

PENERAPAN METODE MARKET BASKET ANALYSIS DENGAN ALGORITMA FP - GROWTH

Arie Andreana Taufiq¹, Uung Ungkawa², Nur Fitrianti³

^{1,2,3} Institut Teknologi Nasional

Email: arieandeanataufiq@mhs.itenas.ac.id

Received DD MM YYYY | Revised DD MM YYYY | Accepted DD MM YYYY

ABSTRAK

Toko Buku Togamas, memiliki kumpulan data penjualan daring yang besar. Data ini, dapat diolah sehingga dapat membentuk sebuah informasi, atau pemetaan penjualan. Salah satu teknologi yang digunakan untuk mengolah data yang berukuran besar, adalah Data Mining. Salah satu metode yang digunakan dalam teknologi tersebut, adalah Market Basket Analysis. Market basket analysis sendiri bertujuan untuk menemukan pola pembelian konsumen. Dengan bantuan Algoritma FP – Growth ditentukan support dan confidence untuk dapat diketahui hubungan – hubungan antara buku sehingga menemukan pola pembelian. Untuk membuktikan validitas, digunakan metode lift ratio dengan nilai diatas sama dengan 1.

Kata kunci: Data Penjualan, Market Basket Analysis, FP – Growth, Lift Ratio

ABSTRACT

Togamas Bookstore, has a large dataset of bold sales. This data, can be processed so that it can form an information or sales mapping. One of the technologies used to process large data, is Data Mining. One of the methods used in this technology is Market Basket Analysis. Market basket analysis itself aims to find consumer buying patterns. With the help of the FP – Growth Algorithm, support and confidence are determined to determine the relationships between books so as to find buying patterns. To prove the validity, the lift ratio method is used with the above value equal to 1.

Keywords: Sales Data, Market Basket Analysis, FP – Growth, Lift Ratio

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi telah memberikan kontribusi yang nyata. Salah satunya adalah pada cepatnya pertumbuhan jumlah data yang dikumpulkan dan disimpan dalam basis data yang berukuran besar. (Gunadi & Sensue, 2012) Salah satu data yang berukuran besar itu, adalah data penjualan. Data penjualan ini, memiliki banyak informasi yang dimuat, dan jika dikumpulkan akan menjadi data – data yang berukuran besar. Togamas, merupakan salah satu toko buku terbesar di Indonesia. Togamas, kini memiliki banyak gerai buku yang tersebar di seluruh Indonesia. Namun, selain memiliki gerai yang tersebar. Togamas juga mulai menjual buku – buku nya secara daring, baik dari website milik mereka, maupun dari *e-commerce* yang ada, seperti Tokopedia, Lazada, dan lainnya. Dengan melakukan penjualan secara daring, pada akhirnya Togamas memiliki sebuah kumpulan basis data penjualan, yang jika diolah nantinya bisa menjadi sebuah informasi untuk pemetaan penjualan buku mereka. Namun, sayang nya hingga kini, data tersebut hanya dikelola secara manual, atau setidaknya tersimpan secara rapi dalam basis data yang cukup besar.

Untuk mengelola basis data yang berukuran besar ini, dibutuhkan lah sebuah metode atau teknik yang dapat mengubah data yang cukup besar menjadi sebuah informasi. Salah satu teknologi yang dapat digunakan untuk mengelola data menjadi informasi adalah Data *Mining*. (Gunadi & Sensue, 2012) Data *mining*, merupakan suatu proses untuk menggali informasi yang berguna dari kumpulan data yang besar. Dalam data *mining*, terdapat banyak metode diantaranya yaitu asosiasi, clustering, klasifikasi, prediksi dan lainnya. (Aris, 2017) Asosiasi, merupakan salah satu teknik yang tepat digunakan untuk penjualan. Karena, dengan menggunakan teknik asosiasi dapat mengetahui pola pembelian pelanggan, atau yang sering dikenal dengan nama *Market Basket Analysis*.

Market Basket Analysis merupakan sebuah analisis terhadap kebiasaan konsumen berbelanja untuk menemukan asosiasi dan korelasi diantara berbagai macam *items* yang dibeli. Spesifiknya *Market Basket Analysis* ini bertujuan untuk mengetahui *itemset* apa saja yang dibeli (Wijaya, Malik, & Nurmaini, 2020). Pada metode ini, digunakan algoritma yang bernama *Frequent Pattern-Growth* (FP-*Growth*).

Algoritma FP-*Growth* ini merupakan algoritma yang sangat efisien dalam pencarian *frequent-itemset*. FP-*Growth* digunakan dengan pendekatan yang berbeda dengan algoritma *apriori*. Algoritma ini, menyimpan informasi mengenai *frequent-itemset* dalam bentuk *FP-Tree*. Pada *FP-Tree* yang terbentuk, dapat memanfaatkan data transaksi yang memiliki item yang sama sehingga dapat mengurangi *scan database* secara berulang dalam proses mining dan dapat berlangsung lebih cepat. (Sapitri & Purnomo, 2018). Untuk membuktikan apakah valid, atau tidak, maka dibutuhkan sebuah proses yang Bernama *Lift Ratio*.

Lift Ratio sendiri digunakan untuk mengetahui tingkat kekuatan dari *association rules* yang telah dingin dalam proses seleksi. Jika pada akhirnya, *association rules* tersebut mendapatkan nilai lebih dari 1 maka terbukti valid dan bisa digunakan.

Dalam penelitian ini, penulis menggunakan metode *market basket analysis* dan algoritma *FP-Growth* untuk mendapatkan pola pembelian konsumen dalam penjualan daring Togamas selama beberapa tahun kebelakang. Selain itu bisa digunakan untuk mendapatkan pola pembelian konsumen, dalam rentan waktu tertentu. Ataupun, berdasarkan genre, dan kota pembelian. Proses ini, nantinya agar dapat membantu tim marketing atau tim penjualan daring dari Togamas. Untuk menemukan pola pembelian konsumen, dan nantinya dapat mendesain peletakan buku dalam website mereka ataupun dalam profil *e-commerce* mereka, berdasarkan pola pembelian yang telah dilakukan.

2. METODE PENELITIAN

Metodologi penelitian merupakan urutan – urutan yang dilakukan dalam melakukan sebuah penelitian. Metodologi ini bertujuan agar penelitian bisa lebih terkonsep, dan terarah sesuai dengan tujuan yang diharapkan terhadap penelitian tersebut. Metodologi penelitian ini kemudian digambarkan ke dalam bentuk sebuah kerangka kerja atau *flowchart*. Berdasarkan pedoman dari kerangka kerja inilah penelitian akan dimulai. Dari melakukan studi pendahuluan, hingga nantinya akan menghasilkan sebuah sistem yang setelah diuji dapat memenuhi dan memecahkan rumusan masalah dan tujuan yang diteliti. Berikut merupakan kerangka kerja dari proses penelitian ini.



Gambar 1. Metodologi Penelitian

Adapun penjelasan dari masing – masing langkah yang terdapat dalam kerangka kerja, seperti yang dijelaskan pada gambar 1. dapat diuraikan sebagai berikut :

1. Identifikasi Masalah

Bagaimana mengidentifikasi masalah yang ada secara terstruktur, dan sistematis untuk mendukung dalam pengambilan keputusan yang baik dan tepat pada proses penelitian. Masalah yang diidentifikasi dalam proses penelitian ini adalah bagaimana pola pembelian buku selama beberapa tahun kebelakang dalam penjualan daring di toko buku milik Togamas.

