

Analisis Penempatan Produk Retail dengan Metode Asosiasi Menggunakan Algoritma *FP-Growth*

1st Hanif Catrio Wicaksono
Fakultas Rekayasa Industri
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
hanifcatrio@student.telkomuniversity.ac.id

2nd Deden Witarsyah
Fakultas Rekayasa Industri
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
dedenw@telkomuniversity.ac.id

3rd Fakhri Hamami
Fakultas Rekayasa Industri
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
fakhrihamami@telkomuniversity.ac.id

Abstrak—Hasil dari penjualan pada toko retail setiap harinya mencatat transaksi penjualan yang sangat banyak, dan selalu bertambah seiring dengan perubahan waktu. Pihak manajemen hanya melihat laporan jumlah barang terjual dan berapa banyak pendapatannya dilihat tanpa ada tindak lanjut untuk menentukan keputusan di waktu yang akan datang. Dengan menggunakan metode *association rule*, pihak manajemen dapat mengambil keputusan produk apa saja yang membutuhkan persediaan yang lebih banyak dibandingkan dengan produk yang lain. Penelitian ini dilakukan dengan adanya penerapan algoritma *FP-Growth* dengan metode *association rule* menggunakan *tools* rapid miner. Hasil yang di dapatkan dari penelitian ini adalah nilai *support* 0,2% dan nilai *confidence* 0,6% dengan total 135 transaksi dari 246 produk dalam seminggu memiliki 5 kombinasi 3 *items* perlengkapan bayi yang dibeli secara bersamaan oleh *customer*. Dengan adanya penelitian ini diharapkan manajemen Toko Retail di United Kingdom dapat melihat strategi bisnis yang lebih menguntungkan serta lebih mempersiapkan di waktu yang akan datang, dan juga pihak manajemen toko bisa memberikan *discount* untuk pembelian 3 *items* perlengkapan bayi yang dibeli secara bersamaan.

Kata Kunci—*association rule*, algoritma *FP-Growth*, *rapid miner*, *support*, *confidence*

Abstract—The results of sales at retail stores every day record a lot of sales transactions, and always increase with changing times. Management only looks at reports on the number of items sold and how much income is seen from the party there is follow-up to determine decisions in the future. By using the association method, management can make decisions about what requires more inventory than other products. This research was conducted by implementing the application of *FP-Growth* with the rule association method using *rapid miner* tools. The results obtained from this study are a support value of 0.2% and a confidence value of 0.6% with a total of 135 transactions from 246 products in a week having 5 combinations of equipment 3 items purchased simultaneously by customers.

With this research, it is hoped that retail store management in the UK can see more profitable business strategies and prepare for the future, and also store management can provide discounts for the purchase of 3 items of baby equipment purchased simultaneously.

Keywords—*association rule*, algorithm *FP-Growth*, *rapid miner*, *support*, *confidence*

1. PENDAHULUAN

Data transaksi pada jenis perusahaan retail setiap harinya mencatat transaksi penjualan yang sangat banyak, dan selalu bertambah seiring dengan perubahan waktu. Hal ini sangat berpengaruh pada pertumbuhan jumlah data yang besar dalam basis data [1]. Data yang jumlahnya besar dan banyak itu harus dapat dimanfaatkan bagi pertumbuhan perusahaan, di antaranya dengan melakukan proses penggalian data sebagai informasi penting bagi perusahaan untuk analisis penjualan, yang pada akhirnya hasil analisis tersebut harus dapat membantu dalam membuat keputusan khususnya strategi pemasaran dan penjualan. Sehingga para pengembang dan pelaku bisnis harus mencari solusi dan memikirkan strategi-strategi terobosan yang dapat menjamin keberlangsungan bisnis mereka. Pada bisnis retail, salah satu cara yang bisa dilakukan untuk mengetahui kondisi pasar (*customer*) adalah dengan mengamati data transaksi penjualan. Data transaksi penjualan disimpan dalam basis data server dan kemudian data inilah yang akan diolah sehingga dihasilkan laporan penjualan dan laporan laba rugi. Akan tetapi, data penjualan tersebut dapat diolah lebih lanjut sehingga didapatkan informasi baru [2].

Secara interaktif dalam menemukan pola data-data saat ini dan atau memprediksi *trend* di masa yang akan datang. Pemilihan lokasi untuk retail modern merupakan kunci dari strategi bisnis untuk retail

modern toko retail. Penentuan pilihan lokasi disebut retail modern toko retail menjadikan hal yang penting untuk strategi dari bisnis retail modern. Bagi para konsumen untuk mencari produk incarannya antara lain adalah jumlah pusat perbelanjaan retail. sehingga pengolahan data harus dapat menghasilkan informasi yang selanjutnya akan digunakan sebagai pendukung pengambilan keputusan untuk membuat solusi bisnis dan dukungan infrastruktur di bidang teknologi informasi merupakan lahirnya suatu teknologi *data mining* [3].

Data mining adalah proses mengekstraksi informasi atau sesuatu yang penting atau menarik dari data yang ada di dalam database sehingga menghasilkan informasi yang sangat berharga. *Data mining* sering juga disebut *knowledge discovery in database* (KDD), adalah kegiatan yang meliputi pengumpulan, pemakaian data historis untuk menemukan keteraturan, pola atau hubungan dalam set data berukuran besar [4]. *Data mining* dapat mengolah informasi dari kumpulan data yang sangat besar dan dalam melakukan pencarian data membentuk pola yang biasa disebut dengan *association rule* [5].

Pembentukan pola *association rule* yang dihasilkan nanti akan digunakan untuk mengatur meletakkan barang-barangnya dalam tempat yang strategis agar pembeli lebih mudah menjumpainya. Dengan adanya bantuan algoritma *Frequent Pattern Growth* yang akan dipakai, pihak toko dapat mengambil keputusan barang mana yang membutuhkan persediaan yang lebih banyak dibandingkan dengan barang yang lain, dan peletakan barang yang sesuai dengan hubungan antar barang yang biasanya dibeli konsumen juga dapat ditentukan berdasarkan *Minimum Support* dan *Minimum Confidence* [6]. Algoritma ini akan memberikan saran kepada manajer untuk melakukan strategi promosi pada swalayan atau toko retail yang dimilikinya. Di dalam bidang usaha retail.

