutuhan transaksi pada perusahaan. Pada penelitian ini membutuhkan tabel transaksi, item dan kategori. Data tersebut akan diolah terlebih dahulu agar dapat digunakan sesuai dengan kebutuhan penelitian. Adapun struktur data tabel yang dibutuhkan untuk menemukan aturan asosiasi dapat dilihat pada gambar 4.1.

The diagram shows the structure of three tables:

- transaksi**
  - id\_transaksi: int(11)
  - id\_pembayaran: int(11)
  - nama\_item: varchar(128)
  - jumlah: int(11)
  - harga: int(11)
  - detail\_item: varchar(256)
  - tanggal\_transaksi: date
  - tanggal\_kirim: date
  - tanggal\_bayar: date
  - status: int(11)
  - alamat\_produk: int(11)
  - alamat\_pengirim: int(11)
  - mockup: varchar(256)
  - order\_id: order\_paket: int(11)
  - image: varchar(128)
  - order\_id: photostore: int(11)
  - nama\_produk\_paket: varchar(128)
  - id\_tom: int(11)
  - tanggal\_coba: finishing: datetime
  - tanggal\_sesuai\_produk: datetime
- item**
  - id\_item: int(11)
  - item\_varian: int(11)
  - id\_kategori: int(11)
  - status\_item: int(11)
  - created\_at: datetime
  - updated\_at: datetime
  - tom\_image: varchar(128)
- kategori**
  - id\_kategori: int(11)
  - kategori: varchar(128)
  - status\_kategori: int(11)
  - created\_at: datetime
  - updated\_at: datetime

Gambar 4.1 Struktur Tabel

Pada gambar tersebut dapat mengetahui bahwa memiliki beberapa tabel dan berbagai field yang digunakan untuk menyusun dataset. Data dari setiap tabel dapat dilihat pada gambar dibawah ini.

The screenshot shows a table with the following columns: id\_transaksi, id\_pembayaran, nama\_item, jumlah, harga, detail\_item, tanggal\_transaksi, tanggal\_kirim, tanggal\_bayar, status, alamat\_produk, alamat\_pengirim, mockup, order\_id, order\_paket, image, order\_id, photostore, nama\_produk\_paket, id\_tom, tanggal\_coba, finishing, tanggal\_sesuai\_produk, and datetime.

id_transaksi	id_pembayaran	nama_item	jumlah	harga	detail_item	tanggal_transaksi	tanggal_kirim	tanggal_bayar	status	alamat_produk	alamat_pengirim	mockup	order_id	order_paket	image	order_id	photostore	nama_produk_paket	id_tom	tanggal_coba	finishing	tanggal_sesuai_produk	datetime
1	1	Item 1	1	10000	Item 1	2023-01-01	2023-01-01	2023-01-01	1	1	1	1	1	1	1	1	1	Item 1	1	2023-01-01	2023-01-01	2023-01-01	2023-01-01
2	2	Item 2	2	20000	Item 2	2023-01-02	2023-01-02	2023-01-02	2	2	2	2	2	2	2	2	2	Item 2	2	2023-01-02	2023-01-02	2023-01-02	2023-01-02
3	3	Item 3	3	30000	Item 3	2023-01-03	2023-01-03	2023-01-03	3	3	3	3	3	3	3	3	3	Item 3	3	2023-01-03	2023-01-03	2023-01-03	2023-01-03
4	4	Item 4	4	40000	Item 4	2023-01-04	2023-01-04	2023-01-04	4	4	4	4	4	4	4	4	4	Item 4	4	2023-01-04	2023-01-04	2023-01-04	2023-01-04
5	5	Item 5	5	50000	Item 5	2023-01-05	2023-01-05	2023-01-05	5	5	5	5	5	5	5	5	5	Item 5	5	2023-01-05	2023-01-05	2023-01-05	2023-01-05
6	6	Item 6	6	60000	Item 6	2023-01-06	2023-01-06	2023-01-06	6	6	6	6	6	6	6	6	6	Item 6	6	2023-01-06	2023-01-06	2023-01-06	2023-01-06
7	7	Item 7	7	70000	Item 7	2023-01-07	2023-01-07	2023-01-07	7	7	7	7	7	7	7	7	7	Item 7	7	2023-01-07	2023-01-07	2023-01-07	2023-01-07
8	8	Item 8	8	80000	Item 8	2023-01-08	2023-01-08	2023-01-08	8	8	8	8	8	8	8	8	8	Item 8	8	2023-01-08	2023-01-08	2023-01-08	2023-01-08
9	9	Item 9	9	90000	Item 9	2023-01-09	2023-01-09	2023-01-09	9	9	9	9	9	9	9	9	9	Item 9	9	2023-01-09	2023-01-09	2023-01-09	2023-01-09
10	10	Item 10	10	100000	Item 10	2023-01-10	2023-01-10	2023-01-10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	Item 10	10	2023-01-10	2023-01-10	2023-01-10	2023-01-10

Gambar 4.2 Data pada tabel transaksi



Menampilkan baris 1 - 20 (total 20). Perincian (diklik dalam 5.000 detik.)

2022-08-10

Tampilkan semua | Jumlah baris: Semua | Sorting baris: Cari di tabel ini | Untuk berpindah ke baris: Tidak ada

ID Item	M. Item	Item	M. Kategori	Kategori	Status Item	Created At	Updated At
1	Ubah	Siswa	Hapus	1	Tegapad kelas 1 kelas 1	1	2022-08-10 10:40:30
2	Ubah	Siswa	Hapus	2	Tegapad kelas 1 kelas 1	1	2022-08-10 10:40:30
3	Ubah	Siswa	Hapus	3	Tegapad kelas 1 kelas 1	1	2022-08-10 10:40:30
4	Ubah	Siswa	Hapus	4	Tegapad kelas 1 kelas 1	1	2022-08-10 10:40:30
5	Ubah	Siswa	Hapus	5	Tegapad kelas 1 kelas 1	1	2022-08-10 10:40:30
6	Ubah	Siswa	Hapus	6	Tegapad kelas 1 kelas 1	1	2022-08-10 10:40:30
7	Ubah	Siswa	Hapus	7	Tegapad kelas 1 kelas 1	1	2022-08-10 10:40:30
8	Ubah	Siswa	Hapus	8	Tegapad kelas 1 kelas 1	1	2022-08-10 10:40:30
9	Ubah	Siswa	Hapus	9	Tegapad kelas 1 kelas 1	1	2022-08-10 10:40:30
10	Ubah	Siswa	Hapus	10	Tegapad kelas 1 kelas 1	1	2022-08-10 10:40:30
11	Ubah	Siswa	Hapus	11	Tegapad kelas 1 kelas 1	1	2022-08-10 10:40:30
12	Ubah	Siswa	Hapus	12	Tegapad kelas 1 kelas 1	1	2022-08-10 10:40:30
13	Ubah	Siswa	Hapus	13	Tegapad kelas 1 kelas 1	1	2022-08-10 10:40:30
14	Ubah	Siswa	Hapus	14	Tegapad kelas 1 kelas 1	1	2022-08-10 10:40:30
15	Ubah	Siswa	Hapus	15	Tegapad kelas 1 kelas 1	1	2022-08-10 10:40:30

Gambar 4.3 Data pada Tabel Item

Menampilkan baris 0 - 16 (total 17). Perincian (diklik dalam 5.000 detik.)