2. Mempelajari Studi Literatur

Dalam tahap ini, akan mengumpulkan dan mempelajari beberapa studi literatur yang berkaitan dengan permasalahan dalam penelitian ini. Studi literatur ini, diambil dari berbagai macam jurnal, baik internasional, maupun nasional. Adapun, dari buku – buku. Studi literatur yang dipelajari, dalam penelitian ini adalah mengenai proses data *mining*, *market basket analysis*, dan *association rule*, serta *FP-Growth* dan beberapa hal lain nya yang terkait. Dimana, nantinya akan dijadikan dalam pedoman untuk menjalankan proses penelitian ini.

3. Pengumpulan Data

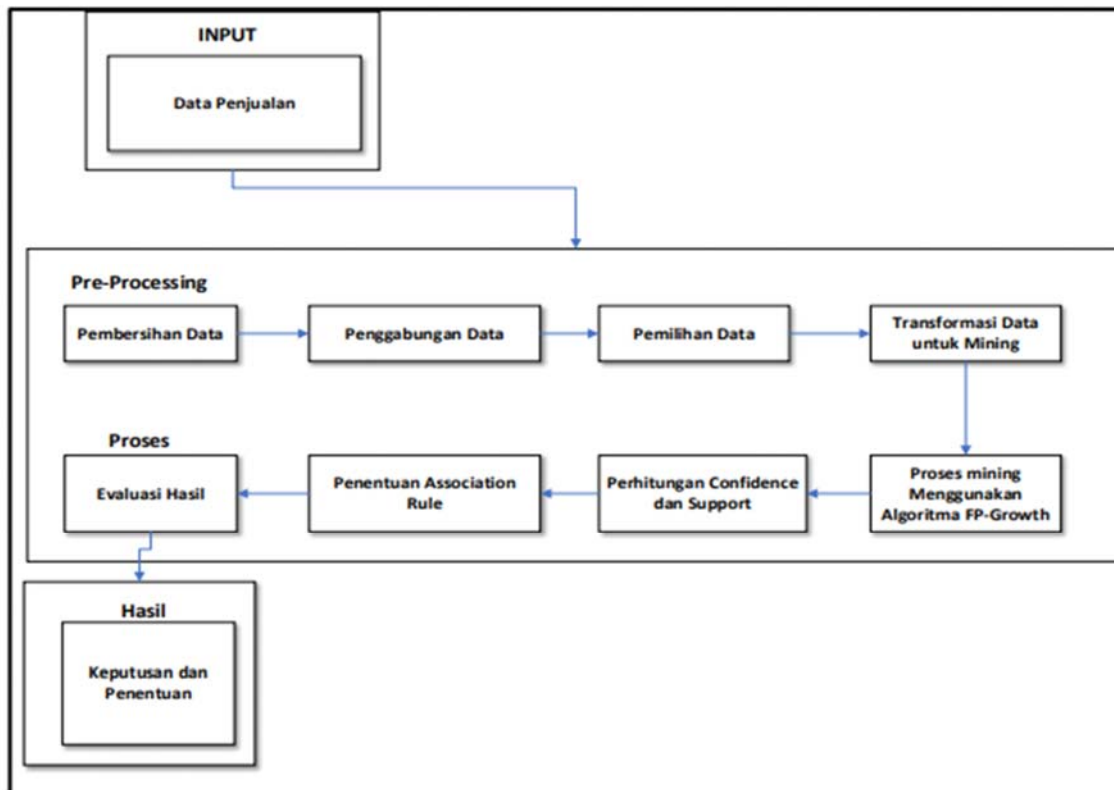
Dalam proses pengumpulan data, dilakukan dengan menghubungi bagian *public relation* atau manajemen dari pihak Togamas. Dan didapatkan data penjualan berupa data penjualan *online* dari toko buku Togamas selama Januari 2016 – Februari 2021.

4. Analisis

Dalam proses analisis ini, terdapat tahapan untuk menentukan ruang lingkup, batasan masalah, tujuan dan hal lainnya. Serta, ditambahkan juga dengan analisis kebutuhan sistem yang dimana untuk menunjang penelitian ini kepada penulis.

5. Perancangan

Dalam tahapan ini, peneliti akan melakukan proses pengolahan data dengan Teknik *Association Rules* dan algoritma *FP-Growth*. Mulai dari blok diagram, alur dan bagaimana cara pengolahan data menggunakan algoritma tersebut. Untuk perancangan umum, digambarkan oleh blok diagram pada Gambar 2.



Gambar 2. Blok Diagram

6. Implementasi

Setelah tahapan perancangan, maka langkah selanjutnya adalah melakukan proses implementasi atau perancangan kepada sistem yang ada. Dimana, implementasi ini bisa digunakan melalui web atau melalui desktop. Agar memudahkan pihak Togamas nya itu sendiri.

7. Pengujian Hasil

Pengujian hasil, merupakan sebuah proses dimana penulis menggunakan sistem yang telah diimplementasikan tadi. Pengujian ini dilakukan dengan menggunakan data yang telah didapatkan sebelumnya. Caranya adalah dengan mengimport data penjualan, atau memindahkan data penjualan ke dalam database dari sistem yang sebelumnya telah dirancang. Sehingga, sistem nantinya akan mendapatkan hasil berupa produk yang sering dibeli secara bersamaan oleh konsumen.

8. Evaluasi

Langkah terakhir adalah evaluasi dari sistem implementasi yang dipakai sehingga bisa mendapatkan kritik dan saran.

2.1 Teknik Asosiasi

Dalam jurnal nya, (Fahrudin, 2019) mengatakan bahwa teknik asosiasi ini bisa dilakukan untuk membuat komputer menemukan aturan asosiasi dengan mencari keterkaitan antara item satu dengan yang lainnya dalam suatu data set atau dalam hal ini transaksi. Algoritma yang biasa digunakan untuk membuat aturan asosiasi menggunakan data latih sebagai cara untuk menghasilkan pengetahuan. Pengetahuan ini dapat berupa informasi mengenai item atau produk yang sering dibeli dalam waktu bersamaan. Aturan asosiasi merupakan sebuah pengetahuan yang dihasilkan dari analisis asosiasi. Aturan ini dihitung dari data yang sifatnya probabilistic.