Banyak algoritma yang mengarah pada teknik *data mining* tentang penentuan strategi pemasaran pada perusahaan dengan cara menentukan pola kombinasi produk yang paling banyak dibeli oleh *customer* secara bersamaan. Dalam data transaksi penjualan salah satunya dengan menerapkan algoritma apriori sebagai penelitian, walaupun banyak yang menggunakan algoritma tersebut algoritma *FP-Growth* merupakan algoritma yang relevan dikarenakan algoritma *FP-Growth* adalah pengembangan dari algoritma apriori, sehingga penerapan dalam menentukan pola kombinasi item lebih baik dari algoritma apriori.

Pada penelitian implementasi *data mining* metode asosiasi algoritma *FP-growth* pada Perusahaan Ritel

[7], pada sistem algoritma *FP-growth* berdampak untuk mengetahui pola pembelian oleh konsumen dan dapat dijadikan *knowledge* bagi perusahaan untuk menentukan keputusan strategi pemasaran dan penjualan, lalu dapat diketahui hasilnya oleh para pengusaha retail adalah dapat menerapkan di usahanya, sehingga penyediaan barang dagang akan sesuai dengan pola pembelian pelanggan.

Penelitian algoritma *FP-growth* dalam penempatan lokasi barang di gudang PT.XYZ [8], tujuan dari penelitian ini untuk mengetahui penempatan barang melalui nilai *support* dan nilai *confidence*, sehingga menghasilkan laporan barang yang memiliki nilai *support* tinggi untuk melakukan penempatan barang yang strategis pada gudang tersebut, dampak yang dihasilkan pada perusahaan dapat mempercepat proses pembentukan kecenderungan pola kombinasi *itemset* hasil penjualan produk-produk barang.

Implementasi algoritma *FP-Growth* cukup banyak diterapkan pada proses pengambilan keputusan untuk mencari tahu produk apa saja yang sering dibeli oleh konsumen, sehingga peneliti memilih algoritma *FP-Growth* karena algoritma *FP-Growth* salah satu algoritma yang banyak dipakai untuk mempermudah pihak manajemen dalam pengambilan keputusan untuk mengetahui informasi mengenai produk yang sering dibeli oleh konsumen dibandingkan menggunakan algoritma lainnya, sehingga pada penelitian ini di dapatkan data transaksi yang bersifat *open source* untuk dijadikan penelitian lebih lanjut, data tersebut merupakan data transaksi toko retail yang berada di United Kingdom, dasar dan tujuan peneliti untuk mengetahui adanya kombinasi produk yang memiliki keterkaitan antara satu dengan yang lainnya pada Toko Retail di United Kingdom.

II. KAJIAN TEORI

A. Data Mining

Data mining adalah suatu istilah yang digunakan dalam menguraikan penemuan informasi didalam *database*. *Data mining* ialah proses penggunaan teknik seperti teknik pembelajaran mesin, teknik statistik matematika dan teknik kecerdasan buatan dalam ekstraksi dan identifikasi informasi yang bermanfaat dari berbagai *database* yang berukuran besar [9]. Berikut Gambar 1 merupakan visualisasi kelompok *data mining*.



GAMBAR 1
KELOMPOK DATA MINING

Data mining dibagi menjadi beberapa kelompok berdasarkan tugas nya yaitu [10]:

1. Deskripsi

Deskripsi merupakan analisis yang mencoba mencari cara menggambarkan pola dan kecenderungan yang sama terdapat dalam data.

2. Estimasi

Estimasi merupakan analisis yang hampir menyerupai dengan klasifikasi, akan tetapi target variabel estimasi lebih mengarah numerik dibanding pada arah kategori.

3. Prediksi

Prediksi merupakan analisis yang hampir menyerupai dengan klasifikasi dan estimasi, akan tetapi dalam prediksi menghasilkan nilai dari hasil di masa mendatang.

4. Klasifikasi

Klasifikasi merupakan target variabel yang mengarah kategori, seperti pendapatan yang diklasifikasikan menjadi tiga yaitu gaji tinggi, gaji sedang, dan gaji rendah.

5. Pengklasteran

Pengklasteran merupakan pengelompokan data yang terekam, pengamatan data, dan membentuk kelas obyek yang memiliki kemiripan. Pada pengklasteran tidak ada variabel target, pengklasteran melakukan pembagian keseluruhan data menjadi kelompok yang memiliki kesamaan. Jika memiliki kesamaan dalam kelompok akan bernilai besar, sedangkan dengan kelompok yang berbeda akan bernilai kecil.

6. Asosiasi

Asosiasi adalah analisis dalam penemuan atribut yang muncul dalam waktu yang bersamaan. Analisis keranjang belanja adalah contoh implementasi dari asosiasi

Tahap-tahap data mining adalah sebagai berikut: [11]

1. Data Cleaning (Pembersihan Data)

Pembersihan data adalah proses menghilangkan noise dan data yang tidak relevan.

2. Data Integration (Integrasi Data)

Integrasi data adalah penggabungan data dari berbagai database ke dalam satu database baru.

3. Data Selection (Seleksi Data)

Data yang ada pada database seringkali tidak semua atribut dipakai, oleh karena itu hanya data yang sesuai dianalisis yang akan diambil dari database.

4. Data Transformation (Transformasi data)

Data diubah ataupun digabung ke dalam format yang sesuai untuk diproses.

5. Process Mining (Proses Penambangan)

Proses penambangan merupakan proses utama saat metode diterapkan dalam menemukan informasi berharga dan tersembunyi dari data.

