

Implementasi Data Mining Dengan Metode Fp-Growth Terhadap Data Penjualan Barang Sebagai Strategi Penjualan Pada CV. A & A Copier

Anandi Ayu^{1*}, Agus Perdana Windarto², Dedi Suhendro³

^{1,2}Program studi Sistem Informasi, STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia

³Program studi Komputerisasi Akuntansi, AMIK Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia

Email: ¹anandi.ayu28@gmail.com, ²agus.perdana@amiktunasbangsa.ac.id, ³dedi.su@amiktunasbangsa.ac.id

Email Penulis Korespondensi: anandi.ayu28@gmail.com

Abstrak– Dalam memilih produk yang akan dibeli, keberagaman konsumen tentunya akan menjadi kendala jika penjual ingin meningkatkan penjualan. Permasalahan lainnya adalah vendor/ pengambil keputusan mengalami kesulitan dalam memilih produk yang akan dipasarkan kembali sesuai dengan keragaman konsumen. Agar dapat menghasilkan informasi yang berguna sebagai dasar untuk menentukan strategi yang sesuai untuk meningkatkan penjualan, perlu diolah data penjualan berupa transaksi barang. Tujuan dari penelitian adalah untuk menganalisa algoritma FP-Growth terhadap data penjualan barang untuk memberikan rekomendasi dalam memberikan paket penjualan barang bagi konsumennya sebagai strategi penjualan di CV. A & A. Sumber data diperoleh dengan melakukan observasi dan wawancara langsung kepada pihak Toko CV A & A Copier Pematangsiantar. Metode yang digunakan adalah algoritma FP-Growth. Proses analisis menggunakan bantuan software RapidMiner. Dari hasil keseluruhan proses generate rules menggunakan aplikasi Market Basket Analysis pada FP-Growth terhadap data penjualan barang menghasilkan 5 rules dari 50 record data transaksi dengan batasan nilai minimum support = 0.4 (40%) dan confidence = 0.95 (95%). Diharapkan hasil penelitian memberikan manfaat berupa informasi yang dapat membantu para penjual (Pihak Toko) untuk memilih strategi yang tepat dalam pemasaran produk sehingga berdampak pada peningkatan penjualan..

Kata Kunci: algoritma FP-Growth, Asosiasi Rule, Strategi penjualan, Data penjualan, Data Mining

Abstract– If the seller wants to increase sales, the diversity of consumers will undoubtedly be an impediment in selecting the product to be purchased. Another issue is that vendors/decision makers struggle to select products to be re-marketed in accordance with the diversity of consumers. It is necessary to process sales data in the form of goods transactions in order to generate useful information that can be used to determine the best strategy for increasing sales. The study's goal is to analyze the FP-Growth algorithm on data sales of goods in order to make recommendations in providing sales packages for consumers as a sales strategy at CV. A & A. Data sources gathered through direct observations and interviews with the CV. A & A Copier Pematangsiantar Store. The FP-Growth algorithm is employed. RapidMiner software is used in the analysis process. 5 rules were generated from 50 transaction data records using the Market Basket Analysis application on FP-Growth on data on sales of goods, with a minimum support value of 0.4 (40 percent) and confidence of 0.95 (95 percent). It is hoped that the research findings will provide benefits in the form of information that will assist sellers (the Stores) in selecting the best product marketing strategy to increase sales..

Keywords: FP-Growth algorithm, Rule Association, Sales strategy, Sales data, Data Mining