2.2 Analisis Pola Frekuensi Tinggi (Support)

Analisis pola frekuensi tinggi adalah suatu langkah yang dilakukan dalam rangka mencari kombinasi item yang memenuhi nilai minimum support telah ditentukan untuk suatu data set. Untuk menghitung nilai support dari satu item, maka menggunakan rumus persamaan pertama

$$\text{Support (A)} = \frac{\text{Jumlah transaksi yang mengandung A}}{\text{Total Transaksi}} \dots (1)$$

Atau menggunakan rumus persamaan kedua, untuk menghitung support dengan dua buah item.

$$\text{Support (A} \cap \text{B)} = \frac{\text{Jumlah transaksi yang mengandung A dan B}}{\text{Total Transaksi}} \dots (2)$$

2.3 Pembentukan Aturan Asosiatif (Confidence)

Pembentukan aturan asosiatif dilakukan setelah seluruh pola frekuensi tinggi ditemukan. Selanjutnya barulah mencari aturan asosiatif yang memenuhi syarat nilai minimum confidence. Jika support adalah presentasi kemunculan item A dan B secara bersamaan, Confidence adalah seberapa seringnya suatu item B muncul dalam transaksi yang mengandung A. Untuk menghitung nilai confidence dari suatu item, dapat dicari dengan menggunakan rumus dari persamaan ke-3

$$\text{Confidence (A} \mid \text{B)} = \frac{\text{Jumlah transaksi yang mengandung A dan B}}{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A}} \dots (3)$$

2.4 Lift Ratio

Lift ratio merupakan salah satu cara yang baik untuk melihat kuat atau tidak nya aturan asosiasi. Cara kerja metode ini, adalah membagi confidence engan *expected confidence*. Confidence dapat dihitung dengan rumus pada persamaan 3. Untuk melakukan perhitungan *expected confidence* dapat dilihat pada persamaan 4

$$\text{Expected Confidence (A} \Rightarrow \text{B)} = \frac{\text{Banyaknya transaksi yang memuat B}}{\text{Total Transaksi}} \dots (4)$$

Lift ratio dapat dihitung dengan cara membandingkan antara *confidence* untuk suatu aturan pada persamaan 3 dibagi dengan *expected confidence* pada persamaan 4. Untuk perhitungan lift ratio, terdapat pada persamaan 5.

$$\text{Lift Ratio} = \frac{\text{Confidence}}{\text{Expected Confidence}} \dots (5)$$

2.5 Market Basket Analysis

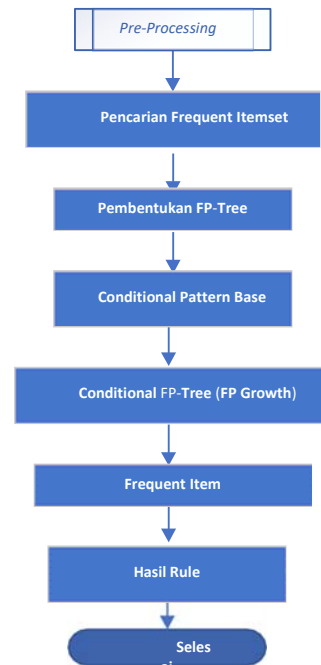
Market Basket Analysis merupakan salah satu metode atau teknik yang sering digunakan dan paling bermanfaat untuk lingkungan marketing . Tujuan dari *Market Basket Analysis* ini adalah untuk menentukan produk manakah yang pelanggan beli dalam waktu bersamaan, di mana nama dari metode ini diambil dari kebiasaan pelanggan menaruh barang mereka ke keranjang atau ke dalam daftar belanja (*market basket analysis*) (Sharif, 2019).

2.6 Algoritma FP – Growth

Menurut (Wijaya, Malik, & Nurmaini, 2020), Algoritma FP-Growth adalah pengembangan dari Algoritma Apriori. Karena kekurangan yang ada pada Algoritma Apriori diperbaiki oleh Algoritma FP-Growth. FP-Growth merupakan salah satu algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (*Frequent Itemset*) dalam sebuah kumpulan data. Karakteristik dari Algoritma FP-Growth adalah struktur data yang digunakan adalah Tree atau bisa disebut juga dengan FP-Tree.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Algoritma FP – *Growth* merupakan salah satu alternatif untuk menemukan himpunan data yang paling sering muncul (*frequent itemset*). Untuk menentukan *frequent itemset* pada data transaksi. Data dituntut dengan urutan *flowchart* seperti pada gambar 3.



Gambar 3. Flowchart Algoritma FP – Growth

Pada gambar 3, diperlihatkan bagaimana langkah – langkah dalam menentukan *frequent itemset*. Dimana, dimulai dengan *pre – processing*. Lalu, dilanjutkan dengan proses pencarian *itemset frequent*, pembentukan FP – Tree hingga pada akhirnya nanti mendapatkan aturan – aturan atau *rules*.

3.1. Pencarian Itemset Frequent

Dalam proses pencarian *itemset frequent* ini, terdapat dataset yang telah disaring menjadi dataset dari kota Banda Aceh, dan genre Pelajaran. Berdasarkan dataset yang telah disaring tersebut. Ditampilkan pada tabel 1.

Tabel 1. Dataset Penjualan Buku

No	Faktur Order	Nama Barang
1	OD01012101	Dzikir Tauhid;; Tuhan, Maaf Kami Belum Bersyukur;; Project PHP & MySQL Membuat Web Digital;; Hujan;; Pemrograman Android dengan Kotlin;; Membuat Aplikasi dengan Menggunakan Flutter
2	OD01012102	Dzikir Tauhid;; Tuhan, Maaf Kami Belum Bersyukur;; Project PHP & MySQL Membuat Web Digital;; Hujan;; Pemrograman Android dengan Kotlin;; Membuat Aplikasi dengan Menggunakan Flutter
3	OD01012103	Dzikir Tauhid;; Tuhan, Maaf Kami Belum Bersyukur;; Project PHP & MySQL Membuat Web Digital;; Hujan;; Pemrograman Android dengan Kotlin;; Membuat Aplikasi dengan Menggunakan Flutter

4	OD02012101	Dzikir Tauhid;; Project PHP & MySQL Membuat Web Digital;; Responsive Web Design with Bootstrap;; Aroma Karsa;; Hujan;; Ayah
5	OD02012102	Dzikir Tauhid;; Project PHP & MySQL Membuat Web Digital;; Responsive Web Design with Bootstrap;; Aroma Karsa;; Hujan;; Ayah
6	OD02012103	Dzikir Tauhid;; Project PHP & MySQL Membuat Web Digital;; Responsive Web Design with Bootstrap;; Pemrograman Android dengan Kotlin;; Membuat Aplikasi dengan Menggunakan Flutter;; Aroma Karsa
7	OD02012104	Dzikir Tauhid;; Tuhan, Maaf Kami Belum Bersyukur;; Project PHP & MySQL Membuat Web Digital;; Responsive Web Design with Bootstrap;; Aroma Karsa
8	OD02012105	Project PHP & MySQL Membuat Web Digital;; Responsive Web Design with Bootstrap;; Ayah;; Pemrograman Android dengan Kotlin;; Membuat Aplikasi dengan Menggunakan Flutter
9	OD03012101	Aroma Karsa;; Dzikir Tauhid;; Tuhan, Maaf Kami Belum Bersyukur;; Project PHP & MySQL Membuat Web Digital;; Hujan
10	OD03012102	Pemrograman Android dengan Kotlin;; Membuat Aplikasi dengan Menggunakan Flutter;; Aroma Karsa

Terdapat 10 basis data yang akan diolah dengan menggunakan algoritma *Frequent Pattern Growth* (FP – *Growth*). Berdasarkan tabel 1 tersebut, maka frekuensi untuk kemunculan dari setiap itemset tergambarkan pada tabel 2.