6. Pattern Evaluation (Evaluasi Pola)

Evaluasi pola digunakan untuk identifikasi pola-pola yang menarik kedalam knowledge based yang ditemukan.

7. Knowledge Presentation (Presentasi Pengetahuan)

Presentasi pengetahuan merupakan visualisasi penyajian informasi mengenai metode yang digunakan untuk memperoleh pengetahuan yang diperoleh pengguna.

C. Market Basket Analysis

Metode *market basket analysis* pernah diterapkan dalam sistem *customer profiles* pada situs berbasis web *e-commerce* [12]. Peneliti melakukan pencarian *rules*, diambil dari algoritma dalam data mining, diantaranya *FP-Growth* yang digunakan peneliti dalam melakukan penelitian ini. Firdhana menyatakan bahwa *market basket analysis* yang diterapkan hanya dapat diakses oleh admin sebagai tempat untuk melakukan konfigurasi. Konfigurasi disini adalah melakukan inialisasi nilai minimal *support* dan minimal *confidence* untuk perhitungan *Market Basket Analysis*. admin dapat melihat hasil *rule* dari metode untuk semua transaksi yang terjadi dengan mengabaikan pelanggan yang melakukan transaksi. Hasil dari penentuan *minimum support* dan *minimum confidence*, yaitu halaman *Market Basket Analysis* yang berisi perhitungan nilai *improvement* yang menunjukkan apakah hubungan barang A dan B baik atau kurang baik. Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan tersebut, dikembangkanlah sistem berupa informasi bantuan atau *service* kepada pelanggan berupa rekomendasi produk yang pelanggan biasa beli pada suatu waktu.

D. Preprocessing

Pengertian *Preprocessing* [13] adalah proses perubahan bentuk data yang terstruktur sembarang menjadi data yang terstruktur sesuai kebutuhan untuk proses dalam *text mining*. Tahap *preprocessing* terdiri dari *casefolding*, *tokenizing*, *filtering*, dan *stemming*. Penelitian ini menggunakan tahap *case folding* hingga *stemming*. *Casefolding* adalah tahap mengubah semua huruf dalam dokumen menjadi huruf kecil. Selain itu, karakter non-huruf akan dihilangkan. *Tokenizing* adalah tahap pemecahan kalimat berdasarkan tipe kata

yang menyusunnya. *Filtering* adalah tahap mengambil kata-kata penting dari hasil tahap *tokenizing* dan *filtering* dapat dilakukan dengan menghilangkan *stoplist/stopword* (kata-kata yang tidak deskriptif, seperti kata “yang” dan “dari”). *Stemming* adalah tahap transformasi suatu kata menjadi kata dasarnya (root word) dengan menggunakan aturan-aturan tertentu.

E. Algoritma FP-Growth

Frequent Pattern Growth (FP-Growth) merupakan salah satu alternatif yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (*frequent itemset*) dalam sebuah kumpulan data. Metode *FP-Growth* dapat dibagi menjadi 3 tahapan utama [14], yaitu:

1. Tahap Pembangkitan Conditional Pattern Base

Merupakan subdatabase yang berisi prefix path (lintasan prefix) dan suffix pattern (pola akhiran). Pembangkitan conditional pattern base didapatkan melalui FP-tree yang telah dibangun sebelumnya.

2. Tahap pembangkitan conditional FP-Tree

Pada tahap ini, support count dari setiap item pada setiap conditional pattern base dijumlahkan, lalu setiap item yang memiliki jumlah support count lebih besar sama dengan minimum support count ξ akan dibangkitkan dengan conditional FP-tree.

3. Tahap pencarian frequent itemset

Apabila Conditional FP-tree merupakan lintasan tunggal (single path), maka didapatkan frequent itemset dengan melakukan kombinasi item untuk setiap conditional FP-tree. Jika bukan lintasan tunggal, maka dilakukan pembangkitan FP-Growth secara rekursif [6].

F. Aturan Asosiasi

Ketersediaan *database* mengenai catatan transaksi pembelian para pelanggan suatu supermarket atau tempat lain, telah mendorong pengembangan teknik-teknik yang secara otomatis menemukan asosiasi produk atau item-item yang tersimpan dalam database tersebut, sebagai contoh adalah data mengenai transaksi pada supermarket. Data transaksi mendaftarkan semua item yang dibeli oleh pelanggan dalam suatu transaksi pembelian tunggal. Para manajer ingin tahu apakah suatu kelompok item selalu dibeli secara bersamaan. Para manajer tersebut bisa menggunakan informasi tersebut untuk membuat layout supermarket, sehingga penyusunan item-item tersebut bisa optimal satu sama lain atau untuk keperluan promosi, segmentasi pembeli, pembuatan katalog produk, atau melihat pola belanja. Aturan asosiasi

ingin memberikan informasi tersebut dalam bentuk hubungan “if-then” atau “jika-maka” yang dihitung dari data yang sifatnya probabilistic [15].

Ide dari aturan asosiasi adalah untuk memeriksa semua kemungkinan hubungan if-then antar item dan memilih hanya yang paling mungkin (*most likely*) sebagai indikator dari hubungan ketergantungan antar item. Biasanya digunakan istilah *antedecent* untuk mewakili bagian “jika” dan *consequent* untuk mewakili bagian “maka”. Dalam analisis ini, *Antedecent* dan *consequent* adalah sekelompok item yang tidak punya hubungan secara bersama (Santosa, 2007). Metodologi dasar aturan asosiasi terbagi menjadi dua tahap [15] yaitu :

1. 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 :

$$Support = (A) = \frac{Jumlah\ Transaksi\ mengandung\ A}{Jumlah\ Transaksi} \quad (1)$$

dimana:

Support = nilai penunjang

(A) = produk barang

Jumlah Transaksi mengandung A = total produk A yang dibeli

Jumlah Transaksi = total transaksi

Sedangkan nilai dari support 2 item diperoleh dari rumus berikut :