1. PENDAHULUAN

Berkembangnya pasar virtual *online* dan pasar tradisional membuat persaingan semakin ketat bagi konsumen. Strategi harus ditemukan untuk setiap pedagang atau pemilik bisnis untuk memastikan bahwa tempat usahanya dapat bertahan dan berkembang. Salah satu strategi yang dapat diterapkan yakni pedagang mempelajari apa yang diinginkan konsumen, atau pedagang menawarkan pilihan produk yang sesuai dengan kebutuhan konsumen [1]. Toko CV. A dan A Copier yang terletak di Jalan Sangnawaluh Pematangsiantar ini menjual berbagai jenis barang yang beraneka ragam mulai dari produk- produk ATK. Sampai sekarang Toko ini sudah memiliki pelanggan yang sangat banyak, letaknya yang sangat strategis berada di area kampus juga menjadi faktor yang menguntungkan. Dalam memilih produk yang akan dibeli, keberagaman konsumen tentunya akan menjadi kendala jika penjual ingin meningkatkan penjualan. Permasalahan lainnya adalah vendor/ pengambil keputusan mengalami kesulitan dalam memilih produk yang akan dipasarkan kembali sesuai dengan keragaman konsumen. Agar dapat menghasilkan informasi yang berguna sebagai dasar untuk menentukan strategi yang sesuai untuk meningkatkan penjualan, perlu diolah data penjualan berupa transaksi barang. Kehadiran Teknologi Informasi menjadi alat yang tepat dalam menentukan pengambil keputusan bagi penjual. Penjual diharapkan dapat mengatasi masalah tersebut dengan melakukan pendekatan/ metode yang sesuai. Analisis keranjang pasar merupakan metode yang dapat digunakan dalam penelitian ini. *Market Basket Analysis* merupakan metode *data mining* yang menentukan produk yang dibeli secara bersamaan oleh konsumen berdasarkan data [2]. *Market Basket Analysis* di perusahaan telah banyak digunakan untuk menemukan asosiasi produk. Produk-produk yang memiliki hubungan bisa disatukan dalam satu kelompok. Beberapa aspek yang dipelajari di *Market Basket Analysis* antara lain profil minat pelanggan dengan minat produk untuk pemasaran [3], pola pembelian di lingkungan toko yang menjual berbagai macam item barang untuk meningkatkan penjualan [4]. Di dalam *Market Basket Analysis*, poin penting yang menjadi acuan para pengambil keputusan adalah *association rules*. *Association rules* diturunkan dari *frequent itemset* menggunakan *support* dan *confidence* sebagai *threshold levels*. Aturan asosiasi yang dihasilkan sangat tergantung pada nilai *confidence* dari sebuah *itemset* [5].

Algoritma *Apriori* [6] dan *FP-Growth* [7] merupakan sejumlah algoritma yang menggunakan kumpulan item. Penelitian ini secara khusus menggunakan algoritma *FP-Growth*. Algoritma *FP-Growth* dipilih berdasarkan penelitian

sebelumnya yang sudah dilakukan seperti [8] tentang strategi pemasaran ritel hidroponik menggunakan algoritma *FP-Growth*. Hasil penelitian menyebutkan bahwa algoritma *FP-Growth* dapat diterapkan dengan sebagai strategi pemasaran PT. HAB dengan menghasilkan 21 *rule*, menggunakan minimum *support* 0,05 dan minimum *confidence* 0,9. Selanjutnya yang dilakukan [7] tentang rekomendasi paket produk guna meningkatkan penjualan dengan metode *FP-Growth*. Hasil penelitian menyebutkan bahwa algoritma *FP-Growth* dapat diterapkan dengan hasil ditemukan dua pasangan item barang yakni kopi, gula dan teh, susu yang memiliki *support* sebesar 30% dan *confidence* sebesar 70%. Berdasarkan kelebihan dari algoritma tersebut, diharapkan tujuan dari penelitian untuk memberikan rekomendasi dalam memberikan paket penjualan barang bagi konsumennya, sedangkan manfaat dari penelitian ini adalah membantu para penjual untuk memilih strategi yang tepat dalam pemasaran produk sehingga berdampak pada peningkatan penjualan. Dari penjelasan latar belakang tersebut dapat dirumuskan bagaimana menganalisa dan mengimplementasikan algoritma *FP-Growth* terhadap data penjualan barang untuk memberikan rekomendasi dalam memberikan paket penjualan barang bagi konsumennya sebagai strategi penjualan di CV. A & A menggunakan bantuan *software* sehingga hasil penelitian dapat memberikan rekomendasi dalam memberikan paket penjualan barang bagi konsumennya sebagai strategi penjualan di CV. A & A.