Tabel 2. Frekuensi Kemunculan Barang

Nama Barang	Kode	Frequent
Dzikir Tauhid	A001	6
Tuhan, Maaf Kami Belum Bersyukur	A002	4
Project PHP & MySQL Membuat Web Digital	A003	7
Hujan	A004	5
Pemrograman Android dengan Kotlin	A005	6
Membuat Aplikasi dengan Flutter	A006	6
Responsive Web Design with Bootstrap	A007	5
Ayah	A008	4
Aroma Karsa	A009	7

Dalam tabel 2, diperlihatkan jumlah frekuensi dari setiap kemunculan itemset yang ada. Lalu, langkah selanjutnya adalah mengambil itemset yang memiliki nilai support diatas sama dengan 50% atau jika dibulatkan 0.5. Nilai support ini, nantinya akan digunakan sebagai tahapan untuk membangun FP – *Tree*. Untuk mendapatkan nilai *support* dari masing – masing item, dihitung dari jumlah frekuensi dibagi dengan total transaksi. Maka, dari itu terdapat hasil berupa nilai *support*. Untuk hal ini, tergambarkan pada tabel 3.

Tabel 3. Nilai Support Barang

Nama Barang	Kode Barang	Nilai Support
Dzikir Tauhid	A001	60%
Tuhan, Maaf Kami Belum Bersyukur	A002	40%

Project PHP & MySQL Membuat Web Digital	A003	70%
Hujan	A004	50%
Pemrograman Android dengan Kotlin	A005	60%
Membuat Aplikasi dengan Flutter	A006	60%
Responsive Web Design with Bootstrap	A007	50%
Ayah	A008	40%
Aroma Karsa	A009	70%

Setelah mendapatkan nilai *support* dari masing – masing itemset, maka langkah berikutnya adalah mengurutkan berdasarkan nilai support paling terbesar. Hal ini, tergambar pada tabel 4.

Tabel 4. Itemset Barang Berdasarkan Nilai Support

Nama Barang	Kode Barang	Nilai Support	Fruekensi
Project PHP & MySQL Membuat Web Digital	A003	70%	7
Aroma Karsa	A009	70%	7
Dzikir Tauhid	A001	60%	6
Pemrograman Android dengan Kotlin	A005	60%	6
Membuat Aplikasi dengan Flutter	A006	60%	6
Hujan	A004	50%	5
Responsive Web Design with Bootstrap	A007	50%	5

Setelah mendapatkan itemset yang telah diurutkan atau proses pemindaian. Maka, data transaksi akan diurutkan berdasarkan itemset yang paling terbesar nilai *support* nya Lalu, kode transaksi yang sebelumnya berupa kode diubah menjadi TID (*Transaction ID*) yang telah terurut. Untuk hal ini, disajikan pada tabel 5.

Tabel 5. Data Transaksi Secara Berurut

TID	Itemset
TID 001	A001, A002, A003, A004, A005, A006
TID 002	A003, A007, A005, A006
TID 003	A004, A008, A009, A006, A005
TID 004	A001, A003, A007, A009, A004, A008
TID 005	A001, A002, A004, A008, A009
TID 006	A001, A003, A007, A005, A006, A009
TID 007	A001, A002, A003, A007, A009
TID 008	A003, A007, A008, A005, A006
TID 009	A009, A001, A002, A003, A004
TID 010	A005, A006, A009

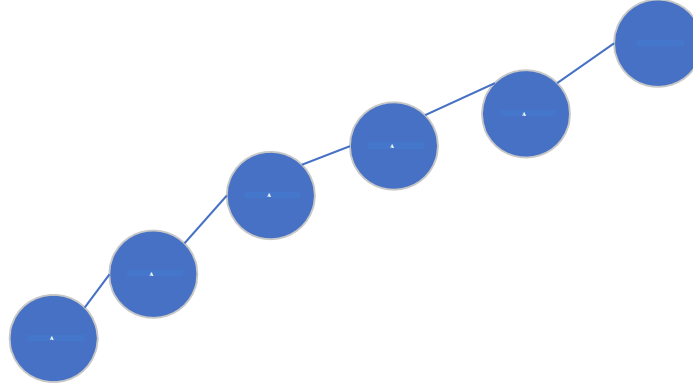
3.2. Pembentukan Frequent Pattern Tree (FP – Tree)

Setelah sebelumnya mendapatkan *frequent itemset* serta data transaksi yang telah diurutkan. Maka, langkah selanjutnya adalah pembangkitan, atau pembentukan FP – *Tree*. Dimulai,

dengan tahapan pembangkitan dari TID 001, hingga TID003. Pembacaan TID ini, dapat dilihat pada penjelasan berikut.

1. TID 00

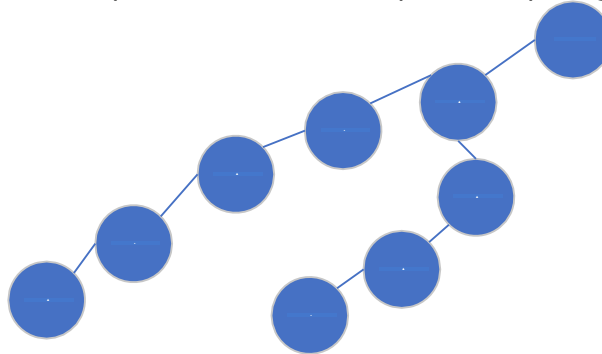
Pada langkah pertama, dalam proses pembuatan struktur dari FP – Tree, adalah membentuk FP – Tree untuk TID Pertama. Dalam TID Pertama, memiliki induk di A003. Lalu, dilanjutkan dengan turunan nya, yaitu A001, A005, A006, dan A004. Pembacaan TID 001 dapat dilihat pada gambar 3.



Gambar 3. TID 001

2. TID 002

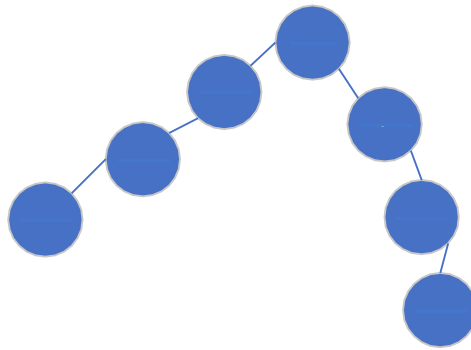
Langkah keduanya, adalah proses pembentukan FP – Tree untuk TID kedua. Dalam TID kedua ini, yang menjadi induk nya tetap A003, dengan node nya menjadi 2. Lalu, turunan nya adalah A005, A006, dan A007. Untuk pembacaan TID 002 dapat dilihat pada gambar 4.



Gambar 4. TID 002

3. TID Ketiga

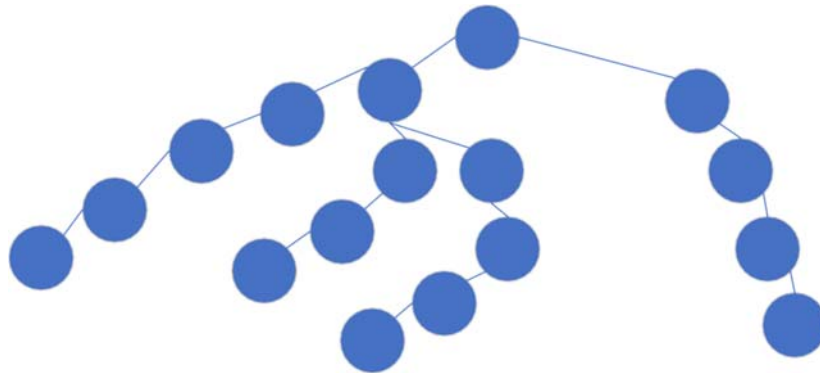
Langkah ketiga, adalah proses pembentukan FP – Tree untuk TID ketiga. Dalam TID ketiga ini, yang menjadi induk adalah A009. Lalu yang menjadi turunan nya adalah A005, A006, dan A004. Untuk pembacaan TID 003 dapat dilihat pada gambar 5.