2. Pembentukan aturan asosiatif

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 →B).

$$Confidence = P(B | A) = \frac{\sum Jumlah\ Transaksi\ mengandung\ A\ dan\ B}{\sum Transaksi\ mengandung\ A} \quad (2)$$

dimana:

Confidence = nilai kepastian

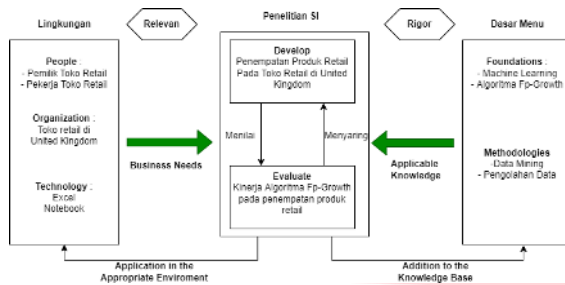
$P(B | A)$ = himpunan terbesar B irisan A

\sum = notasi sigma untuk meringkas penjumlahan panjang

Jumlah Transaksi mengandung A dan B = total transaksi mengandung barang A dan B

III. METODE

Model konseptual adalah pengembangan model yang bersifat analitis deskriptif, menyebutkan komponen-komponen atau bagian-bagian produk, menganalisa komponen secara rinci dan menunjukkan hubungan antar komponen yang dikembangkan. Model konseptual memperlihatkan adanya hubungan tanpa memperhatikan urutan atau tahapan-tahapan dalam kegiatan pengembangan [16].



GAMBAR 2 METODE KONSEPTUAL

Pada Gambar 2 dalam tabel konseptual hevner merupakan penelitian yang digunakan untuk mengembangkan analisis terhadap penempatan produk retail pada toko Retail di United Kingdom.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Penerapan Algoritma FP-Growth

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sampel dari transaksi penjualan pada Toko Retail di United Kingdom, untuk mempermudah perhitungan maka data transaksi yang digunakan sebagai contoh hanya sepuluh transaksi pembelian barang pada bulan April.

TABEL 1 SAMPLE DATA BARANG

ID	Nama Barang
A1	SET 2 TEA TOWELS I LOVE LONDON
A2	SPACEBOY BABY GIFT SET
A3	LUNCH BOX I LOVE LONDON
A4	LONDON BUS COFFEE MUG
A5	CARD BIRTHDAY COWBOY
A6	JAM JAR WITH GREEN LID
A7	GIFT BAG BIRTHDAY
A8	COLOUR GLASS T-LIGHT HOLDER HANGING
A9	LANTERN CREAM GAZEBO
A10	LIPSTICK PEN FUSCHIA

Produk yang dijual pada Toko Retail di United Kingdom ada banyak tipe – tipe barang namun yang dijadikan sample dalam proses penerapan hanya mengambil sepuluh jenis nama barang dan id barang.

TABEL 2 TRANSAKSI PENJUALAN

TID	Jenis Barang yang dibeli
1	{A1, A3, A5, A8, A10}
2	{A3, A4, A6}
3	{A1, A7, A9}
4	{A1, A3, A4, A7, A9}
5	{A2, A5, A7}
6	{A1, A3, A6, A9}
7	{A1, A3, A8, A9, A10}
8	{A3, A5, A7}
9	{A2, A9}
10	{A2, A8}

Diambil sampel Transaksi barang pada toko retail di United Kingdom dari sepuluh ID transaksi yang terdiri dari jenis pembelian barang oleh customer.

TABEL 3 TABULASI DATA TRANSAKSI

ID	NAMA BARANG	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	FREKUENSI
A1	SET 2 TEA TOWELS I LOVE LONDON	1	0	1	1	0	1	1	0	0	0	5
A2	SPACEBOY BABY GIFT SET	0	0	0	0	1	0	0	0	1	1	3
A3	LUNCH BOX I LOVE LONDON	1	1	0	1	1	1	1	1	0	0	6
A4	LONDON BUS COFFEE MUG	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	2
A5	CARD BIRTHDAY COWBOY	1	0	0	0	1	0	1	1	0	0	3
A6	JAM JAR WITH GREEN LID	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	2
A7	GIFT BAG BIRTHDAY	0	0	1	1	1	0	0	1	0	0	4
A8	COLOUR GLASS T-LIGHT HOLDER HANGING	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	3
A9	LANTERN CREAM GAZEBO	0	0	1	1	0	1	1	0	1	0	5
A10	LIPSTICK PEN FUSCHIA	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	2
ID	TOTAL TRANSAKSI	5	3	3	5	3	4	5	3	2	2	FREKUENSI

Setelah menentukan nilai 0 dan 1 pada tabulasi diatas, jika customer membeli salah satu barang diatas maka diberikan nilai 1 dan sebaliknya jika customer tidak membeli barang tersebut maka diberikan nilai 0, selanjutnya yaitu penentuan frekuensi tiap barang.

TABEL 4 FREKUENSI BARANG

ID	Nama Barang	Frekuensi
A1	SET 2 TEA TOWELS I LOVE LONDON	5
A2	SPACEBOY BABY GIFT SET	3
A3	LUNCH BOX I LOVE LONDON	6
A4	LONDON BUS COFFEE MUG	2
A5	CARD BIRTHDAY COWBOY	3
A6	JAM JAR WITH GREEN LID	2
A7	GIFT BAG BIRTHDAY	4
A8	COLOUR GLASS T-LIGHT HOLDER HANGING	3
A9	LANTERN CREAM GAZEBO	5
A10	LIPSTICK PEN FUSCHIA	2

Data diatas merupakan hasil dari frekuensi tiap barang yang dibeli oleh customer (ID) untuk frekuensi tertinggi bernilai enam dan nilai terendah bernilai dua.