2022-08-10

Tampilkan semua | Jumlah baris: 25 | Sorting baris: Cari di tabel ini | Untuk berpindah ke baris: Tidak ada

ID Kategori	M. Kategori	Kategori	Status Kategori	Created At	Updated At		
1	Ubah	Siswa	Hapus	1	TRIGONAL	1	2022-08-10 10:40:30
2	Ubah	Siswa	Hapus	2	BUKTI	1	2022-08-10 10:40:30
3	Ubah	Siswa	Hapus	3	ALAT PENGUKUR	1	2022-08-10 10:40:30
4	Ubah	Siswa	Hapus	4	KERTAS	1	2022-08-10 10:40:30
5	Ubah	Siswa	Hapus	5	STOPMAP	1	2022-08-10 10:40:30
6	Ubah	Siswa	Hapus	6	ANPILOP	1	2022-08-10 10:40:30
7	Ubah	Siswa	Hapus	7	PENGHAPUS	1	2022-08-10 10:40:30
8	Ubah	Siswa	Hapus	8	PANGKAL	1	2022-08-10 10:40:30
9	Ubah	Siswa	Hapus	9	MARKER	1	2022-08-10 10:40:30
10	Ubah	Siswa	Hapus	10	PEREKOT	1	2022-08-10 10:40:30
11	Ubah	Siswa	Hapus	11	ALAT PEMOTONG	1	2022-08-10 10:40:30
12	Ubah	Siswa	Hapus	12	ALAT TULIS	1	2022-08-10 10:40:30
13	Ubah	Siswa	Hapus	13	TINTA	1	2022-08-10 10:40:30
14	Ubah	Siswa	Hapus	14	CATBODE	1	2022-08-10 10:40:30
15	Ubah	Siswa	Hapus	15	LAIN-LAIN	1	2022-08-10 10:40:30
16	Ubah	Siswa	Hapus	16	CLIPS	1	2022-08-10 10:40:30
17	Ubah	Siswa	Hapus	17	PENYIMPANAN	1	2022-08-10 10:40:30

PMU Semua Dengan pilihan: Ubah Siswa Hapus Ekspor

Gambar 4.4 Data pada Tabel Kategori

Data pada tabel tersebut akan digunakan untuk menentukan asosiasi paket item, namun tidak semua *field* dan data pada tabel tersebut akan digunakan untuk menentukan aturan asosiasi. Sebelum melakukan proses asosiasi data tersebut perlu diolah dengan beberapa tahap yaitu :

#### 1) Prepare

Pada tahap ini dilakukan proses penggabungan tabel untuk mendapatkan data paket item setiap transaksi, pada tahap data *field* yang tidak diperlukan akan dihilangkan dan data yang dihasilkan adalah data yang hanya dibutuhkan untuk proses pembentukan asosiasi. Pada tahap ini menggunakan kode program yang terdapat pada gambar 4.5

```
$query = "SELECT id_pembayaran_fk, kategori FROM `transaksi` t JOIN item
ON id_item = id_item_fk JOIN kategori
ON id_kategori = id_kategori_fk
WHERE tanggal_transaksi LIKE '%2021-11%' AND (SELECT COUNT(i.`id_transaksi`)
FROM `transaksi` i WHERE i.`id_pembayaran_fk` = t.`id_pembayaran_fk`) != 1 "
$transactions = $this->db->query($query)->result_array();
```

Gambar 4.5 Kode join Tabel

Kode program pada gambar 4.5 menghasilkan data yang dibutuhkan untuk proses asosiasi. Data tersebut merupakan hasil penggabungan dari tabel, item dan kategori.

Data yang dihasilkan dari proses tersebut yaitu berupa transaksi yang hanya memiliki satu item dan juga transaksi yang memiliki lebih dari satu item dalam sekali transaksi. Transaksi yang hanya terdapat satu item tidak perlu dilakukan proses asosiasi karena data tersebut tidak memiliki keterhubungan

dengan item yang lainnya. Untuk itu diperlukan tahap selanjutnya untuk membersihkan data transaksi yang hanya memiliki satu item.

## 2) Proses *Cleaning*

Data transaksi yang tercatat didalam database terdapat dua jenis yang pertama transaksi dengan paket item yang dimana satu transaksi terdapat beberapa item dan yang kedua transaksi tidak dengan paket item yang dimana satu transaksi hanya terdapat satu item. Pada proses asosiasi membutuhkan data transaksi yang memiliki beberapa item dalam satu transaksi untuk mengetahui pola hubungan setiap item tersebut, sedangkan untuk transaksi yang hanya memiliki satu item tidak dapat membentuk pola asosiasi untuk itu pada tahap ini akan dilakukan *cleaning* terhadap transaksi yang hanya memiliki satu item. Untuk melakukan proses *cleaning* menggunakan kode program yang terdapat pada gambar 4.6

```
$query = "SELECT id_order, order_id_order_pembayaran, COUNT(
  order_id_order_pembayaran) AS jumlah FROM 'order' GROUP BY
  order_id_order_pembayaran having jumlah = 1";
$result = $this->db->query($query) ->result_array();
foreach ($result as $value) {
  $this->db->delete('order', ['id_order' => $value['id_order']]);
}
```

Gambar 4.6 Proses *Cleaning*

Setelah melakukan proses *cleaning* data set yang terbentuk dapat digunakan menjadi sampel untuk melakukan proses asosiasi, data tersebut berjumlah 107 item dari 33 transaksi. Hasil *cleaning* data dapat dilihat pada gambar 4.7

No	Id Transaksi	Item
1	3302	TRIGONAL, ALAT TULIS, BUKU, BUKU, KERTAS
2	33020	ALAT TULIS, TRIGONAL
3	33023	STOPMAP, BUKU, TRIGONAL
4	33024	KERTAS, ALAT TULIS, BUKU, BUKU
5	33025	TRIGONAL, BUKU, KERTAS
6	33030	TRIGONAL, ALAT TULIS, BUKU, STOPMAP
7	33034	AMPLIF, TRIGONAL, AMPLIF, BUKU, KERTAS
8	33035	BUKU, TRIGONAL, AMPLIF, PENGHAPUS, PENGHAPUS
9	33040	STOPMAP, ALAT TULIS, ALAT TULIS, PARTISI
10	33047	PARTISI, BUKU
11	33051	PARTISI, BUKU
12	33051	BUKU, ALAT TULIS, KERTAS, PARTISI
13	33052	PARTISI, KERTAS, PARTISI, PARTISI
14	33053	PARTISI, PARTISI, PARTISI
15	33053	PARTISI, PARTISI, ALAT TULIS
16	33058	ALAT TULIS, BUKU
17	33060	TRIGONAL, ALAT TULIS, PENGHAPUS

Gambar 4.7 Hasil Cleaning

### 3) Transpose

Pada tahap ini akan dilakukan proses perubahan bentuk data dari setiap item transaksi dari perbaris menjadi satu kolom. Hasil perubahan data ini diperlukan untuk melakukan proses asosiasi menggunakan algoritma *apriori* dan *fp-growth*. Proses transpose dilakukan menggunakan source code seperti yang terlihat pada gambar 4.8

```

public function transpose($transactions = null){
    $temp = null;
    $data = array();
    foreach($transactions as $transaction){
        $id = $transaction['id_transaksi'];
        if($id == $temp){
            $data[$id][] = $transaction['kategori'];
        }else{
            $data[$id][] = $transaction['kategori'];
        }
        $temp = $id;
    }
    foreach ($data as $key => $value) {
        $result[] = implode(', ', $value);
    }
    return $result;
}

```

Gambar 4.8 Source Code proses Transpose

Setelah melakukan proses transpose data tersebut akan ditampilkan ke dalam interface agar dapat diolah dengan memasukkan nilai support dan confidence untuk mendapatkan hasil dari proses asosiasi tersebut adapun proses transpose dapat dilihat seperti pada tabel 4.1

Tabel 4.1 Data Testing

NoId Transaksi	Item
1	3312 TRIGONAL ALAT TULIS BUKU BUKU HERTAS
2	3320 ALAT TULIS TRIGONAL
3	3323 STOPMAP BUKU TRIGONAL
4	3324 BERTAS ALAT TULIS BUKU BUKU
5	3326 TRIGONAL BUKU HERTAS
6	3330 TRIGONAL ALAT TULIS BUKU STOPMAP
7	3334 JEPOLAN TRIGONAL JEPOLAN BUKU HERTAS
8	3335 BUKU TRIGONAL AMPLOP PONDHAPUS PENGHAPUS
9	3342 STOPMAP ALAT TULIS ALAT TULIS PARTIS
10	3347 PARTIS BUKU
11	3350 PARTIS BUKU
12	3351 BUKU ALAT TULIS BERTAS PARTIS
13	3362 PARTIS BERTAS PARTIS PARTIS
14	3363 PARTIS PARTIS PARTIS
15	3365 PARTIS PARTIS ALAT TULIS
16	3368 ALAT TULIS BUKU
17	3369 TRIGONAL ALAT TULIS PENGHAPUS
18	3360 TRIGONAL BERTAS BUKU
19	3361 PARTIS ALAT TULIS
20	3367 PARTIS PARTIS BERTAS PARTIS
21	3370 ALAT TULIS TRIGONAL BUKU
22	3371 TRIGONAL BUKU ALAT TULIS
23	3374 ALAT PENGHAPUS ALAT TULIS PARTIS ALAT PENGHAPUS
24	3375 BUKU ALAT TULIS
25	3380 TRIGONAL PARTIS ALAT PENGHAPUS PEREKAT
26	3381 PEREKAT ALAT TULIS
27	3383 PEREKAT LAIN-LAIN
28	3387 STOPMAP ALAT PENGHAPUS
29	3381 PEREKAT PEREKAT ALAT TULIS PEREKAT ALAT TULIS ALAT PENGHAPUS
30	3387 LAIN-LAIN TINTA
31	3394 BERTAS TINTA
32	3395 PARTIS TINTA TINTA
33	3398 TINTA ALAT TULIS BUKU



#### 4.2 Analisa Data

Setelah melakukan proses *cleaning* data maka dapat dilakukan proses perhitungan dengan menginputkan nilai minimum *support* sebesar 10% dan nilai minimum *confidence* sebesar 50%. Nilai ini digunakan untuk memangkas hasil dari item yang telah dikombinasikan dengan menggunakan minimum *support* yang telah ditentukan. Kemudian data transaksi tersebut akan dihitung menggunakan algoritma apriori dan Fp-growth untuk mendapatkan jumlah *rule*, *support*, *confidence* dan *lift ratio*.