Gambar 5. TID 003

4. TID Keempat

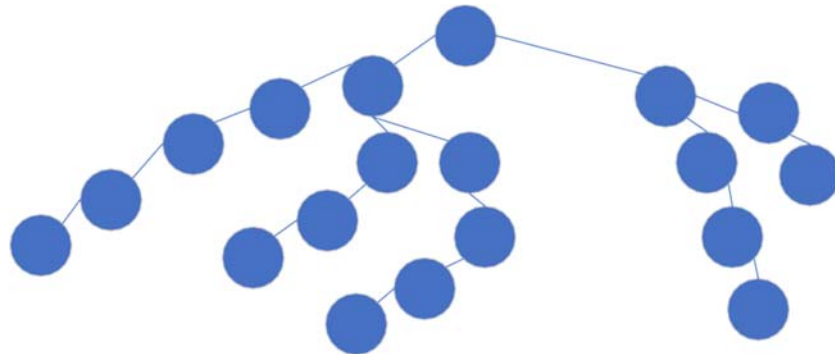
Langkah keempat, adalah proses pembentukan FP – Tree untuk TID keempat. Dalam TID keempat ini, yang menjadi induk adalah A003 kembali, dengan node nya menjadi 3. Lalu dilanjutkan turunan baru, yaitu A009, A001, A004, dan A007. Untuk pembacaan TID 004 dapat dilihat pada gambar 6.



Gambar 6. TID 004

5. TID Kelima

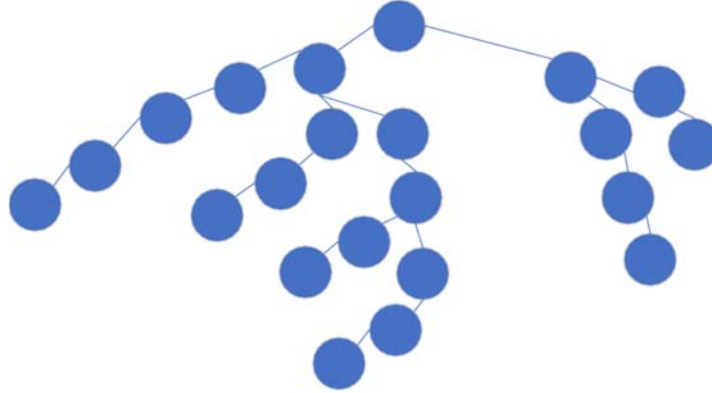
Langkah kelima, adalah proses pembentukan FP – Tree untuk TID kelima. Dalam TID kelima ini, yang menjadi induk adalah A009 kembali dengan node nya menjadi 2. Lalu dilanjutkan oleh turunan baru yaitu, A001 dan A004. Untuk pembacaan TID 003 dapat dilihat pada gambar 7.



Gambar 7. TID 005

6. TID Keenam

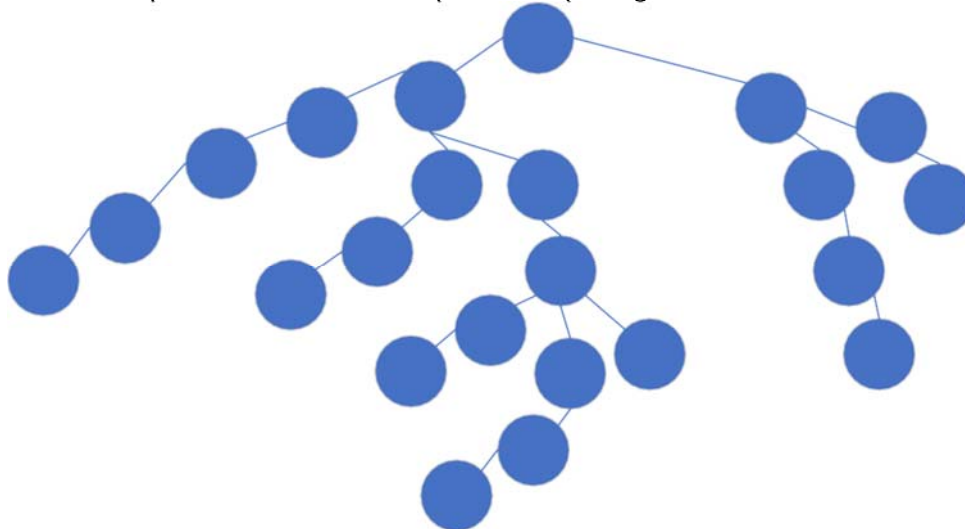
Langkah keenam, adalah proses pembentukan FP – Tree untuk TID keenam. Dalam TID keenam ini, yang kembali menjadi induk adalah A003 dengan node nya bertambah menjadi 4. Lalu dilanjutkan oleh turunan A009, dan A001 yang node nya bertambah menjadi 2. Lalu, turunan baru A005, A006, dan A007. Untuk pembacaan TID 003 dapat dilihat pada gambar 8.



Gambar 8. TID 006

7. TID Ketujuh

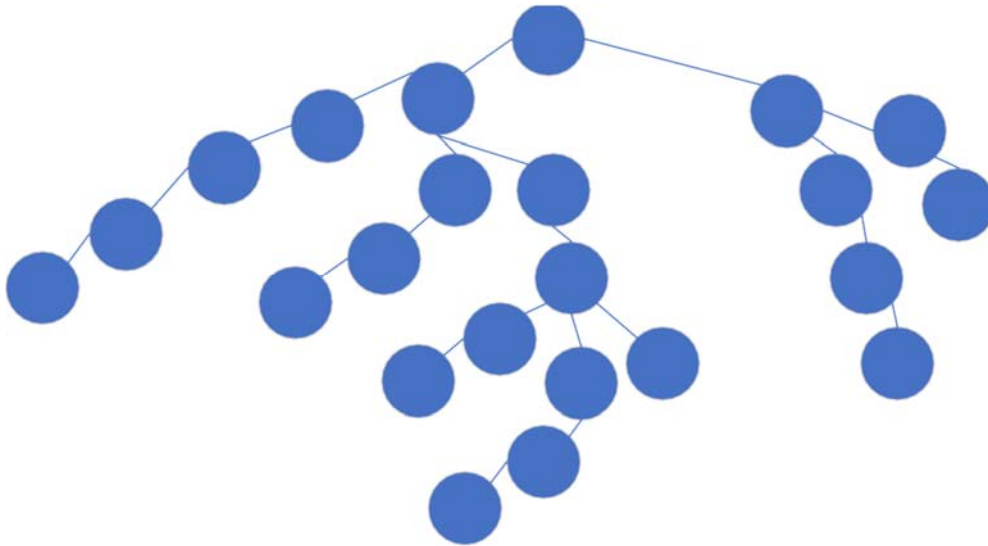
Langkah ketujuh, adalah proses pembentukan FP – Tree untuk TID ketujuh. Dimana, A003 kembali menjadi induk dan memiliki node baru, menjadi 5. Setelah itu, ada turunan lama nya adalah A009, dan A003 yang dimana node nya menjadi 3. Dilanjutkan, dengan turunan baru yaitu A005. Untuk pembacaan TID 007 dapat dilihat pada gambar 9.