TABEL 5
FILTER DATA TERTINGGI

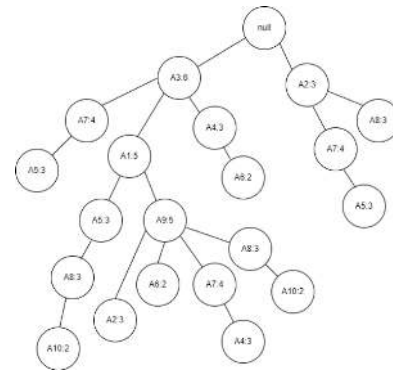
ID	Nama Barang	Frekuensi
A3	LUNCH BOX I LOVE LONDON	6
A1	SET 2 TEA TOWELS I LOVE LONDON	5
A9	LANTERN CREAM GAZEBO	5
A7	GIFT BAG BIRTHDAY	4
A2	SPACEBOY BABY GIFT SET	3
A5	CARD BIRTHDAY COWBOY	3
A8	COLOUR GLASS T-LIGHT HOLDER HANGING	3
A4	LONDON BUS COFFEE MUG	2
A6	JAM JAR WITH GREEN LID	2
A10	LIPSTICK PEN FUSCHIA	2

Data diatas merupakan hasil urutan dari barang pembelian tertinggi sampai terendah, untuk nilai tertinggi bernilai enam dengan produk id A3 dan terendah bernilai dua dengan produk A4 sampai A10, sehingga dapat ditentukan bahwa nilai minimum *supportnya 20%*.

TABEL 6
SUPPORT COUNT DESCENDING

TID	Jenis Barang yang dibeli
1	{A3, A1, A5, A8, A10}
2	{A3, A4, A6}
3	{A1, A9, A7}
4	{A3, A1, A9, A7, A4}
5	{A2, A7, A5}
6	{A3, A1, A9, A6}
7	{A3, A1, A9, A8, A10}
8	{A3, A7, A5}
9	{A9, A2}
10	{A2, A8}

Pada Tabel 6 yaitu mengurutkan frekuensi barang dari tiap transaksi id (TID) yang paling tertinggi sampai terendah, untuk nilai barang tertinggi yaitu A3 dan nilai barang terendah A10. Untuk frekuensi barang tertinggi pertama adalah A3 yang berjumlah enam, dan mengurut sampai frekuensi terendah seperti A10 dengan jumlah dua.



GAMBAR 3
HASIL PEMBENTUKAN FP-TREE

Pada Gambar 3 menunjukkan hasil pembentukan FP-Tree dari sepuluh TID yang sudah dilakukan *support count descending* sebelumnya, dari hasil FP-Tree diatas.

TABEL 7
CONDITION PATTERN BASE

ID	Condition Pattern Base
A10	{A3, A1, A5, A8:2}
A6	{A3, A1, A9:2}, {A3, A4:2}
A4	{A3:3}, {A3, A1, A9, A7:3}
A2	{A3, A1, A9:3}
A5	{A3, A7:3}, {A3, A1:3}, {A2, A7:5}
A8	{A3, A1, A5:3}, {A3, A1, A9:3}
A7	{A3:4}, {A3, A1, A9:4}, {A2:4}
A1	{A3:5}
A9	{A1:5}

Setelah melakukan pembentukan FP-Tree, maka langkah selanjutnya dilakukan pada penerapan seperti Tabel 7, Bentuk Condition Pattern Base dimulai dari id dengan *support count* terendah ke id dengan *support count* tertinggi, untuk id A3 dihilangkan karena *prefixnya* adalah null (*root*).

TABEL 8
CONDITIONAL FP-TREE

ID	Conditional FP- Tree
A10	{A3:2}, {A1:2}
A6	{A3:2}
A4	{A3:2}
A5	{A3:2}
A8	{A3:2}, {A1:2}
A7	{A3:2}

Pada Tabel 8 merupakan hasil dari conditional FP Tree yang dimulai dari id dengan *support count* terendah ke id dengan *support count* tertinggi, dan untuk nilai *minimum support* dari conditional FP-Tree tersebut bernilai dua, sehingga A2 dan A1 dihilangkan karena tidak memenuhi dari nilai *minimum support*.

TABEL 9
FREQUENT PATTERN

ID	Frequent Pattern
A10	{A3, A10:2}, {A1, A10:2}
A6	{A3, A6:2}
A4	{A3, A4:2}
A5	{A3, A5:2}
A8	{A3, A8:2}, {A1, A8:2}
A7	{A3, A7:2}

Tabel 9 merupakan hasil dari memasukan set dan subset dari hasil *conditional FP-Tree* sebelumnya.

TABEL 10
FREQUENT-2 ITEMSET

No	Frequent Item
1	(A10/A3) x 100 % = 34%
2	(A10/A1) x 100% = 40%
3	(A4/A3) x 100% = 34%
4	(A5/A3) x 100% = 50%
5	(A8/A3) x 100% = 50%
6	(A8/A1) x 100% = 60%
7	(A7/A3) x 100% = 60%

Setelah item *frequent Pattern* terbentuk pada tahap sebelumnya, pada tahap ini merupakan pembentukan kombinasi dari 2-itemset yang dilakukan dengan cara menggabungkan kedua item yang berada pada tabel *frequent pattern*, untuk tahap selanjutnya menggabungkan 3-itemset dihentikan dikarenakan pada tabel *frequent pattern* tidak memiliki kombinasi 3-itemset.