2. METODOLOGI PENELITIAN

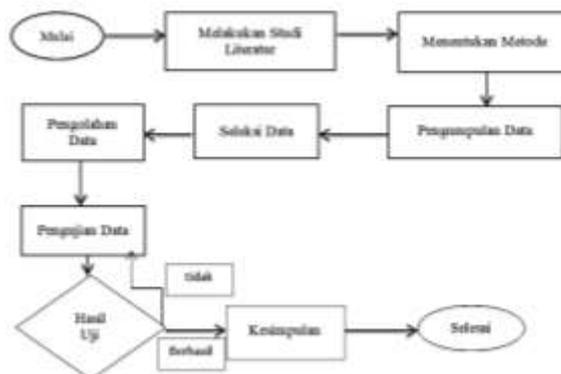
2.1. Prosedur Penelitian

Tahapan-tahapan yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

- Studi Awal**
Merupakan proses awal dari pengenalan suatu masalah yang terjadi dimana suatu objek tertentu dalam situasi yang terpilih dapat dikenali sebagai suatu masalah. Pengumpulan data dilakukan dengan cara penulis mengambil data dari Pihak usaha Toko CV A & A Copier Pematangsiantar.
- Proses**
Pada tahap proses, data diolah menggunakan algoritma *FP-Growth* untuk mendapatkan hasil yang kemudian dapat berguna dalam pengambilan keputusan. Data diolah sehingga menjadi informasi.
- Analisa Hasil**
Kemudian hasil akan dianalisis menggunakan bantuan *software Rapidminer*. *Rapidminer* merupakan suatu aplikasi pilihan yang tujuannya untuk mengekstrak data dengan metode yang ada di dalam data mining. Pengujian disini kita menggunakan sebuah *software Rapidminer*, dengan pengujian data menggunakan *software* kita akan membandingkan bagaimana hasil pengolahan data secara manual dengan hasil pengolahan data menggunakan sebuah *software*.
- Kesimpulan**
Dapat diperoleh hasil pola tata letak barang sesuai hasil analisa data penjualan menggunakan metode *FP-Growth*.

2.2. Perancangan Alur Kerja Sistem

Berikut ini alur diagram aktifitas kerja penelitian yang akan dilakukan pada penelitian ini pada Gambar 2 berikut:



Gambar 1. Diagram Kerja Penelitian

Pada Gambar 1 diatas dapat dijelaskan dengan beberapa urutan yaitu:

- Pertama hal yang dilakukan adalah melakukan studi Literatur yang berkaitan dengan penelitian-penelitian sebelumnya tentang penggunaan metode *FP-Growth* serta untuk menguatkan penelitian ini berdasarkan teori yang digunakan.
- Setelah melakukan studi Literatur tahap selanjutnya adalah menentukan metode yang sesuai untuk digunakan dalam teknik Asosiasi, setelah melakukan pengamatan dan observasi peneliti memilih metode *FP-Growth*.
- Pada tahap ini peneliti melakukan pengumpulan data dan ini merupakan tahapan yang penting karena dapat berpengaruh terhadap hasil penelitian, sehingga dalam mengumpulkan data harus dilakukan dengan benar.

- d) Tahap ini dilakukan seleksi terhadap data telah didapat. Karena data yang diperoleh semuanya digunakan, dan sesuai dengan atribut atau variabel yang dibutuhkan dalam penelitian dengan melakukan pengelompokan data sehingga menjadi dataset.
- e) Setelah semua data yang diperlukan telah dipilih, maka tahap penelitian selanjutnya adalah pengolahan data. Pada tahap ini akan dilakukan transformasi atau mengubah nilai support dan confidence data ke dalam bentuk data yang sesuai agar data dapat diproses menggunakan Pola Asosiasi.
- f) Pada tahap pengujian hasil akan dilakukan pengujian data baik secara manual dengan metode FP-Growth dan menggunakan software RapidMiner.
- g) Berdasarkan hasil pengujian maka dapat ditarik kesimpulan yang mengacu pada rumusan masalah dan tujuan penelitian. Saran yang digunakan untuk mengembangkan penelitian selanjutnya serta dimasukkan untuk meningkatkan kualitas penelitian.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Pengumpulan Data

Sumber data utama yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari data Toko CV. A & A Copier Pematangsiantar pada transaksi 5 bulan terakhir yaitu bulan Agustus, September, Oktober, November dan Desember 2020. Data tersebut nantinya akan diolah untuk mendapatkan pengetahuan berupa pola asosiasi pembelian item oleh konsumen yang bisa digunakan sebagai strategi bisnis. Selain itu penulis juga mengumpulkan data berupa informasi mengenai kegunaan data transaksi, bagaimana sistem pengaturan layout item dan tanggapan dari pihak manajer toko terhadap *Market Basket Analysis*.