Pengujian data dilakukan dengan menggunakan aplikasi website yang dibangun dengan menggunakan bahasa program php dan framework codeigniter. Untuk memperoleh hasil asosiasi perlu menginputkan minimum *support* dan minimum *confidence* seperti gambar 4.9.



Support	Confidence	Result	
10%	50%		
Rule	Support	Confidence	Lift Ratio
1. {Makanan} => {Minuman}	0.0000	0.0000	0.00
2. {Makanan, Minuman}	0.0000	0.0000	0.00
3. {Makanan, Minuman, Minuman}	0.0000	0.0000	0.00
4. {Makanan, Minuman, Minuman, Minuman}	0.0000	0.0000	0.00
5. {Makanan, Minuman, Minuman, Minuman, Minuman}	0.0000	0.0000	0.00
6. {Makanan, Minuman, Minuman, Minuman, Minuman, Minuman}	0.0000	0.0000	0.00
7. {Makanan, Minuman, Minuman, Minuman, Minuman, Minuman, Minuman}	0.0000	0.0000	0.00
8. {Makanan, Minuman, Minuman, Minuman, Minuman, Minuman, Minuman, Minuman}	0.0000	0.0000	0.00

Gambar 4.9 Tampilan Aplikasi Pengujian

#### 4.2.1 Apriori

Setelah menginputkan nilai minimum support dan nilai minimum confidence dan menekan tombol search maka aplikasi akan melakukan proses perhitungan menggunakan aturan dari algoritma apriori untuk mendapatkan hasil berupa rule association, support, confidence dan lift ratio.

##### a. Mencari nilai support

Nilai support merupakan nilai yang digunakan untuk menjadi acuan seberapa sering item muncul dalam transaksi atau seberapa besar tingkat dominasi suatu item dari keseluruhan transaksi. Selain itu nilai support juga digunakan untuk menentukan pola kombinasi item dalam database. Adapun source code yang digunakan untuk menemukan kombinasi item berdasarkan minimum support dapat dilihat pada gambar 4.10

```
private function support(array $sample): float
{
    return $this->frequency($sample) / count($this->samples);
}
```

Gambar 4.10 Source code mencari nilai support

Data yang dihasilkan dari proses mencari nilai support berupa kombinasi item set hasil dari poses *association rule* menggunakan algoritma apriori. Setelah ditemukan semua item kombinasi dengan nilai support maka akan dilakukan pemangkasan untuk menyimpan item kombinasi yang memiliki nilai support lebih dari atau sama dengan 10%, nilai 10%

merupakan nilai minimum support yang diinputkan sebelum proses asosiasi sehingga data yang memiliki nilai minimum support tidak akan disimpan. Hasil dari proses pencarian nilai support dengan minimum support 10% dapat dilihat pada gambar 4.11



Antecedent	Consequent	Support
ALAT BESI	ALAT PENGUKUR	0.12121
ALAT TULIS	ALAT PENGUKUR PEREKAT	0.10101
PEREKAT	ALAT PENGUKUR ALAT TULIS	0.10101
ALAT PENGUKUR ALAT TULIS	PEREKAT	0.10101
ALAT PENGUKUR PEREKAT	ALAT TULIS	0.10101
ALAT TULIS PEREKAT	ALAT PENGUKUR	0.10101
PEREKAT	ALAT PENGUKUR	0.12121
ALAT TULIS	PEREKAT	0.12121
PEREKAT	ALAT TULIS	0.12121
BUKU	PERSEKUTRAGONAL	0.10101
BUKU KERTAS	TRIGONAL	0.10101
BUKU TRIGONAL	KERTAS	0.10101
KERTAS TRIGONAL	BOKU	0.10101
PARTISI	KERTAS	0.12121
PARTISI	KERTAS	0.10101
PARTISI	KERTAS	0.10101
KERTAS PARTISI		0.10101
KERTAS PARTISI		0.10101
PARTISI PARTISI	KERTAS	0.10101
BUKU	KERTAS	0.12121
ALAT TULIS	TRIGONAL	0.10101
ALAT TULIS	BUKU TRIGONAL	0.10101
BUKU	ALAT TULIS TRIGONAL	0.10101
ALAT TULIS BUKU	TRIGONAL	0.10101
ALAT TULIS TRIGONAL	BUKU	0.10101
BUKU TRIGONAL	ALAT TULIS	0.10101
BUKU	TRIGONAL	0.10101
ALAT TULIS	BUKU	0.10101
BUKU	ALAT TULIS	0.10101
ALAT TULIS	PARTISI	0.12121
PARTISI	ALAT TULIS	0.12121
PARTISI		0.10101
PARTISI		0.10101

Gambar 4.11 Hasil pencarian nilai support

Pada gambar 4.11 menunjukkan hasil kombinasi item dari poses perhitungan algoritma apriori dengan menggunakan minimum support 10%. Hasil yang diperoleh dari proses asosiasi tersebut berupa 33 rule kombinasi

itemset yang terdiri dari 12 data kombinasi 2 item dan 21 data tidak berkombinasi, selain itu nilai support paling kecil yaitu 0.12 sedangkan nilai support tertinggi yaitu 0.30.

b. Mencari Nilai Confidence

Confidence adalah suatu ukuran yang menunjukkan hubungan antar dua item secara conditional. Confidence juga digunakan untuk mengetahui tingkat kebenaran dari asosiasi rule yang terbentuk. Dengan menggunakan nilai confidence dapat mengetahui apakah rule tersebut memiliki tingkat kebenaran yang tinggi atau tidak. Untuk menemukan nilai confidence dapat dilihat pada gambar 4.12

```
private function confidence(array $set, array $subset): float
{
    return $this->support($set) / $this->support($subset);
}
```

Gambar 4.12 Source code mencari nilai confidence

Hasil yang diperoleh melalui source code untuk mencari nilai confidence dapat dilihat pada gambar 4.13

Antecedent	Consequent	Confidence
TRIGONAL	ALAT TULIS	0.5
ALAT TULIS	TRIGONAL	0.362941
TRIGONAL	BUKU	0.75
BUKU	TRIGONAL	0.5625
TRIGONAL	KERTAS	0.333333
KERTAS	TRIGONAL	0.444444
ALAT TULIS	BUKU	0.529412
BUKU	ALAT TULIS	0.5625
ALAT TULIS	PARTIS	0.294118
PARTIS	ALAT TULIS	0.416667
BUKU	KERTAS	0.375
KERTAS	BUKU	0.666667
TRIGONAL	ALAT TULIS, BUKU	0.333333
ALAT TULIS	TRIGONAL, BUKU	0.235294
ALAT TULIS, TRIGONAL	BUKU	0.666667
BUKU, TRIGONAL	ALAT TULIS	0.444444

Gambar 4.13 Hasil Pencarian Nilai Confidence

Pada gambar 4.13 menunjukkan hasil kombinasi item dari proses perhitungan algoritma apriori dengan menggunakan nilai minimum confidence 50%. Hasil yang diperoleh dari proses asosiasi tersebut berupa 18 rule kombinasi item set yang terdiri dari 9 data, kombinasi 2 item 3 data dan data tidak berkombinasi 6 item, selain itu nilai confidence paling kecil yaitu 0.5 sedangkan nilai support confidence yaitu 1. Semakin tinggi nilai confidence maka rule kombinasi yang terbentuk dari item tersebut memiliki hubungan yang kuat.