B. Proses dan Hasil Algoritma FP-Growth

Gambar 4 adalah proses algoritma *FP-Growth* di *tools* rapidminer, pada algoritma *FP-Growth* ini terdiri dari beberapa proses yaitu pertama adalah menginputkan data yang sudah siap untuk diolah, tahapan kedua mengubah nilai bilangan numerical menjadi binominal yang dimana pada tahapan ini agar rapid miner bisa membaca data yang sudah di import, tahapan ketiga memasukan algoritma *FP-Growth* dengan nilai *support* 0,2 atau 20%. Selanjutnya tahapan terakhir memasukan *create association rules* dengan nilai *confidence* 0,6 atau 60%, sehingga yang didapatkan dari proses algoritma *FP-Growth* dengan metode *association rule* sebagai berikut:

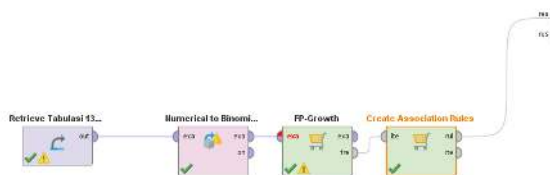
Association Rules

```
Association Rules
(CARD BIRTHDAY COWBOY) --> (DOLLY GIRL BABY GIFT SET) (confidence: 0.600)
(CARD BIRTHDAY COWBOY) --> (FANCY FONT BIRTHDAY CARD, ) (confidence: 0.600)
(CARD BIRTHDAY COWBOY) --> (FANCY FONT BIRTHDAY CARD, ) CARD BILLBOARD FONT) (confidence: 0.600)
(LONDON SIS COFFEE HOJI) --> (LIFSTICK PEN FUSCRIA) (confidence: 0.615)
(LUNCH BOX WITH GREEN LID) --> (12 PENCILS TALL TUBE WOODLAND) (confidence: 0.621)
(12 PENCILS TALL TUBE RED RETROSPOT) --> ( SPACEROY BABY GIFT SET) (confidence: 0.640)
(12 PENCILS TALL TUBE RED RETROSPOT) --> (12 PENCILS TUBE WOODLAND) (confidence: 0.640)
(FANCY FONT BIRTHDAY CARD, ) --> (CARD BIRTHDAY COWBOY) (confidence: 0.652)
(FANCY FONT BIRTHDAY CARD, ) --> (CARD BILLBOARD FONT) (confidence: 0.652)
(FANCY FONT BIRTHDAY CARD, ) --> (CARD BIRTHDAY COWBOY, CARD BILLBOARD FONT) (confidence: 0.652)
(LONDON SIS COFFEE HOJI) --> (LUNCH BOX I LOVE LONDON) (confidence: 0.658)
(36 PENCILS TUBE WOODLAND) --> (12 PENCILS TALL TUBE RED RETROSPOT) (confidence: 0.667)
( SPACEROY BABY GIFT SET) --> (DOLLY GIRL BABY GIFT SET) (confidence: 0.691)
(GIFT BAG BIRTHDAY) --> (LIFSTICK PEN FUSCRIA) (confidence: 0.693)
(MAND OVER THE CHOCOLATE, SIGN ) --> (REMARK OF THE CAT METAL SIGN) (confidence: 0.727)
(CIRCUS PARADE BABY GIFT SET) --> ( SPACEROY BABY GIFT SET) (confidence: 0.739)
(CIRCUS PARADE BABY GIFT SET) --> ( SPACEROY BABY GIFT SET, DOLLY GIRL BABY GIFT SET) (confidence: 0.739)
(DOLLY GIRL BABY GIFT SET, CIRCUS PARADE BABY GIFT SET) --> ( SPACEROY BABY GIFT SET) (confidence: 0.739)
( SET 2 TEA TOWELS I LOVE LONDON ) --> (LUNCH BOX I LOVE LONDON) (confidence: 0.750)
(CARD BILLBOARD FONT) --> (FANCY FONT BIRTHDAY CARD, ) (confidence: 0.750)
(CARD BILLBOARD FONT) --> (CARD BIRTHDAY COWBOY, FANCY FONT BIRTHDAY CARD, ) (confidence: 0.750)
(CARD BIRTHDAY COWBOY, CARD BILLBOARD FONT) --> (FANCY FONT BIRTHDAY CARD, ) (confidence: 0.750)
(DOLLY GIRL BABY GIFT SET) --> ( SPACEROY BABY GIFT SET) (confidence: 0.760)
(CARD BIRTHDAY COWBOY) --> (ELEPHANT, BIRTHDAY CARD, ) (confidence: 0.760)
(ELEPHANT, BIRTHDAY CARD, ) --> (JAM JAR WITH GREEN LID) (confidence: 0.762)
(CARD CIRCUS PARADE) --> ( SPACEROY BABY GIFT SET) (confidence: 0.769)
```

GAMBAR 5
HASIL ALGORITMA FP-GROWTH

Pada Gambar 5 merupakan hasil dari penerapan Algoritma *FP-Growth* dengan metode *association rules*, terdiri dari 94 rules total semua dari hasil implementasi yang telah dilakukan pada rapid miner, namun pada gambar diatas hanya diambil dari beberapa rules yang terdiri dari 2 item set dan 3 item set, contoh dari 2 item set adalah jika customer membeli produk *Card Birthday Cowboy* maka kemungkinan juga membeli produk *Fancy Font Birthday Card* dengan nilai *confidence* 0,60 dan pada produk selanjutnya jika customer membeli produk *12 Pencils Tall Tube Red Retrosport* maka kemungkinan juga membeli *36 Pencils Tube Woodland* dengan nilai *confidence* 0,64. selanjutnya salah satu contoh dari 3 item set, jika customer membeli *Card Birthday Cowboy* maka kemungkinan juga membeli *Fancy Font Birthday Card* dan *Card Billboard Font* dengan nilai *confidence* 0,60.

Pada tahap terakhir menguji tingkat validitas dengan melakukan perhitungan nilai *lift* antara kombinasi item yang sudah terbentuk, pengujian ini bertujuan untuk melihat seberapa pola kombinasi item yang terbuat akurat, dengan melihat apakah nilai *lift* lebih dari 1. Jika nilai *lift* sama dengan 1 atau lebih maka kombinasi item yang terbentuk adalah valid, namun jika nilai *lift* kurang dari 1 maka kombinasi item yang sudah terbuat kurang akurat atau tidak valid.