3.2. Hasil Pengujian

a) Penyeleksian Data

Pada data transaksi penjualan selama 5 bulan terdapat beraneka ragam kategori item yang dibeli oleh konsumen. Dalam penelitian ini, penulis mengambil 110 kategori item sebagai bahan penelitian. Sehingga pada tahap penyeleksian data ini akan mengambil data transaksi yang mengandung kategori item yang sudah ditentukan oleh penulis dan transaksi yang tidak mengandung kategori item yang diteliti akan dibuang. Adapun 110 kategori item yang akan diteliti antara lain dapat dilihat pada Tabel 1 berikut:

Tabel 1. Kategori Item Yang Diteliti

No	Kode	Nama Barang
1	KD01	Double Folio Sidu
2	KD02	Bon Ncr 1 Ply 1001 Datar
3	KD03	Bon Ncr 2 Ply 1001 Datar
4	KD04	Bon Ncr 3 Ply 1001 Datar
5	KD05	Isi Pensil Mekanik Isi 50 Ceramic
...
109	KD109	Double Tape 2 Inc
110	KD110	Pita Jepang @All Colour

b) *Preprocessing / Cleaning*

Data transaksi penjualan terdapat banyak atribut, atribut-atribut tersebut tidak semua diperlukan dalam proses mining, maka dari itu perlu dilakukan pembersihan/ cleaning yang bertujuan memilih atribut data yang menjadi fokus penelitian dan menghapus atribut yang tidak dipakai. Atribut yang nanti akan dipakai dalam penelitian hanya nama item yang yang diberi kode item sehingga bentuk data transaksi seperti yang ditampilkan Tabel 1.

c) Transformasi Data

Tahap transformasi data perlu dilakukan, karena dalam proses mining secara komputerisasi diperlukan bentuk data yang bisa diintegrasikan dengan aplikasi yang akan digunakan, pada aplikasi ini data yang bisa diintegrasikan adalah data yang berekstensi .xls sehingga data akan disimpan dalam bentuk excel. Proses transformasi dilakukan mengikuti aturan *software* yang digunakan untuk proses analisa yakni *software RapidMiner Studio 9.10*. Sebelum data ditransformasi sesuai dengan kebutuhan, berikut daftar 50 sampel transaksi seperti yang ditunjukkan pada Tabel 2 berikut:

Tabel 2. Sampel Dataset Transaksi

No	Kode	Itemset
1	AA-01	Double Folio Sidu, Bon Ncr 1 Ply 1001 Datar, Bon Ncr 2 Ply 1001 Datar, Isi Pensil Mekanik Isi 100ceramic, Pulpen FASTER C600, Cutter Sailorman, Gluestick Kenko 8 Gr, Amplop Dinas Quarto Standard, Stip Faber Putih K, Anak Hekter Kangaro No 10, Anak Hekter Kangaro 23/13, Anak Hekter Kangaro 23/17, Buku Gambar A4 Kind, Kertas Foto A4 Avines, Plastik Mika Warna F4 @All, Buku Gambar A3 Star, Gunting Kuku 777, Crayon Combo Kecil,