c. Mencari Lift Ratio

Selain menggunakan confidence untuk mengukur tingkat kebenaran, dikenal juga lift ratio untuk melihat kuat tidaknya aturan asosiasi dengan



membandingkan nilai benchmark confidence. Dimana diasumsikan kejadian item dari consequent dalam suatu transaksi adalah independent dengan kejadian dari antecedent dari suatu asosiasi. Nilai lift ratio lebih besar dari 1 menunjukkan adanya manfaat dari aturan tersebut. Lebih tinggi nilai lift ratio, lebih besar kekuatan asosiasi. Source code untuk menemukan lift ratio pada aturan asosiasi dapat dilihat pada gambar 4.14

```

$apriori = $cl-ldb-egpt('apriori', $result_array());
foreach ($apriori as $value) {
    $cl-ldb-egpt('kategori', $value['consequent']);
    do {
        $cl-ldb-egpt('transaksi');
        $row = $cl-ldb-egpt('transaksi')->row_array();
        $cl-ldb-egpt('kategori', $value['antecedent']);
        do {
            $cl-ldb-egpt('transaksi');
            $row2 = $cl-ldb-egpt('transaksi')->row_array();

            $rowTransaksi = "SELECT COUNT(DISTINCT(id_pembayaran_fk)) AS jumlah FROM transaksi_v WHERE
            tanggal_transaksi LIKE '$row2-1%' AND (SELECT COUNT(1, id_pembayaran_fk) FROM transaksi_v
            WHERE 1, id_pembayaran_fk = u, id_pembayaran_fk) != 1 ";
            $rowTransaksi = $cl-ldb-egpt($rowTransaksi)->row_array();
            $rowTransaksi = $rowTransaksi['jumlah'];
            if ($row == 0) {
                $bc = $row/$rowTransaksi;
                $liftRatio = $value['confidence']/$bc;
            } else if ($row2 == 0) {
                $bc = $row/$rowTransaksi;
                $liftRatio = $value['confidence']/$bc;
            } else {
                $liftRatio = 0;
            }
        }
    }
    $data = array();
    $data['liftRatio'] = $liftRatio;
    $cl-ldb-egpt('apriori', $data, ['id_apriori' => $value['id_apriori']]);
}

```

Gambar 4.14 Source Code Mencari Lift Ratio

Hasil yang diperoleh melalui source code untuk mencari nilai lift ratio dapat dilihat pada gambar 4.15

Antecedent	Consequent	LiftRatio
TRIGONAL	ALAT TULIS	0.868421
ALAT TULIS	TRIGONAL	0.979998
TRIGONAL	BUKU	1.376
BUKU	TRIGONAL	154.998
TRIGONAL	KERTAS	122.222
KERTAS	TRIGONAL	122.222
ALAT TULIS	BUKU	0.979998
BUKU	ALAT TULIS	0.979974
ALAT TULIS	PARTISI	0.510837
PARTISI	ALAT TULIS	0.723686
BUKU	KERTAS	1.376
KERTAS	BUKU	122.222
TRIGONAL	ALAT TULIS, BUKU	0.916666
ALAT TULIS	TRIGONAL, BUKU	0.408939
ALAT TULIS, TRIGONAL	BUKU	122.222
BUKU, TRIGONAL	ALAT TULIS	0.771829

Gambar 4.15 Hasil pencarian nilai lift ratio

Pada gambar 4.15 dapat dilihat hasil pencari nilai lift ratio berdasarkan aturan asosiasi menggunakan algoritma apriori dengan menggunakan nilai minimum support 10% dan minimum confidence sebesar 50%. Hasil yang diperoleh dari proses asosiasi tersebut berupa 16 rule kombinasi item set yang terdiri dari 2 data kombinasi 2 item dan 14 data tidak berkombinasi, selain itu nilai lift ratio paling kecil yaitu 0.5 sedangkan nilai lift ratio terbesar yaitu 1.54. rule kombinasi item yang memiliki lift ratio lebih atau sama dengan 1 maka rule tersebut memiliki hubungan yang kuat antara support dan confidencenya.

#### d. Rule Association

Proses asosiasi dilakukan untuk menemukan semua aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum untuk support (minimum support) dan syarat

minimum untuk confidence (minimum confidence). Untuk memperoleh rule kombinasi item dapat menggunakan source code yang terdapat pada gambar 4.16

```
private function generateAllRules(): void
{
    for ($k = 2; !isset($this->large[$k]); ++$k) {
        foreach ($$this->large[$k] as $frequent) {
            $this->generateRules($frequent);
        }
    }
}

private function generateRules(array $frequent): void
{
    foreach ($this->antecedents($frequent) as $antecedent) {
        $confidence = $this->confidence($frequent, $antecedent);

        if ($this->confidence <= $confidence) {
            $consequent = array_values(array_diff($frequent, $antecedent));
            sort($consequent);

            $this->rules[] = [
                self::ARRAY_KEY_ANCECEDENT => str_replace(',', ' ', implode(',', $antecedent)),
                self::ARRAY_KEY_CONSEQUENT => implode(',', $consequent),

                self::ARRAY_KEY_CONFIDENCE => $confidence,
                self::ARRAY_KEY_SUPPORT => $this->support($frequent),
            ];
        }
    }
}
```

Gambar 4.16 Sourve code untuk mencari rule

Hasil dari proses ini berupa rule atau aturan asosiasi berupa kombinasi itemset yang memiliki nilai support dan confidence sesuai dengan syarat minimum yang diberikan. Adapun hasil dari proses tersebut dapat dilihat pada tabel 4.2

Tabel 4.2 Hasil Algoritma apriori

Rule	Aturan Asosiasi	Support	Confidence	Lift Ratio
1	TRIGONAL-> ALAT TULIS	0.18	0.5	0.87
2	TRIGONAL-> BUKU	0.27	0.75	1.39
3	BUKU-> TRIGONAL	0.27	0.56	1.55
4	ALAT TULIS-> BUKU	0.27	0.52	0.97
5	BUKU-> ALAT TULIS	0.27	0.56	0.98
6	KERTAS-> BUKU	0.18	0.66	1.22
7	ALAT TULIS, TRIGONAL-> BUKU	0.30	0.91	2.50
8	KERTAS, TRIGONAL-> BUKU	1.12	1	1.83
9	BUKU, KERTAS-> TRIGONAL	1.12	0.66	1.83

Dengan nilai *support* sebesar 10% dan nilai *confidence* sebesar 50% terhadap 33 data transaksi menghasilkan 9 *rule* yang terbagi menjadi 2 item kombinasi dan 3 item kombinasi. Untuk 2 item kombinasi terdapat 6 *rule* sedangkan untuk 3 item kombinasi terdapat 3 *rule*. Nilai minimum *lift ratio* pada hasil pengujian adalah 1.22 sedangkan nilai maksimum *lift ratio* adalah 1.83, data ini menunjukkan bahwa semua *rule* memiliki *lift ratio* lebih besar dari 1 yang berarti *rule* tersebut memiliki hubungan yang kuat antara *support* dan *confidencinya*.

Berikut akan dijelaskan perhitungan nilai *support*, *confidence*, dan *lift ratio* untuk rule ke-7 :

Jumlah transaksi tabel transaksi = 33

Pola (Path) = Alat Tulis, Trigonol -> Buku

Antecedent = Alat Tulis, Trigonol

Consequent = Buku

Frekuensi kemunculan path = 10

Frekuensi kemunculan antecedent = 10

Frekuensi kemunculan consequent = 12

$$\text{Support} = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung Path}}{\sum \text{Transaksi dalam tabel transaksi}} = \frac{10}{33} = 0.3$$

$$\text{Confidence} = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung Path}}{\sum \text{Transaksi mengandung antecedent}} = \frac{10}{11} = 0.91$$

$$\text{Benchmark} = \frac{\sum \text{Transaksi item dalam consequent}}{\sum \text{Transaksi dalam tabel transaksi}} = \frac{12}{33} = 0.36$$

$$\text{Lift Ratio} = \frac{\text{confidence}}{\text{Benchmark}} = \frac{0.91}{0.36} = 2.52$$

#### 4.2.2 Fp-growth

Pengujian data menggunakan algoritma fp-growth memiliki menggunakan ketentuan yang sama pada seperti pengujian data pada algoritma apriori. Ketentuan yang digunakan yaitu nilai support sebesar 10% dan minimum confidence sebesar 50% sedangkan jumlah data transaksi berjumlah 33 data. Data ini digunakan untuk melakukan perhitungan menggunakan aturan dari algoritma fp-growth untuk mendapatkan hasil berupa rule association, support, confidence dan lift ratio.