Gambar 9. TID 007

8. TID Kedelapan

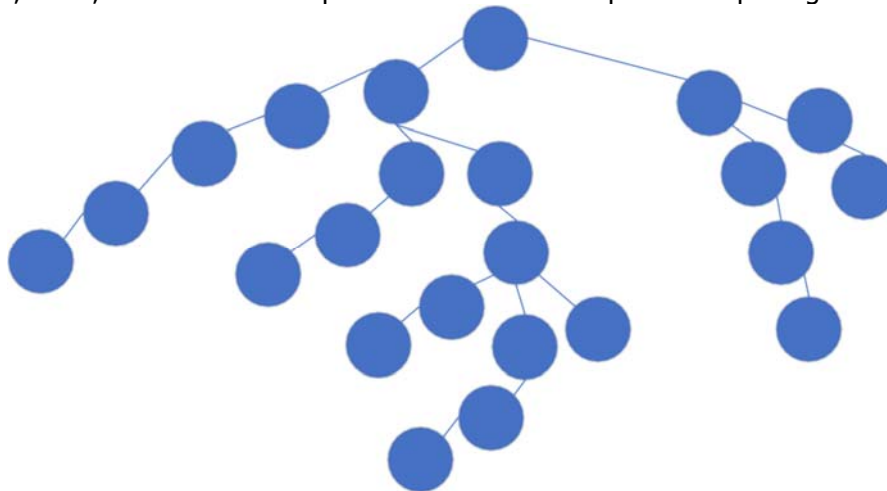
Langkah kedelapan, adalah pembentukan FP – Tree untuk TID kedelapan. Dimana, induknya adalah A003, yang dimana node nya bertambah menjadi 6. Dilanjutkan dengan turunan nya, A005, A006, A007, semuanya node nya bertambah menjadi 2. Langkah TID kedelapan ini, sama dengan langkah TID kedua. Untuk pembacaan TID 009 dapat dilihat pada gambar 10



Gambar 10. TID 008

9. TID Kesembilan

Langkah kesembilan, adalah pembentukan FP – Tree untuk TID kesembilan. Yang menjadi induk adalah A003, dengan node nya bertambah menjadi 7., dilanjutkan dengan turunan nya yaitu A001, A003, dan A004. Untuk pembacaan TID 009 dapat dilihat pada gambar 11

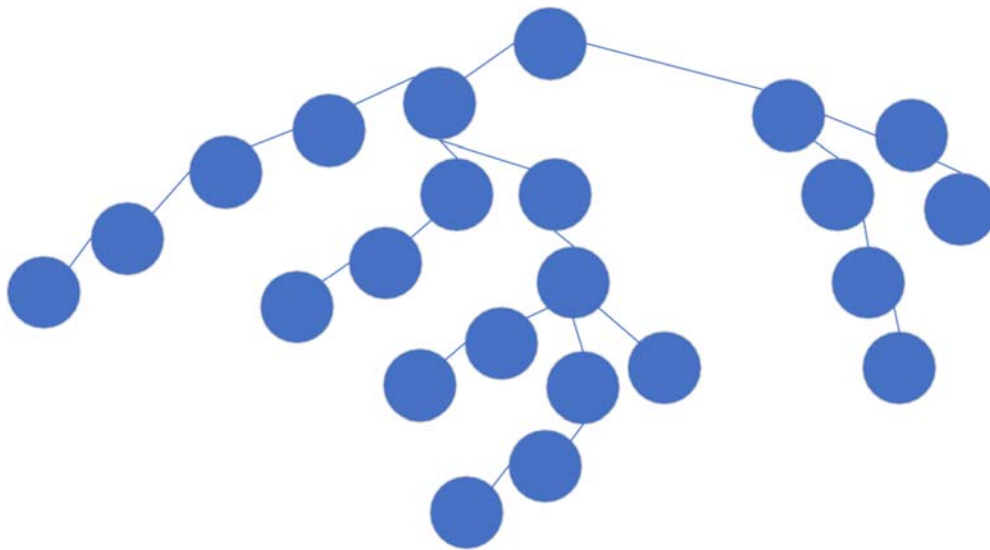


Gambar 11. TID 009

10. TID Kesepuluh

Langkah terakhir, adalah proses pembentukan TID untuk FP – Tree terakhir atau kesepuluh. Dimana, yang menjadi induk nya adalah A009 dengan node nya menjadi 3. Lalu, turunan A005 dan A006 node nya berubah menjadi 2. Untuk pembacaan TID 010

dapat dilihat pada gambar 12



Gambar 12. TID 010.

10.3 Pembangkitan Conditional Pattern Base.

Setelah dilakukan proses pembentukan atau pembangkitan dari FP – Tree, maka langkah berikutnya adalah proses pembangkitan *conditional pattern base*. Hal ini, merupakan langkah pertama dari proses algoritma FP – *Growth*. Untuk tampilan *conditional pattern base*, terlihat pada tabel 6.

Tabel 6. Conditional Pattern Base

Kode Item	Conditional Pattern Base
A007	{A003, A005, A006:2}, {A003, A009, A001, A004:1}, {A003, A009, A001, A005, A006:1}, {A003, A009, A001:1}
A004	{A003, A001, A005, A006:1}, {A003, A009, A001:2}, {A009, A005, A006:1}, {A009,

	A001:1}
A006	{A003, A001, A005 :1}, {A003, A005:2}, {A009, A005:2}, {A003, A009, A001, A005:1}
A005	{A003, A001:1}, {A003:2}, {A003, A009, A001:1}, {A009:2}
A001	{A003:1}, {A003, A009:4}, {A009:1}
A009	{A003:4}
A003	-

3.4.Pembangkitan Conditional FP Tree

Langkah kedua dari algoritma FP – *Growth* adalah pembangkitan dari *conditional FP-Tree*. Hal ini, dilakukan dengan melakukan pemisahan dari *itemset* dengan *pattern base* yang sudah ada. Untuk *conditional FP – Tree* tergambarakan pada tabel 7.

Tabel 7. Conditional FP – Tree

Kode Barang	Conditional FP Tree
A007	<A003:5>, <A005:3>, <A006:3>, <A009:3>, <A004:1>
A004	<A003:3>, <A001:4>, <A005:2>, <A009:4>, <A006:2>
A006	<A003:4>, <A001:2>, <A005:6>, <A009:3>
A005	<A003:4>, <A001:2>, <A009:3>
A001	<A003:5>, <A009:5>
A009	<A003:4>
A003	-

3.5. Pembangkitan Conditional Pattern Generated

Langkah ketiga, setelah mendapatkan hasil dari *conditional FP – Tree*, maka langkah selanjutnya adalah mencari *frequent pattern generated*. Dimana, dalam tahapan ini adalah mencari *single path* atau *single itemset* yang akan dilakukan proses kombinasi dengan internet dari *conditional FP – Tree* atau biasa dikenal dengan pola kombinasi itemset. Hal ini, dinamakan dengan *Frequent Pattern Generated*. Seperti pada tabel 8.