No	Kode	Itemset
		Milimeter Blok Folio, Milimeter Blok A3, Stabilo Kenko HI-100, Tinta Cina.
2	AA-02	Double Folio Sidu, Bon Ncr 3 Ply 1001 Datar, Isi Pensil Mekanik Isi 50 Ceramic, Epson 003 L Series Original, Aiflo 100 MI Canon, Flashdisk Sandisk 2 Gb Ori, Flashdisk Sandisk 4 Gb Ori, Lem Uhu 7 MI Kecil, Bk Sidu 75, Tali Bag Nama Kecil, Lem Povinal Kecil, Plastik Laminating F4, Plastik Laminating A5, Label Sticker 100, My Gel 10 Warna 0,5 Mm, Uniball Signo 1.0 Um 153 Hitam, Pilot Balliner Hitam, Paket Ujian Faber Standard, Jangka Besi 4001, Cat Poster 15 MI Mix, Gunting Kuku Mei Chang, Kertas F4, Kiky 70 Gr, Lem Bakar Kecil, Lem Bakar Besar, Double Tape 1.5 Inc, Double Tape 2 Inc.
3	AA-03	Double Folio Sidu, Bon Ncr 1 Ply 1001 Datar, Bon Ncr 2 Ply 1001 Datar, Gunting M2000 Kecil Sm D140, Tipex Kertas Kenko Ct-902, Cutter Sailorman, Stip Faber Putih K, Anak Hekter Kangaro No 10, Anak Hekter Kangaro 23/13, Anak Hekter Kangaro 23/17, Buku Gambar A4 Kind, A4 Vertex 230 Gr, Kertas Foto A4 Avines, Tulang Jilid, Tipex Kenko Kertas, Map Kertas Biola, Map Kertas Polos, Map Plastik Hombo, Plastik Laminating F4, Rol Besi 30 Cm, Rol Besi 6, Kertas Kado Kiky, Pensil 2b Faber, Buku Folio Garda 200 Lbr, Notes Hc A6 Ppl 100 @All, Double Tip 1" Busa Hijau Nippon, Double Tip 1'5 Busa Hijau Nippon, Double Tip 2 Busa Hijau Nippon, Hekter Kenko Hd-10, Kertas A4 Kiky 70 Gr, Milimeter Blok Folio, Milimeter Blok A3.
...
49	AA-49	Bon Ncr 3 Ply 1001 Datar, Isi Pensil Mekanik Isi 50 Ceramic, Isi Pensil Mekanik Isi 100 Ceramic, Pulpen Faster C600, Gluestick Kenko 8 Gr, Lem Fox 150 Gr Kecil, Pen Keno Easygel, Anak Hekter Kangaro No 10, Anak Hekter Kangaro 23/13, Anak Hekter Kangaro 23/17, Rol Debozz 30 Cm, Lem Povinal Kecil, Amplop Pendek Sidu Polos, Plastik Mika Bening Trans, Kertas Jeruk F4, Map Kertas Polos, Map Kertas Hombo, Plastik Laminating F4, Spidol Permanent Snowman, Kertas Kado Kiky, Pensil 2b Faber, Pensil Hb Faber, Paket Ujian Faber Standard, Jangka Besi 4001, Cat Poster 15 MI Mix, Buku Folio Garda 100 Lbr, Buku Folio Garda 200 Lbr.
50	AA-50	Bon Ncr 3 Ply 1001 Datar, Isi Pensil Mekanik Isi 50 Ceramic, Isi Pensil Mekanik Isi 100 Ceramic, Pulpen Faster C600, Gluestick Kenko 8 Gr, Lem Fox 150 Gr Kecil, Pen Keno Easygel, Anak Hekter Kangaro No 10, Anak Hekter Kangaro 23/13, Anak Hekter Kangaro 23/17, Rol Debozz 30 Cm, Lem Povinal Kecil, Amplop Pendek Sidu Polos, Plastik Mika Bening Trans, Kertas Jeruk F4, Map Kertas Polos, Map Kertas Hombo, Plastik Laminating F4, Spidol Permanent Snowman, Kertas Kado Kiky, Pensil 2b Faber, Pensil Hb Faber, Paket Ujian Faber Standard, Jangka Besi 4001, Cat Poster 15 MI Mix, Buku Folio Garda 100 Lbr, Buku Folio Garda 200 Lbr.

d) *Data Mining*

Pada tahap ini, *FP-Tree* dibuat untuk digunakan bersamaan dengan algoritma *FP-Growth* untuk menentukan *frequent itemsets*, Penulis mengambil contoh data sebanyak 50 (lima puluh) transaksi selama 5 bulan mulai dari tanggal 01 Agustus 2020 s/d 01 Desember 2020 seperti terlihat pada tabel 4.2. Penulis memberikan batasan nilai *minimum support* 0.4 atau sama dengan 40 persen (%). Karena data transaksi berjumlah 50 maka 40% dari 50 adalah 20 dan *confidence* ≥ 0.9 atau sama dengan 90%, Dalam membangun *FP-Tree* diperlukan dua kali penelusuran *database*.