##### a. Mencari nilai Support

Tahapan yang dilakukan pada algoritma fp-growth sama seperti tahapan pada algoritma apriori salah satunya yaitu untuk mencari nilai support untuk mengetahui seberapa sering item muncul dalam transaksi atau seberapa besar tingkat dominasi suatu item dari keseluruhan transaksi serta untuk



menentukan pola kombinasi item dalam database. Adapun source code yang digunakan untuk menemukan kombinasi item berdasarkan minimum support dapat dilihat pada gambar 4.17

```

for ($i = 1; $i < count($itemset); $i++) {
    foreach (self::combinations($itemset, $i) as $antecedent) {
        sort($antecedent);
        $antecedentStr = implode(", ", $antecedent);

        $consequent = array_diff($itemset, $antecedent);
        sort($consequent);
        $consequentStr = implode(", ", $consequent);

        if (isset($patterns[$antecedentStr])) {
            $lower_support = $patterns[$antecedentStr];
            // $confidence = (floatval($upper_support) / $lower_support);
            $support = floatval($upper_support / $this->totalTransactions);

            if (($confidence >= $confidence_threshold) && ($support >= $this->supportPercentage)) {
                $rules[] = [
                    "antecedent" => str_replace(", ", ", ", $antecedentStr),
                    "consequent" => $consequentStr,
                    // "confidence" => $confidence,
                    "support" => $support,
                ];
            }
        }
    }
}

```

Gambar 4.17 Source code mencari support

Syarat minimum data yang akan diperoleh dari proses mencari nilai support yaitu data yang memiliki kombinasi item set dengan minimum support lebih besar atau sama dengan 10%. Hasil dari proses pencarian nilai support dapat dilihat pada gambar 4.18

	Antecedent	Consequent	Support
☐	ALAT TULIS	ALAT PENGUKUR	0.121212
☐	ALAT TULIS	ALAT PENGUKUR, PEREKAT	0.181818
☐	PEREKAT	ALAT PENGUKUR, ALAT TULIS	0.181818
☐	ALAT PENGUKUR, ALAT TULIS	PEREKAT	0.181818
☐	ALAT PENGUKUR, PEREKAT	ALAT TULIS	0.181818
☐	ALAT TULIS, PEREKAT	ALAT PENGUKUR	0.181818
☐	PEREKAT	ALAT PENGUKUR	0.121212
☐	ALAT TULIS	PEREKAT	0.212121
☐	PEREKAT	ALAT TULIS	0.212121
☐	BUKU	KERTAS, TRIGONAL	0.151515
☐	BUKU, KERTAS	TRIGONAL	0.151515
☐	BUKU, TRIGONAL	KERTAS	0.151515
☐	KERTAS, TRIGONAL	BUKU	0.151515
☐	PARTISI	KERTAS	0.212121
☐	PARTISI	KERTAS	0.181818
☐	PARTISI	KERTAS	0.181818

Gambar 4.18 Hasil pencarian nilai support

Pada gambar 4.18 menunjukkan hasil kombinasi item dari proses perhitungan algoritma fp-growth dengan menggunakan minimum support 10%. Hasil yang diperoleh dari proses asosiasi tersebut berupa 16 rule kombinasi item set yang terdiri dari 6 data kombinasi 2 item dan 10 data tidak berkombinasi, selain itu nilai support paling kecil yaitu 0.12 sedangkan nilai support tertinggi yaitu 0.21

b. Mencari nilai confidence

Tahap berikutnya yaitu mencari nilai confidence untuk mengetahui hubungan antar dua item dan untuk mengetahui tingkat kebenaran dari asosiasi rule yang terbentuk sehingga dapat mengetahui tingkat kebenaran

dari setiap rule. Untuk menemukan nilai confidence dapat menggunakan source code yang terdapat pada gambar 4.19

```

$upper_support = $patterns[$itemsetStr];
for ($i = 1; $i < count($itemset); $i++) {
    foreach (self::combinations($itemset, $i) as $antecedent) {
        sort($antecedent);
        $antecedentStr = implode(", ", $antecedent);

        $consequent = array_diff($itemset, $antecedent);
        sort($consequent);
        $consequentStr = implode(", ", $consequent);

        if (isset($patterns[$antecedentStr])) {
            $lower_support = $patterns[$antecedentStr];
            $confidence = (floatval($upper_support) / $lower_support);
            // $support = floatval($upper_support / $this->totalTransactions);

            if (($confidence >= $confidence_threshold) && ($support >= $this->supportPercentage))
            {
                $rules[] = [
                    "antecedent" => str_replace(", ", ", ", $antecedentStr),
                    "consequent" => $consequentStr,
                    "confidence" => $confidence,
                    // "support" => $support,
                ];
            }
        }
    }
}

```

Gambar 4.19 Source code mencari nilai confidence

Hasil yang diperoleh melalui dengan menggunakan source code untuk mencari nilai confidence dapat dilihat pada gambar 4.20

Antecedent	Consequent	Confidence
ALAT TULIS	ALAT PENGUKUR	0.210526
ALAT TULIS	ALAT PENGUKUR,PEREKAT	0.315789
PEREKAT	ALAT PENGUKUR,ALAT TULIS	1
ALAT PENGUKUR, ALAT TULIS	PEREKAT	1.5
ALAT PENGUKUR, PEREKAT	ALAT TULIS	1.5
ALAT TULIS,PEREKAT	ALAT PENGUKUR	0.857143
PEREKAT	ALAT PENGUKUR	0.666667
ALAT TULIS	PEREKAT	0.368421
PEREKAT	ALAT TULIS	116.667
BUKU, KERTAS	KERTAS, TRIGONAL	0.277778
BUKU, KERTAS	TRIGONAL	0.625
BUKU, TRIGONAL	KERTAS	0.5
KERTAS, TRIGONAL	BUKU	1.25
PARTISI	KERTAS	0.368421
PARTISI	KERTAS	0.315789
PARTISI	KERTAS	0.315789

Gambar 4.20 Hasil pencarian nilai confidence

Pada gambar 4.20 menunjukkan hasil kombinasi item dari proses perhitungan algoritma fp-growth dengan menggunakan nilai minimum confidence 50%. Hasil yang diperoleh dari proses asosiasi tersebut berupa 16 rule kombinasi item set yang terdiri dari 6 data kombinasi 2 item dan 10 data tidak berkombinasi, selain itu nilai confidence paling kecil yaitu 0.2 sedangkan nilai support confidence yaitu 1.5. Semakin tinggi nilai confidence maka rule kombinasi yang terbentuk dari item tersebut memiliki hubungan yang kuat.

c. Mencari Lift ratio

Proses berikutnya yaitu mencari nilai lift ratio untuk mengetahui tingkat kekuatan dari aturan asosiasi. Jika sebuah aturan asosiasi memiliki lift ratio lebih

besar atau sama dengan 1 hal itu menunjukkan bahwa kuatnya kombinasi item yang terbentuk sehingga aturan tersebut memiliki mamfaat yang lebih. Source code untuk menemukan lift ratio pada aturan asosiasi dapat dilihat pada gambar 4.21

```

$figrowth = $cl->db->get('figrowth')($result_array());
$trans ($figrowth => $value) {

    $cl->db->($table,'kategori',_dbklaus,'consequent'[]);
    $cl->db->($table,'kategori');
    $trans = $cl->db->get('transaksi')->sum($col);
    $cl->db->($table,'kategori',_dbklaus,'antecedent'[]);
    $cl->db->($table,'kategori');
    $trans = $cl->db->get('transaksi')->sum($col);

    $transaksi = "SELECT COUNT(DISTINCT(id_pembayaran, id_transaksi)) FROM 'transaksi' WHERE
    id_transaksi IN ('" . $id_transaksi . "') AND (SELECT COUNT(id_transaksi) FROM 'transaksi' WHERE
    id_transaksi = '" . $id_transaksi . "') = 1";
    $transaksi = $cl->db->query($transaksi)->fetch_array();
    $transaksi = $transaksi[0];

    if($trans == 0){
        $ic = $trans/$transaksi;
        $liftRatio = $value['confidence']/$ic;
    } else if($trans == 0){
        $ic = $trans/$transaksi;
        $liftRatio = $value['confidence']/$ic;
    } else {
        $liftRatio = 1;
    }

    $data = array(
        'liftRatio' => $liftRatio
    );
    $cl->db->insert('figrowth', $data, ['id_figrowth' => $value['id_figrowth']]);
}