Tabel 8. Conditional Pattern Generated

Kode Barang	Conditional Pattern Frequent Generated
A007	{A003, A007:5}
A006	{A005, A006:6}
A001	{A003, A001:5}
A001	{A009, A001:5}

3.6. Pencarian Association Rules

Pencarian association rules, dilakukan dengan dua tahap. Yaitu, pencarian itemset frequent dan penyusunan *rules*. Penting atau tidaknya dan valid atau tidaknya suatu rules dapat diketahui dengan beberapa parameter, yaitu nilai support (nilai penunjang) dengan nilai minimum sebesar 20% atau 0.2, nilai confidence (nilai kepastian) dengan nilai minimum sebesar 50% atau 0.5, dan nilai lift ratio (nilai validasi) dengan nilai minimum sebesar 100% atau 1 dari keseluruhan transaksi. Dalam menentukan suatu association rule, terdapat ukuran yang menyatakan bahwa suatu informasi atau knowledge dianggap menarik (*interestingness measure*). Ukuran ini didapatkan dari hasil pengolahan data dengan perhitungan tertentu. Seperti nilai *support*, nilai *confidence*, dan nilai *lift ratio*. Maka, hasilnya didapatkan seperti pada tabel 8.

Tabel 9. Kombinasi dan Perhitungan Association Rules

No	Frequent	Kombinasi A → B	Nilai Support	Nilai Confidence	Nilai Lift Ratio	Valid
1	A003, A007	A003 → A007	$\frac{5}{10} \times 100\%$ = 50%	$\frac{5}{7} \times 100\%$ = 71,42%	$\frac{5/7}{5/10}$ = 1,428	Ya
2	A007, A003	A007 → A003	$\frac{5}{10} \times 100\%$ = 50%	$\frac{5}{5} \times 100\%$ = 100%	$\frac{5/5}{7/10}$ = 1,428	Ya
3	A005, A006	A005 → A006	$\frac{6}{10} \times 100\%$ = 60%	$\frac{6}{6} \times 100\%$ = 100%	$\frac{6/6}{6/10}$ = 1,667	Ya
4	A006, A005	A006 → A005	$\frac{6}{10} \times 100\%$ = 60%	$\frac{6}{6} \times 100\%$ = 100%	$\frac{6/6}{6/10}$ = 1,667	Ya
5	A003, A001	A003 → A001	$\frac{5}{10} \times 100\%$ = 50%	$\frac{5}{7} \times 100\%$ = 71,42%	$\frac{5/7}{6/10}$ = 1,190	
6	A001, A003	A001 → A003	$\frac{5}{10} \times 100\%$ = 50%	$\frac{5}{6} \times 100\%$ = 83,34%	$\frac{5/6}{7/10}$ = 1.190	
7	A009, A001	A009 →A001	$\frac{5}{10} \times 100\%$ = 50%	$\frac{5}{7} \times 100\%$ = 71,42%	$\frac{5/7}{6/10}$ = 1.190	
8	A001, A009	A001 → A009	$\frac{5}{10} \times 100\%$ = 50%	$\frac{5}{6} \times 100\%$ = 83,34%	$\frac{5/6}{7/10}$ = 1.190	

Selain dengan menghitung secara manual, berikut juga merupakan tampilan baik secara aplikasi, dan rapid manner. Untuk salah satu bagian dari aplikasi, terlihat pada gambar 13, dan untuk rapid manner tergambarkan pada gambar 14.

Association Rules					
Show	5	entries	Search:		
No	Aturan Asosiasi By Code	Aturan Asosiasi By Name	Support	Confidence	Lift Ratio
1	Jika membeli A0007 maka juga membeli A0003	Jika membeli Responsive Web Design with Bootstrap maka juga membeli Project PHP & MySQL Membuat Web Digital	50.00 %	100.00 %	1.43
2	Jika membeli A0003 maka juga membeli A0007	Jika membeli Project PHP & MySQL Membuat Web Digital maka juga membeli Responsive Web Design with Bootstrap	50.00 %	71.43 %	1.43
3	Jika membeli A0003 maka juga membeli A0001	Jika membeli Project PHP & MySQL Membuat Web Digital maka juga membeli Dzikir Tauhid	50.00 %	71.43 %	1.19
4	Jika membeli A0001 maka juga membeli A0003	Jika membeli Dzikir Tauhid maka juga membeli Project PHP & MySQL Membuat Web Digital	50.00 %	83.33 %	1.19
5	Jika membeli A0009 maka juga membeli A0001	Jika membeli Aroma Karsa maka juga membeli Dzikir Tauhid	50.00 %	71.43 %	1.19
Showing 1 to 5 of 8 entries			Previous	1	2 Next

Gambar 13. Output Aplikasi

No.	Premises	Conclusion	Support	Confidence	LaPlace	Gain	p-s	Lift	Convicti...
1	Aroma Karsa	Dzikir Tauhid	0.500	0.714	0.882	-0.900	0.080	1.190	1.400
2	Project PHP & MySQL Membuat Web Digital	Dzikir Tauhid	0.500	0.714	0.882	-0.900	0.080	1.190	1.400
3	Project PHP & MySQL Membuat Web Digital	Responsive Web Design with Bootstrap	0.500	0.714	0.882	-0.900	0.150	1.429	1.750
4	Dzikir Tauhid	Aroma Karsa	0.500	0.833	0.938	-0.700	0.080	1.190	1.800
5	Dzikir Tauhid	Project PHP & MySQL Membuat Web Digital	0.500	0.833	0.938	-0.700	0.080	1.190	1.800
6	Responsive Web Design with Bootstrap	Project PHP & MySQL Membuat Web Digital	0.500	1	1	-0.500	0.150	1.429	∞
7	Membuat Aplikasi dengan Menggunakan Flutter	Pemrograman Android dengan Kotlin	0.600	1	1	-0.600	0.240	1.667	∞
8	Pemrograman Android dengan Kotlin	Membuat Aplikasi dengan Menggunakan Flutter	0.600	1	1	-0.600	0.240	1.667	∞

Gambar 14. Output Rapid Manner

Dihasilkan lah kombinasi dari pola pembelian, dengan memiliki 8 rules. Untuk hal tersebut , disajikan pada tabel 10

Tabel 10. Hasil

No	Rule	Support	Confidence	Lift Ratio	Valid
1	Jika membeli Responsive Web Design with Bootstrap maka juga membeli Project PHP & MySQL Membuat Web Digital	50.00%	100%	1.43	Ya
2	Jika membeli Responsive Web Design with Bootstrap maka juga membeli Project PHP & MySQL Membuat Web Digital	50.00%	71,43	1.43	Ya
3.	Jika membeli Project PHP & MySQL Membuat Web Digital maka juga membeli Dzikir Tauhid	50.00%	71.43%	1.19	Ya
4	Jika membeli Project PHP & MySQL Membuat Web Digital maka juga membeli Dzikir Tauhid	50.00%	83.33%	1.19	Ya
5	Jika membeli Project PHP & MySQL Membuat Web Digital maka juga membeli Dzikir Tauhid	50.00%	71.43	1.19	Ya
6	Jika membeli Project PHP & MySQL Membuat Web Digital maka juga membeli Dzikir Tauhid	50.00%	83.33%	1.19	Ya
7	Jika membeli Project PHP & MySQL Membuat Web Digital maka juga membeli Dzikir Tauhid	60.00%	100.00 %	1.67	Ya
8	Jika membeli Project PHP & MySQL Membuat Web Digital maka juga membeli Dzikir Tauhid	60.00%	100.00 %	1.67	Ya

3.7. Hasil Akhir

Dalam proses pengujian aplikasi ini, dilakukan perhitungan dengan algoritma FP – Growth dengan memasukan nilai minimum *support* sebesar 50% atau 0.5, dengan nilai minimum *confidence* sebesar 60% atau 0.6. Sehingga, akan menghasilkan kombinasi *association rules* berjumlah 8. Namun, disini penulis akan memasukan kombinasi *association rules* yang memiliki nilai *confidence* atau kepastian sebesar 100% atau 1 dan bersifat valid dengan nilai lift ratio diatas 1. Hasil dari *association rules* dengan nilai *confidence* 100% dan lift ratio antara 1.43 – 1.67 adalah yang terlampir pada tabel 11.