Tabel 3. Sampel Dataset Transaksi

No Transaksi	Itemset	No Transaksi	Itemset	No Transaksi	Itemset
AA-01	{KD01, KD02, KD03, KD06, KD07, KD12, KD13, KD16, KD17, KD21, KD22, KD23, KD32, KD34, KD60, KD61, KD79, KD82, KD101, KD102, KD103, KD104}	AA-02	{KD01, KD04, KD05, KD18, KD19, KD26, KD27, KD37, KD40, KD45, KD46, KD54, KD55, KD56, KD65, KD66, KD67, KD73, KD74, KD75, KD80, KD90, KD91, KD92, KD108, KD109, KD110}	AA-03	{KD01, KD02, KD03, KD10, KD11, KD12, KD17, KD21, KD22, KD23, KD32, KD33, KD34, KD42, KD43, KD51, KD52, KD53, KD54, KD63, KD64, KD70, KD71, KD77, KD78, KD85, KD86, KD87, KD88, KD89, KD101, KD102}
...
AA-49	{KD04, KD05, KD06, KD07, KD13, KD14, KD15, KD21, KD22, KD23, KD24, KD46, KD47, KD48, KD49, KD52, KD53, KD54, KD69, KD70, KD71, KD72, KD73, KD74, KD75, KD76, KD77}	AA-50	{KD04, KD05, KD06, KD07, KD13, KD14, KD15, KD21, KD22, KD23, KD24, KD46, KD47, KD48, KD49, KD52, KD53, KD54, KD69, KD70, KD71, KD72, KD73, KD74, KD75, KD76, KD77}		

Penelusuran database yang pertama digunakan untuk menghitung nilai *support* masing-masing item dan memilih item yang memenuhi nilai *minimum support*. Hasil dari proses penelusuran database yang pertama adalah diketahuinya jumlah frekuensi kemunculan tiap item yang ada didalam database dan mengurutkannya berdasarkan jumlah frekuensi

kemunculan terbesar. Hasilnya dapat dilihat pada Tabel 4. Dari hasil tersebut diperoleh Itemset yang memiliki frekuensi di atas *minimum support count* $\geq 0,4$ yang kemudian diberi nama *Frequent List* seperti terlihat pada tabel 4.6. Kedua puluh dua item ini akan berpengaruh saat pembuatan *FP-Tree*. Sementara item yang memiliki *minimum support count* $< 0,4$ dibuang karena tidak memenuhi *minimum support*.

Tabel 4. Tabel Frekuensi Kemunculan Item

Item	Frekuensi Kemunculan
KD01	15
KD02	19
KD03	15
KD04	13
KD05	16
KD06	22
KD07	26
KD08	18
KD09	15
KD10	19
...	...
KD109	17
KD110	16

Tabel 5. Tabel Frekuensi Kemunculan Item Setelah Diurutkan

Item	Frekuensi Kemunculan
KD07	26
KD91	25
KD11	23
KD22	23
KD47	23
KD108	23
KD06	22
KD15	22
KD67	22
KD69	22
KD74	22
KD107	22
...	...
KD81	8
KD98	8

Tabel 6. Tabel *Frequent List*

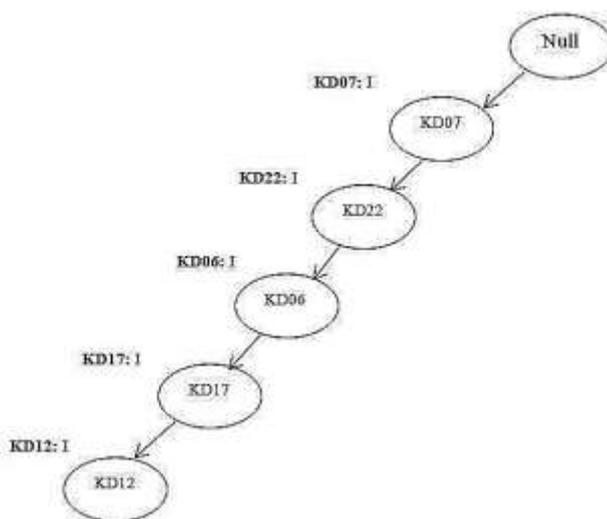
ID Transaksi (TID)	Item
KD07	26
KD91	25
KD11	23
KD22	23
KD47	23
KD108	23
KD06	22
KD15	22
KD67	22
KD69	22
KD74	22
KD107	22
KD17	21
KD46	21
KD48	21
KD75	21
KD12	20
KD18	20
KD28	20
KD50	20
KD51	20
KD77	20