```

Gambar 4.21 Source Code Mencari Nilai Lift Ratio

Hasil yang diperoleh melalui source code untuk mencari nilai lift ratio dapat dilihat pada gambar 4.22



Antecedent	Consequent	LiftRatio
ALAT TULIS	ALAT PENGUKUR	173.604
ALAT TULIS	ALAT PENGUKUR,PEREKAT	0.548476
PEREKAT	ALAT PENGUKUR,ALAT TULIS	5.5
ALAT PENGUKUR, ALAT TULIS	PEREKAT	8.28
ALAT PENGUKUR, PEREKAT	ALAT TULIS	260.526
ALAT TULIS, PEREKAT	ALAT PENGUKUR	707.149
PEREKAT	ALAT PENGUKUR	5.5
ALAT TULIS	PEREKAT	302.632
PEREKAT	ALAT TULIS	302.632
BUKU	KERTAS,TRIGONAL	0.50926
BUKU, KERTAS	TRIGONAL	171.076
BUKU, TRIGONAL	KERTAS	180.303
KERTAS, TRIGONAL	BUKU	229.167
PARTISI	KERTAS	136.088
PARTISI	KERTAS	115.789
PARTISI	KERTAS	115.789

Gambar 4.22 Hasil Pencarian Lift Ratio

Pada gambar 4.22 dapat dilihat hasil pencari nilai lift ratio berdasarkan aturan asosiasi menggunakan algoritma fp-growth dengan menggunakan nilai minimum support 10% dan minimum confiden sebesar 50%. Hasil yang diperoleh dari proses asosiasi tersebut berupa 16 rule kombinasi item set yang terdiri dari 6 data kombinasi 2 item dan 10 data tidak berkombinasi, selain itu nilai lift ratio paling kecil yaitu 0.5 sedangkan nilai lift ratio terbesar yaitu 707. rule kombinasi item yang memiliki lift ratio lebih atau sama dengan 1 maka rule tersebut memiliki hubungan yang kuat antara support dan confidencinya

#### d. Rule Association

Tahapan ini dilakukan untuk menemukan semua aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum untuk support (minimum support) dan syarat

minimum untuk confidence (minimum confidence). Source code untuk menemukan aturan asosiasi dapat dilihat pada 4.23

```
protected function generateAssociationRules($patterns, $confidence_threshold)
{
    $rules = [];
    foreach (array_keys($patterns) as $itemsetStr) {
        $itemset = explode(',', $itemsetStr);
        if(count($itemset) > 1){

            $super_support = $patterns[$itemsetStr];

            for($k=1; $k < count($itemset); $k++){
                foreach (array_combine($itemset, $k) as $antecedent) {
                    sort($antecedent);
                    $antecedentStr = implode(',', $antecedent);

                    $consequent = array_diff($itemset, $antecedent);
                    sort($consequent);
                    $consequentStr = implode(',', $consequent);

                    if (isset($patterns[$antecedentStr])) {
                        $super_support = $patterns[$antecedentStr];
                        $confidence = (floatval($super_support) / floatval($itemset));
                        $support = floatval($super_support) / $this->totalTransactions;

                        if (($confidence >= $confidence_threshold) && ($support >= $this->supportPercentage)) {

                            $rules[] = [
                                "antecedent" => str_replace(", ", "& ", $antecedentStr),
                                "consequent" => $consequentStr,
                                "confidence" => $confidence,
                                "support" => $support,
                            ];
                        }
                    }
                }
            }
        }
    }
    return $rules;
}
```

Gambar 4.23 Source Code Mencari Rule

Hasil dari proses asosiasi rule atau pembentukan kombinasi item set dengan minimum support 10% dan minimum confidence 50% dapat dilihat pada

Tabel 4.3 Hasil Algoritma Fp-Growth

Rule	Aturan Asosiasi	Support	Confidence	Lift Ratio
1	PEREKAT-> ALAT PENGUKUR, ALAT TULIS	0.18	1	5.5
2	ALAT PENGUKUR, ALAT TULIS-> PEREKAT	0.18	1.5	8.25
3	ALAT PENGUKUR, PEREKAT -> ALAT TULIS	0.18	1.5	2.61
4	ALAT TULIS, PEREKAT-> ALAT PENGUKUR	0.18	0.86	7.07
5	PEREKAT-> ALAT PENGUKUR	0.12	0.67	5.5

Tabel 4.3 Hasil Algoritma Fp-Growth

Rule	Aturan Asosiasi	Support	Confidence	Lift Ratio
6	PEREKAT-> ALAT TULIS	0.21	1.17	2.03
7	BUKU, KERTAS-> TRIGONAL	0.15	0.63	1.72
8	BUKU, TRIGONAL-> KERTAS	0.15	0.5	1.83
9	KERTAS, TRIGONAL->BUKU	0.15	1.25	2.29
10	PARTISI, PARTISI->KERTAS	0.18	0.60	2.2
11	ALAT TULIS, TRIGONAL-> BUKU	0.15	0.83	1.53
12	BUKU, TRIGONAL->ALAT TULIS	0.15	0.50	1.87
13	BUKU-> TRIGONAL	0.36	1.00	2.20
14	ALAT TULIS-> BUKU	0.33	0.58	1.06
15	BUKU-> ALAT TULIS	0.33	0.61	1.06

Dengan nilai support sebesar 10% dan nilai confidence sebesar 50% terhadap 33 data transaksi menghasilkan 15 rule yang terbagi menjadi 2 item kombinasi dan 3 item kombinasi. Untuk 2 item kombinasi terdapat 5 rule sedangkan untuk 3 item kombinasi terdapat 10 rule. Nilai minimum lift ratio pada hasil pengujian adalah 1.06 sedangkan nilai maksimum lift ratio adalah 8.25, data ini menunjukkan bahwa semua rule memiliki lift ratio lebih besar dari 1 yang berarti rule tersebut memiliki hubungan yang kuat antara support dan confidence nya.

Berikut akan dijelaskan perhitungan nilai support, confidence, dan lift ratio untuk rule ke-13 :

Jumlah transaksi tabel transaksi = 33

Pola (Path) = Buku -> Trigonal

Antecedent = Buku

Consequent = Trigonal

Frekuensi kemunculan path = 12

Frekuensi kemunculan antecedent = 1

Frekuensi kemunculan consequent = 12

$$\text{Support} = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung Path}}{\sum \text{Transaksi dalam tabel transaksi}} = \frac{12}{33} = 0.36$$

$$\text{Confidence} = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung Path}}{\sum \text{Transaksi mengandung antecedent}} = \frac{12}{12} = 1$$

$$\text{Benchmark} = \frac{\sum \text{Transaksi item dalam consequent}}{\sum \text{Transaksi dalam tabel transaksi}} = \frac{15}{33} = 0.45$$

$$\text{Lift Ratio} = \frac{\text{confidence}}{\text{Benchmark}} = \frac{1}{0.45} = 2.2$$

### 4.3 Analisis Hasil Penelitian

#### 4.3.1 Hasil Asosiasi

Perbandingan hasil asosiasi antara algoritma apriori dan algoritma fp-growth dilihat dari nilai support, confidence, lift ratio dan rule yang dihasilkan oleh setiap algoritma. Dalam percobaan ini minimum nilai support yang digunakan adalah 10% dan nilai minimum confidence sebesar 50%. Hasil perbandingan dapat dilihat pada gambar 4.24.