Tabel 11. Hasil akhir dengan nilai Terbesar.

No	Rule	Support	Confidence	Lift Ratio	Valid
1	Jika membeli Responsive Web Design with Bootstrap maka juga membeli Project PHP & MySQL Membuat Web Digital	50.00%	100%	1.43	Ya
2	Jika membeli Membuat Aplikasi dengan Menggunakan Flutter maka juga membeli Pemrograman Android dengan Kotlin	60%	100%	1.67	Ya
3	Jika membeli Pemrograman Android dengan Kotlin maka juga membeli Membuat Aplikasi dengan Menggunakan Flutter	60.00%	100%	1.67	Ya

Dari hasil akhir di tabel 4. 3. dapat diberikan kesimpulan sebagaimana berikut :

1. Rule 1 : Sangat yakin 100% bahwa 50.00% dari pembelian data sample akan membeli Responsive Web Design dengan Project PHP & MySQL Membuat Web Digital
2. Rule 2 : Sangat yakin 100% bahwa 60.00% pembelian data sample akan membeli Membuat Aplikasi dengan Menggunakan Flutter dengan Pemrograman Android dengan Kotlin
3. Rule 2 : Sangat yakin 100% bahwa 60.00% pembelian data sample akan membeli Pemrograman Android dengan Kotlin dengan Membuat Aplikasi dengan Menggunakan Flutter

Lalu, dari hasil akhir dengan 3 rules yang tersedia. Maka, produk atau buku yang direkomendasikan untuk ditaruh adalah seperti berikut :

1. Membuat Aplikasi dengan Menggunakan Flutter, dengan nilai confidence sebesar 100% dan lift ratio 1.67.
2. Pemrograman Android dengan Kotlin, dengan nilai confidence sebesar 100% dan lift ratio 1.67
3. Responsive Web Design with Bootstrap, dengan nilai confidence sebesar 100% dan lift ratio 1.43
4. Project PHP MySQL Membuat Web, dengan nilai confidence sebesar 100% dan lift ratio 1.43

4. KESIMPULAN

Dengan memasukan nilai minimum *support* di *range* angka 10% (0.1) – 30% (0.3) mendapatkan hasil berupa rule, hal dikarenakan ketika data transaksi nya semakin banyak maka kombinasi pembelian barang hanya menghasilkan 1 – 2 pola kombinasi. Data transaksi nya hanya berjumlah sekitar 10 paling banyak. Hasil akhir nya pun mendapatkan nilai support yang di sekitar 20% (0.2) hingga 35% (0.35)

DAFTAR PUSTAKA

- Aris, W. (2017). Analisis Hasil Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori pada Apotek. *Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika (JEPIN)*, 60 - 64.
- Astrina, I., Arifin, M. Z., & Pujianto, U. (2019). Penerapan Algoritma FP-Growth Dalam Penentuan Pola Pembelian Konsumen Pada Kain Tenun Medali Mas. *JURNAL MATRIX*, 32 - 40.
- Elisa, E. (2018). Market Basket Analysis Pada Mini Market Ayu dengan Algoritma Apriori. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 472-478.
- Fahrudin, F. N. (2019). Penerapan Algoritma Apriori untuk Market Basket Analysis. *MIND Journal*, 01 - 11.
- Firman, C. E. (2017). Penentuan Pola Yang Sering Muncul Untuk Penjualan Pupuk Menggunakan FP-Growth. *Jurnal Informatika, Manajemen dan Komputer*, 1-8.
- Firmando, I., Dixsen, Tony, Wijaya, V., Surianto, Yanto, E., & Jollyta, D. (2019). Implementasi Algoritma Apriori dan Forecasting pada Transaksi Penjualan. *Jurnal Mantik Penusa*, 25-29.
- Gunadi, G., & Sensue, I. D. (2012). Penerapan Metode Data Mining Market Basket Analysis Terhadap Data Penjualan Produk Buku Dengan Menggunakan Algoritma Apriori dan Frequent Pattern Growth (FP-Growth) : Studi Kasus Percetakan PT. Gramedia). *Jurnal TELEMATIKA MKOM*, 118 - 133.
- Nugroho, Y. S. (2017). Penerapan Data Mining Untuk Prediksi Rating. 57-58.
- Romadhon, M. S., & Kodar, A. (2020). Implementasi Metode Market Basket Analysis (MBA) Menggunakan Algoritma Apriori Dalam Transaksi Penjualan (Studi Kasus : Kafe Ruang Temu). *Jurnal Saintekom*, 138 - 147.
- Rusnandi, Suparni, & Pohan, B. A. (2020). Penerapan Data Mining untuk Analisis Market Basket Dengan Algoritma FP-Growth Pada Pasar Tohaga. *JANAPATI*, 119-133.
- Sapitri, D. D., & Purnomo, H. D. (2018). Penerapan Algoritma Frequent Pattern Growth Untuk Menganalisis.
- Sharif, A. (2019). DATA MINING UNTUK MEMPREDIKSI ITEMSET PROMOSI PENJUALAN BARANG MENGGUNAKAN METODE MARKET BASKET ANALYSIS (MBA). *Jurnal Mantik Penusa*, 117 - 123.
- Sikumbang, D. E. (2018). Penerapan Data Mining Penjualan Sepatu menggunakan Algoritma Apriori. *Jurnal Teknik Informatika*, 156-162.
- Sulastri, & Nugroho, Y. S. (2017). Penerapan Data Mining Untuk Prediksi Rating Penjualan Buku Menggunakan Metode Naive Bayes. *ISSN*, 57-72.
- Suryanto, E. (2013:). IMPLEMENTASI CUSTOMER RELATIONSHIP MANAGEMENT DENGAN MARKET BASKET ANALYSIS PADA TOKO BUKU ONLINE STUDI KASUS: TOKO BUKU TOGA MAS. *Jurnal EKSIS*, 12-20.
- Syaripudin, G. A., & Faizal, E. (2017). Implementasi Algoritma Apriori Dalam Menentukan Persediaan Obat. *Jurnal Informatika dan Komputer (JIKO)*, 10 - 14.
- Wijaya, K. N., Malik, R. F., & Nurmaini, S. (2020). Analisa Pola Frekuensi Keranjang Belanja dengan Perbandingan Algoritma FP-Growth (Frequent Pattern Growth) dan Eclat pada Minimarket. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 364 - 373.
- Winasis, P. H. (2019). Penerapan Data Mining untuk Analisis Pola Belanja Konsumen menggunakan Algoritma Apriori pada Mall CPM Jakarta. *Jurnal SIMIKA*, 81-92.