Setelah diperoleh *Frequent List*, urutkan Itemset pada tiap transaksi berdasarkan frekuensi paling tinggi. Kemudian membuat tree berurut berdasarkan transaksi ID nya, seperti yang terdapat dalam Tabel 7.

Tabel 7. Tabel Transaksi Yang Sudah Diurutkan Itemnya Berdasarkan *Frequent List*

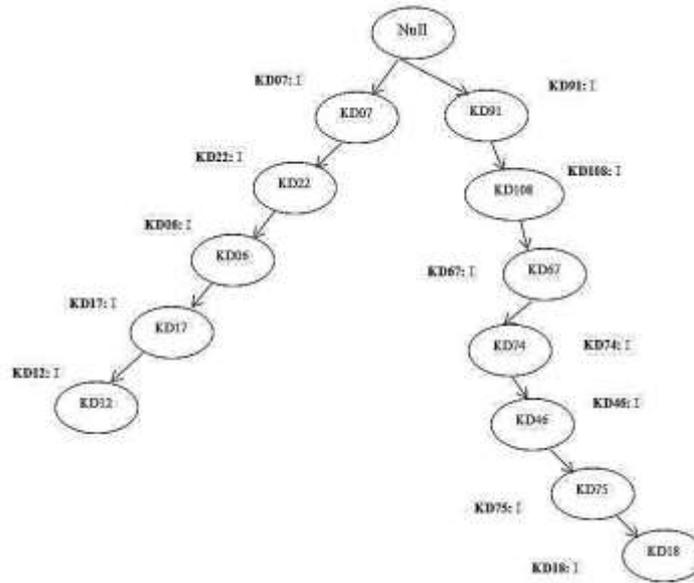
TID	No Transaksi	Kode Barang	Frekuensi
1	AA-01	KD07	26
		KD22	23
		KD06	22
		KD17	21
		KD12	20
2	AA-02	KD91	25
		KD108	23
		KD67	22
		KD74	22
		KD46	21
		KD75	21
		KD18	20
3	AA-03	KD11	23
		KD22	23
		KD17	21
		KD12	20
		KD51	20
...
50	AA-50	KD07	26
		KD22	23
		KD47	23
		KD06	22
		KD15	22
		KD69	22
		KD74	22
		KD46	21
		KD48	21
		KD75	21
		KD77	20

Setelah item disusun ulang berdasarkan *F-list*, dilakukan penelusuran database yang kedua yaitu membaca tiap transaksi diawali dengan membaca TID 1 (No transaksi AA-01) untuk membuat FP-Tree. TID 1 {KD07, KD22, KD06, KD17, KD12} akan membuat simpul KD07, KD22, KD06, KD17, dan KD12 sehingga terbentuk lintasan {}→KD07→KD22→KD06→KD17→KD12 dengan support count awal bernilai satu.