Apriori					FP-Growth				
Rule	Asosiasi	Support	Confidence	Lift Ratio	Rule	Asosiasi	Support	Confidence	Lift Ratio
1	TRIGONAL → ALAT TULIS	0.0000	0.0	0.07	1	PERBAT → ALAT PENULIS/ALAT TULIS	0.0	1.0	0.20
2	TRIGONAL → BUKU	0.0000	0.0	1.00	2	KIAT PENULIS/ALAT TULIS → PERBAT	0.0	1.0	0.20
3	BUKU → TRIGONAL	0.0000	0.0000	1.00	3	KIAT PENULIS/PERBAT → ALAT TULIS	0.0	1.0	0.20
4	ALAT TULIS → BUKU	0.0000	0.0000	0.91	4	ALAT TULIS/PERBAT → KAT PENULIS	0.0	0.93	1.07
5	BUKU → ALAT TULIS	0.0000	0.0000	0.08	5	PERBAT → KAT PENULIS	0.0	0.97	0.80
6	PERBAT → BUKU	0.0000	0.0000	1.00	6	PERBAT → ALAT TULIS	0.0	1.0	0.05
7	ALAT TULIS/ TRIGONAL → BUKU	0.0000	0.0000	1.00	7	BUKU/PERBAT → TRIGONAL	0.0	0.93	1.07
8	PERBAT/ TRIGONAL → BUKU	0.0000	1	1.00	8	BUKU/ PERBAT → PERBAT	0.0	0.93	1.00
9	BUKU/PERBAT → TRIGONAL	0.0000	0.0000	1.00	9	PERBAT/ TRIGONAL → BUKU	0.0	1.00	1.00
					10	PERBAT/ PERBAT → PERBAT	0.0	0.93	1.00
					11	ALAT TULIS/ TRIGONAL → BUKU	0.0	0.93	1.00
					12	BUKU/ TRIGONAL → ALAT TULIS	0.0	0.93	0.87
					13	BUKU → PERBAT	0.00	0.95	1.00
					14	ALAT TULIS → BUKU	0.00	0.93	1.00
					15	BUKU → ALAT TULIS	0.00	0.0	1.00

Gambar 4.24 Hasil Algoritma Apriori Dan FP-Growth

Pada gambar 4.24 dapat dilihat perbandingan antara algoritma apriori dan fp-growth terhadap rule, support, confidence dan lift ratio.

Rule yang dihasilkan algoritma apriori berjumlah 9 rule sedangkan rule yang dihasilkan algoritma fp-growth berjumlah 15. Dari perbandingan tersebut menunjukkan bahwa algoritma fp-growth dapat membentuk lebih banyak aturan asosiasi dari pada algoritma apriori. Selain itu algoritma apriori dan juga algoritma fp-growth menghasilkan 9 rule yang sama hal ini menunjukkan bahwa tidak ada perbedaan yang signifikan penggunaan algoritma apriori dan algoritma fp-growth dalam membentuk kombinasi itemset.

Nilai support, confidence dan lift ratio dari 9 rule yang sama memiliki kesamaan nilai antara algoritma apriori dan fp-growth. Dari 9 rule yang terbentuk lift ratio paling kecil yaitu dari semua aturan yaitu 0.83 sedangkan lift ratio paling besar yaitu 8.25. Semua rule yang terbentuk memiliki ratio lebih besar dari pada



l yang berarti hubungan asosiasi antara item cukup kuat dan dapat dijadikan sebagai acuan untuk menentukan item paket dalam pembuat konten marketing.

Pada penelitian ini juga dilakukan percobaan dengan menggunakan minimum support dan minimum confidence yang berbeda untuk mengetahui pengaruh minimum support dan minimum confidence terhadap rule. Adapun hasil percobaan algoritma apriori dapat dilihat pada gambar 4.25 sedangkan hasil algoritma fpgrowth dapat dilihat pada gambar 4.26, kemudian untuk rata-rata (*average*) dari kedua algoritma tersebut dapat dilihat pada gambar 4.27.

Apriori							
minsup/minconf	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%
10%	24	24	20	15	9	3	2
20%	4	4	4	4	4	1	1
30%	0	0	0	0	0	0	0
40%	0	0	0	0	0	0	0

Gambar 4.25 Jumlah Rule Algoritma Apriori

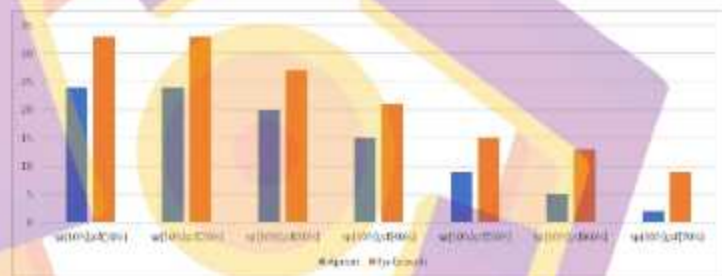
FP-Growth							
minsup/minconf	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%
10%	33	33	27	21	15	13	9
20%	8	8	8	7	6	2	1
30%	6	6	6	6	6	2	1
40%	0	0	0	0	0	0	0

Gambar 4.26 Jumlah Rule Algoritma Fp-Growth

AVERAGE APRIORI & FP-GROWTH							
MINSUP/ MINCOF	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%
10%	28.5	28.5	23.5	18	12	9	5.5
20%	6	6	6	5.5	5	1.5	1
30%	3	3	3	3	3	1	0.5
40%	0	0	0	0	0	0	0

Gambar 4.27 Rata-rata (*Average*) Jumlah Rule Algoritma Apriori & Fp-growth

Berdasarkan gambar 4.25 dan gambar 4.26 dapat dilihat jumlah aturan asosiasi yang terbentuk terbanyak dihasilkan oleh kombinasi minimum support 10% dan minimum confidence 10% dan juga kombinasi minimum support 10% dan minimum confidence 20% yang menghasilkan 24 rule untuk algoritma apriori dan 33 rule untuk algoritma fp-growth dan pada tabel 4.27 dapat dilihat rata-rata setiap proses dari kedua algoritma. Perbandingan jumlah rule algoritma apriori dan fp-growth dengan minimum support 10% dan minimum confidence dimulai dari 10% hingga 70% dapat dilihat pada gambar 4.28.



Gambar 4.28 Grafik perbandingan jumlah rule

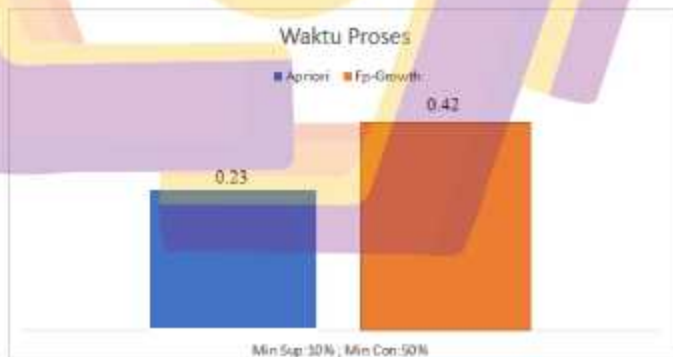
Dari gambar 4.28 terlihat perbandingan jumlah rule yang terbentuk antara algoritma apriori dan fp-growth. algoritma apriori selalu membentuk jumlah rule lebih banyak dari pada algoritma fp-growth, hal ini dapat disimpulkan bahwa algoritma apriori membentuk lebih banyak rule dari pada algoritma fp-growth.

Pada setiap penambahan nilai minimum support dan minimum confidence yang diujikan rule yang terbentuk semakin berkurang. Penurunan ini

dipengaruhi oleh jumlah frequent itemset yang dibangkitkan pada pengujian sebelumnya. Pada minimum support 40% tidak ada rule yang terbentuk, hal ini terjadi karena nilai confidence dari frequent itemset yang dibangkitkan tidak ada yang memenuhi syarat minimum confidence yang diujikan. Oleh karena itu, dapat dilihat bahwa minimum confidence berpengaruh pada pembentukan rule. Pada pengujian ini dapat disimpulkan semakin tinggi minimum support dan minimum confidence yang digunakan maka rule yang dihasilkan semakin sedikit.