GAMBAR 4
PROSES ALGORITMA FP-GROWTH

TABEL 11
NILAI *LIFT*

Premises	Conclusion	Lift
12 PENCILS TALL TUBE RED RETROSPOT	36 PENCILS TUBE WOODLAND	3,57
FANCY FONT BIRTHDAY CARD	CARD BIRTHDAY COWBOY	3,49
LONDON BUS COFFEE MUG	LUNCH BOX I LOVE LONDON	1,59
SPACEBOY BABY GIFT SET	DOLLY GIRL BABY GIFT SET	1,85
HAND OVER THE CHOCOLATE SIGN	BEWARE OF THE CAT METAL SIGN	4,87

Tabel 11 adalah contoh data hasil dari kombinasi beberapa item yang bernilai lebih diatas 1 pada *tools* rapid miner, maka dari item pada Tabel sudah akurat dan merupakan nilai yang valid.

C. Analisis Hasil

Dari hasil analisis algoritma *FP-Growth* didapatkan kombinasi item terbaik yang sudah membentuk pola saling berhubungan karena telah memenuhi aturan *assosiacion rule* yang telah ditentukan yaitu dengan nilai *support* dan *confidence*, berikut adalah kombinasi item terbaik dari analisis yang di dapatkan pada rapid miner.

TABEL 12
HASIL UJI ALGORITMA 2 ITEM

No	Item 1	Item 2	Lift
1	CIRCUS PARADE BABY GIFT SET	SPACEBOY BABY GIFT SET	1,80
2	SET 2 TEA TOWELS I LOVE LONDON	LUNCH BOX I LOVE LONDON	1,82
3	DOLLY GIRL BABY GIFT SET	SPACEBOY BABY GIFT SET	1,85
4	CARD BILLBOARD FONT	FANCY FONT BIRTHDAY CARD,	4,37
5	COLOUR GLASS T-LIGHT HOLDER HANGING	CLOTHES PEGS RETROSPOT PACK24	4,44
7	CARD BIRTHDAY COWBOY	ELEPHANT BIRTHDAY CARD	4,85
8	HAND OVER THE CHOCOLATE SIGN	BEWARE OF THE CAT METAL SIGN	4,87
9	CARD BIRTHDAY COWBOY	CARD BILLBOARD FONT	5,36

10	HAND OVER THE CHOCOLATE SIGN	I'M ON HOLIDAY METAL SIGN	6,09
----	---------------------------------	---------------------------------	------

Pada Tabel 12 adalah beberapa bagian hasil dari kombinasi dua barang yang telah ditentukan dengan nilai *support* dan *confidence*, ada sepuluh hasil kombinasi terbaik yang dimana kedua barang pada Tabel 11 dibeli secara bersamaan.

TABEL 13
HASIL UJI 3 ITEM ALGORITMA *FP-GROWTH*

No	Item 1	Item 2	Item 3	lift
1	CIRCUS PARADE BABY GIFT SET	SPACEBO Y BABY GIFT SET	DOLLY GIRL BABY GIFT SET	2,60
2	SPACEBO Y BABY GIFT SET,	SET, I LOVE LONDON BABY GIFT SET	DOLLY GIRL BABY GIFT SET	2,68
3	FELTCRAF T CUSHION OWL,	FELTCRAF T CUSHION RABBIT	3 STRIPEY MICE FELTCRAF T	4,32
4	CARD BIRTHDA Y COWBOY	FANCY FONT BIRTHDAY CARD	CARD BILLBOAR D FONT	6,70
5	3 STRIPEY MICE FELTCRAF T	FELTCRAF T CUSHION BUTTERFL Y	FELTCRA FT CUSHION OWL	7,4

Tabel 13 merupakan hasil dari uji algoritma *FP-Growth* setiap kombinasi item memiliki kemungkinan dibeli satu sama lain, hasil kombinasi pada Tabel V-22 rata-rata adalah perlengkapan untuk bayi dengan ini rekomendasi kombinasi item pada Tabel V-22 dapat dijadikan strategi baru untuk penempatan barang pada Toko Retail di United Kingdom, hasil penelitian ini dapat digunakan untuk penempatan barang, dengan menempatkan barang sesuai dari tabel kombinasi diatas, agar memudahkan *customer* untuk membeli tiga barang dan juga pihak manajemen bisa memberikan diskon untuk pembelian dengan kombinasi tiga item pada Tabel 13.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan pembahasan yang telah dilakukan dengan metode asosiasi dan algoritma *FP-Growth* serta dilakukanya pengujian dan simulasi dengan aplikasi RapidMiner maka penulis menarik beberapa kesimpulan yang penting, adapun kesimpulan-kesimpulan tersebut untuk menganalisis yang telah

dilakukan menggunakan algoritma *FP-Growth* dengan metode asosiasi memprediksi kedekatan suatu item dalam jumlah data yang besar. Perhitungan nilai *support* dan *confidence* sangat mempengaruhi dalam pembentukan kombinasi yang terbentuk, untuk nilai *support* yang di tetapkan adalah 0,2%, sedangkan untuk nilai *confidence* yang di dapatkan 0,6%. Semakin besar nilai yang didapatkan maka akan semakin maksimal hasil kombinasi item yang didapatkan. Lalu terdapat nilai *lift* yang digunakan untuk mengetahui tingkat keakuratan kombinasi yang terbentuk dengan kombinasi item tersebut harus bernilai *lift* sama dengan atau lebih dari 1, maka terdapat 5 kombinasi yang terdiri dari 3 *itemset* dalam satu minggu dengan nilai *lift* tertinggi, rata-rata dari kombinasi tersebut merupakan perlengkapan untuk bayi, produk kombinasi yang dihasilkan terdiri dari beberapa kemungkinan, jika *customer* membeli [CIRCUS PARADE BABY GIFT SET, SPACEBOY BABY GIFT SET] maka kemungkinan membeli → [DOLLY GIRL BABY GIFT SET] dengan memiliki nilai *lift* sebesar (2,60), jika *customer* membeli [SPACEBOY BABY GIFT SET, SET I LOVE LONDON BABY GIFT SET] maka kemungkinan membeli → [DOLLY GIRL BABY GIFT SET] dengan memiliki nilai *lift* sebesar (2,68), jika *customer* membeli [FELT CRAFT CUSHION OWL, FELT CRAFT CUSHION RABBIT] maka kemungkinan membeli → [3 STRIPEY MICE FELTCRAFT] dengan memiliki nilai *lift* sebesar (4,32), jika *customer* membeli [CARD BIRTHDAY COWBOY, FANCY FONT BIRTHDAY CARD] maka kemungkinan membeli → [CARD BILLBOARD FONT] dengan memiliki nilai *lift* sebesar (6,70), jika *customer* membeli [3 STRIPEY MICE FELTCRAFT, FELT CRAFT CUSHION BUTTERFLY] maka kemungkinan juga membeli → [FELT CRAFT CUSHION OWL] dengan memiliki nilai *lift* sebesar (7,4). Hasil pengujian analisis ini juga dapat membantu pihak toko untuk mengatur tata letak barang yang akan dijual pada Toko Retail di United Kingdom yang berguna untuk meningkatkan penjualan barang tersebut dengan 3 *itemset* barang yang sering dibeli oleh konsumen secara bersamaan, serta pihak toko juga bisa memberikan potongan harga (*discount*) dalam pembelian dengan 3 *itemset* tersebut kepada *customer*.

REFERENSI

- [1] S. Agrawal and J. Agrawal, 'Survey on anomaly detection using data mining techniques', *Procedia Comput. Sci.*, vol. 60, no. 1, pp. 708–713, 2015, doi: 10.1016/j.procs.2015.08.220.
- [2] E. erwin, 'Analisis Market Basket Dengan Algoritma Apriori Dan FP-Growth', *J. Generic*, vol. 4, no. 2, p. 79297, 2009.
- [3] F. Kurnia Alvisan, 'Clustering Minimarket Untuk Menentukan Jumlah Kebutuhan Pembelian Menggunakan Metode K-Means', *J. NOE*, vol. 4, no. 2, pp. 160–168, 2021, [Online]. Available: <https://ojs.unpkediri.ac.id/index.php/noe>.
- [4] D. Sophia and L. Y. Banowosari, 'Implementasi Metode Aturan Asosiasi Menggunakan Algoritma Apriori Pada Data Transaksi Penjualan Di Waroeng Spesial Sambal', *J. Inform. dan Komput.*, vol. 22, no. 1, pp. 44–56, 2017.
- [5] A. Apriori, S. Kasus, and S. Unnes, 'Pemetaan Pola Hubungan Program Studi Dengan Algoritma Apriori – Studi Kasus Spmu Unnes', *Edu Komputika J.*, vol. 1, no. 1, pp. 51–58, 2014, doi: 10.15294/edukomputika.
- [6] R. Rusnandi, S. Suparni, and A. B. Pohan, 'Penerapan Data Mining Untuk Analisis Market Basket Dengan Algoritma Fp-Growth Pada Pd Pasar Tohaga', *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform.*, vol. 9, no. 1, p. 119, 2020, doi: 10.23887/janapati.v9i1.19349.
- [7] A. R. Wibowo and A. Jananto, 'Implementasi Data Mining Metode Asosiasi Algoritma FP-Growth Pada Perusahaan Ritel', *Inspir. J. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 10, no. 2, p. 200, 2020, doi: 10.35585/inspir.v10i2.2585.
- [8] D. Rusdianan and A. Setiyono, 'Algoritma FP-Growth Dalam Penempatan Lokasi Barang Di Gudang PT. XYZ', *J. Ilmu Pengetah. Dan Teknol. Komput.*, vol. 4, no. 1, pp. 63–70, 2018, [Online]. Available: www.nusamandiri.ac.id.
- [9] R. Rustiyan and M. Mustakim, 'Penerapan Algoritma Fuzzy C Means untuk Analisis Permasalahan Simpanan Wajib Anggota Koperasi', *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 2, p. 171, 2018, doi: 10.25126/jtiik.201852605.
- [10] F. Rahmawati and N. Merlina, 'Metode Data Mining Terhadap Data Penjualan Sparepart Mesin Fotocopy Menggunakan Algoritma Apriori', *PIKSEL Penelit. Ilmu Komput. Sist. Embed. Log.*, vol. 6, no. 1, pp. 9–20, 2018, doi: 10.33558/piksel.v6i1.1390.
- [11] F. Marisa, 'Educational Data Mining (Konsep dan Penerapan)', *J. Teknol. Inf.*, vol. 4, no. 2, pp. 91–93, 2013.
- [12] M. Gemala, M. Arifin, and A. Y. Aliffianto, 'Penerapan Metode Market Basket Analysis Pada Situ Web E-commerce', pp. 1–15, 2011.
- [13] R. Feldman and J. Sanger, *The Text Mining Handbook*. 2006.
- [14] I. Ayu, G. Suwiprabayanti, L. Putu, and S. Pratiwi, 'Analisis Pola Kunjungan Obyek Wisata

- Di Bali Menggunakan Algoritma Fp-Growth', *J. Media Apl.*, vol. 10, no. 2, pp. 158–177, 2018.
- [15] D. Listriani, A. H. Setyaningrum, and F. Eka, 'PENERAPAN METODE ASOSIASI MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI PADA APLIKASI ANALISA POLA BELANJA KONSUMEN (Studi Kasus Toko Buku Gramedia Bintaro)', *J. Tek. Inform.*, vol. 9, no. 2, pp. 120–127, 2018, doi: 10.15408/jti.v9i2.5602.
- [16] M. Fahrurrozi and Mohzana, *Pengembangan Perangkat Pembelajaran: Tinjauan Teoretis dan Praktek*, vol. 51, no. 1. 2020.