#### 4.3.2 Waktu Proses

Dalam percobaan ini dilakukan perbandingan waktu proses untuk menentukan berapa lama algoritma apriori dan algoritma fp-growth dalam melakukan proses asosiasi. Perbandingan dilakukan dengan mencari selisih ketika program dimulai dan ketika program sudah selesai melakukan proses asosiasi, adapun hasilnya dapat dilihat pada gambar 4.29



Gambar 4.29 Diagram Perbandingan Waktu Proses

Tabel 4.1 Total dan Rata-Rata Perbandingan Waktu Proses

No	Algoritma	Waktu Proses
1	Apriori	0,23
2	FP-Growth	0,42
<b>Total Waktu</b>		<b>0,65</b>
<b>Rata-Rata</b>		<b>0,325</b>

Pada Gambar 4.29 dan Tabel 4.1 menggambarkan waktu proses dari algoritma apriori dan algoritma fp-growth dengan menggunakan minimum support 10% dan minimum confidence 50%, algoritma apriori membutuhkan waktu proses sebanyak 0.23 detik dengan rule yang dihasilkan sebanyak 18 rule, sedangkan algoritma fp-growth membutuhkan waktu proses sebanyak 0.42 detik dengan jumlah rule yang dihasilkan sebanyak 16 rule, sedangkan rata-rata waktu proses yang dihasilkan adalah 0,325 detik. Dari percobaan ini dapat dilihat bahwa algoritma *apriori* lebih cepat dibandingkan dengan algoritma *fp-growth*, hal tersebut bisa terjadi karena jumlah rule yang dihasilkan, algoritma *apriori* lebih sedikit jika dibandingkan jumlah rule yang dihasilkan algoritma *fp-growth*.

Perbandingan kecepatan ini dipengaruhi langkah kerja dari kedua algoritma, Pada algoritma *Apriori* menggunakan generate candidate untuk mendapatkan frequent itemset. Sedangkan pada algoritma *FP-Growth* menggunakan konsep pembangunan tree dalam pencarian frequent itemset.

## BAB V

### PENUTUP

#### 5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisa dari percobaan yang dilakukan pada bab sebelumnya dapat disimpulkan bahwa :

- a. Pengujian terhadap algoritma *apriori* dan *fp-growth* dengan menggunakan minimum *support* 10% dan minimum *confidence* 50% menghasilkan jumlah *rule* yang berbeda, *rule* yang dihasilkan algoritma *apriori* sebanyak 9 *rule* sedangkan *rule* yang dihasilkan algoritma *fp-growth* adalah sebanyak 15 *rule* yang berarti algoritma *apriori* menghasilkan *rule* lebih banyak dari pada algoritma *fp-growth*, tetapi tidak semuanya masuk kedalam paket rekomendasi.
- b. Dengan minimum *support* 10% dan minimum *confidence* 50% terhadap 33 data transaksi algoritma *apriori* membutuhkan waktu proses selama 0.23 detik sedangkan algoritma *fp-growth* membutuhkan waktu lebih sedikit yaitu 0.42 detik. Berdasarkan waktu proses algoritma *apriori* lebih cepat dibandingkan dengan algoritma *fp-growth*, hal tersebut bisa terjadi karena jumlah *rule* yang dihasilkan, algoritma *apriori* lebih sedikit jika dibandingkan jumlah *rule* yang dihasilkan algoritma *fp-growth*.
- c. *Rule* yang dihasilkan oleh algoritma *apriori* dan *fp-growth* memiliki *lift ratio* paling kecil 1.06, *lift ratio* yang dihasilkan lebih besar dari satu yang berarti kombinasi yang terbentuk memiliki hubungan yang kuat sehingga *rule* dari



hasil proses asosiasi tersebut dapat digunakan sebagai acuan dalam menentukan paket item untuk kebutuhan konten promosi pada perusahaan Mu-mart.

- d. Berdasarkan hasil dari tabel 4.25 dan tabel 4.26 dapat disimpulkan bahwa interval minimum *support* dan minimum *confidence* terbaik adalah antara  $\text{min.support} = 10\%$ ,  $\text{min.confidence} = 10\% - 20\%$ , karena menghasilkan jumlah rule terbanyak, dan diperkuat dengan tabel 4.27 yang dapat dilihat pada interval minimum *support* dan minimum *confidence* tersebut menghasilkan rata-rata (*average*) yang tertinggi.

## 5.2. Saran

Berdasarkan hasil analisa dan pengujian yang diperoleh, saran yang dapat dijadikan pedoman untuk melakukan pengembangan penelitian ini, diantaranya adalah

1. Data yang digunakan dalam penelitian perbandingan algoritma *apriori* dan *fp-growth* seharusnya mempunyai nilai *record* yang besar di atas 3000 data agar lebih menampakkan kelebihan dan kelemahan dari masing-masing algoritma.
2. Perbandingan algoritma *apriori* dan *fp-growth* sebaiknya melakukan percobaan beberapa kali dengan menggunakan nilai minimum *support* dan *confidence* yang bervariasi agar dapat melihat perbedaan yang signifikan terhadap hasil yang diperoleh oleh masing-masing algoritma.

## DAFTAR PUSTAKA

### PUSTAKA BUKU

- Turban, E. 2005. *Decision Support Systems and Intelligent Systems Edisi Bahasa Indonesia Jilid 1*. Andi: Yogyakarta.
- Larose, Daniel T. 2005. *Discovering Knowledge in Data: An Introduction to Data Mining*. John Wiley & Sons, Inc.
- Ayyad, Usama. 1996. *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*. MIT Press
- Han, J. dan M. Kamber. 2006. *Data Mining Concepts and Techniques Second Edition*. San Francisco: Morgan Kaufmann
- Kusrini. 2009. *ET Luthfi. Algoritma Data Mining*. Andi. Yogyakarta
- Luthfi, Kusrini, och Emha Taufiq. 2009. *Algoritma Data Mining*. Yogyakarta: Andi Offset.

### PUSTAKA MAJALAH, JURNAL ILMIAH ATAU PROSIDING

- Desti Fitriati, Musi Hardiyanto. 2018. "Perbandingan Algoritma Apriori Dan Algoritma Fp-growth Untuk Mengetahui Pola Penggunaan Transportasi Online." *Prosiding SNATIF*.
- Agus Junaidi. 2019. "Algoritma Apriori dan FP-Growth Untuk Menentukan Persediaan Barang." *Jurnal SISFOKOM*.
- Anwan Chailles, Aditiya Hermawan, Didi Kurnaedi. 2020. "Penerapan Metode Data Mining Untuk Menentukan Pola Pembelian Dengan Menggunakan Algoritma Apriori Dan Fp-Growth Pada Toko Mukara." *Journal ALGOR Vol. I No. 2*.
- Hita Maulidiya, Arief Jananto. 2020. "Asosiasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori dan Fp-Growth Sebagai Dasar Pertimbangan Penentuan Paket Sembako." *Proceeding SENDIU*.
- Rizal Rachman. 2021. "Penentuan Pola Penjualan Media Edukasi dengan Menggunakan Metode Algoritma Apriori dan Fp-growth." *Jurnal Bina Sarana Informatika*.

- Pramudiono, I (2007). 'Pengantar Data Mining: Menambang Permata. Pengetahuan di Gunung Data', Paper ITS Surabaya.
- Destri Fitriati. (2007). Implementasi Data Mining untuk Menentukan Kombinasi Media Promosi Barang Berdasarkan Perilaku Pembelian Pelanggan Menggunakan Apriori, Prosiding Annual Research Seminar (ARS).
- Mohamad Fauzi, dkk, I (2016). Penerapan Metode Association Rule Menggunakan Algoritma Apriori Pada Simulasi Prediksi Hujan Wilayah Kota Bandung', JITTER.
- Rizky Aditra Utama, dkk (2020). Penerapan Algoritma Fp-growth untuk penentuan pola pembelian transaksi penjualan pada toko KGS Rizky Motor, Prosiding Jurnal Dinamik Vol 25.
- Ahmad C. Putra, dkk (2019). Analisis Asosiasi pada Transaksi penjualan daring menggunakan Algoritma Apriori dan Fp Growth, Prosiding Teknematika Vol 11. No 2.
- Ahmad Anas (2020). Penerapan Algoritma Fp-growth dalam menentukan perilaku konsumen Ghania Mart Muara Bulian Prosiding Jurnal Ilmiah Media Sisfo Vol. 14. No. 2.
- Amir Setiawan dkk. (2019). Penentuan Pembelian Konsumen pada Indomaret GKB Gresik dengan metode Fp-Growth, Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi Vol 2. No 2.
- S. P. Tamba dkk (2021). Penerapan data mining untuk pembuatan paket promosi penjualan menggunakan kombinasi Fp-tree dan Tid-list, Jurnal Teknik Informatika dan komputer Vol 4.
- Rizal Rachman (2021). Penentuan Pola Penjualan Media Edukasi dengan Menggunakan Metode Algoritma Apriori dan Fp-Growth, Jurnal Bina Sarana Informatika.
- Islamiyah, Putri Lestari Ginting, Nataniel Dengen, Medi Taruk (2020) "Coparison of Prori dan FP-Growth Algorithms in Determining Association Rules" IEEE Xplore.