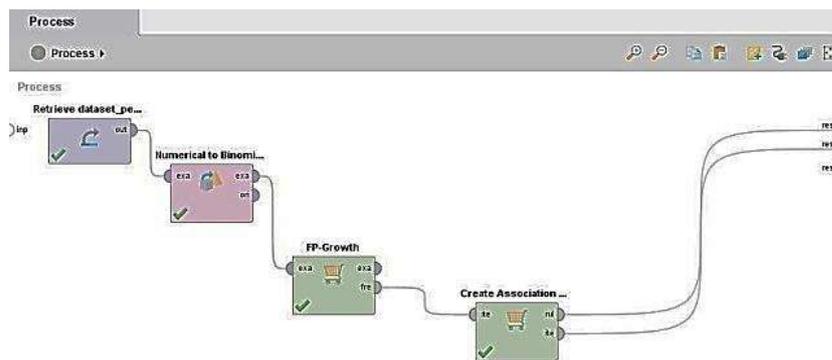
Gambar 2. Diagram Kerja Penelitian

Setelah pembacaan TID 1 (No transaksi AA-01), maka selanjutnya membaca TID 2 (No transaksi AA-01) yaitu {KD91, KD108, KD67, KD74, KD46, KD75, KD18} sehingga membentuk lintasan {}→ KD91→ KD108→ KD67→ KD74→ KD46→ KD75→ KD18 dengan support count awal bernilai satu juga. Karena prefix transaksinya tidak sama dengan lintasan sebelumnya, maka TID 2 ini tidak dipadatkan ke lintasan TID 1.



Gambar 3. Hasil pembentukan FP-Tree setelah pembacaan TID 2

Hal ini akan terus berlangsung sampai dengan TID 50 (No transaksi AA-50). Setelah pembuatan *FP-Tree* selesai, algoritma *FP-Growth* mencari semua subsets yang memungkinkan dengan cara membangkitkan *conditional FP-Tree* dan mencari *frequent itemset*, dengan menerapkan metode *Divide and Conquer* sesuai urutan Frequent List dari yang paling kecil jumlah kemunculannya. Proses analisa ini akan menggunakan bantuan *software rapidMiner* dalam menganalisa algoritma *FP-Growth* terhadap data penjualan barang untuk memberikan rekomendasi dalam memberikan paket penjualan barang bagi konsumennya sebagai strategi penjualan di CV. A & A. Untuk menguatkan argument hasil penelitian, maka dilakukan uji coba perhitungan dataset pada aplikasi *RapidMiner*. Berikut rancangan model algoritma *FP-Growth* terhadap data penjualan barang menggunakan bantuan *software RapidMiner* seperti yang ditunjukkan pada Gambar 5 berikut.



Gambar 4. Susunan Operator Association Rules dengan FP-Growth

Lakukan beberapa pengaturan parameter pada *operator FP-Growth* dengan mengganti nilai *minimum support* senilai 40% atau 0.4. Berikut tampilan pengaturan parameter pada *operator FP-Growth*.



Gambar 5. Parameter Association Rules

Setelah beberapa detik, akan muncul sebuah tab *Association Rules* yang baru, yang isinya adalah sebuah tabel berisi seluruh *itemset* yang memenuhi parameter *FP-Growth* dan *Association Rules*. Totalnya terdapat 86 rules yang ditemukan.

No.	Premises	Conclusion	Support	Confidence	Lift	Gain	P-L	Lift	Convex...
07	KD27	KD28	0.300	0.933	0.988	-0.420	0.706	2.953	3.880
08	KD03	KD04	0.300	0.933	0.958	-0.420	0.772	2.451	3.880
09	KD47, KD15	KD22	0.300	0.933	0.988	-0.420	0.704	1.832	3.240
10	KD02	KD11	0.320	0.943	0.957	-0.440	0.745	1.831	3.430
11	KD16	KD11	0.320	0.943	0.957	-0.440	0.745	1.831	3.430
12	KD21	KD22	0.320	0.943	0.957	-0.440	0.745	1.831	3.430
13	KD04	KD03	0.300	0.952	0.978	-0.380	0.779	2.481	3.440
14	KD22, KD15	KD47	0.300	0.952	0.978	-0.380	0.744	1.830	4.580
15	KD47, KD15	KD48	0.300	0.952	0.978	-0.380	0.709	2.175	5.200
16	KD90	KD91	0.340	0.925	0.971	-0.420	0.750	1.790	4.750
17	KD23	KD29	0.340	0.905	0.931	-0.420	0.705	1.445	5.130
18	KD47	KD48	0.400	0.913	0.973	-0.500	0.227	2.174	5.670
19	KD24	KD27	0.340	0.944	0.988	-0.380	0.753	1.845	3.840
00	KD02	KD11	0.300	1	1	-0.380	0.700	2	≡
01	KD48	KD47	0.420	1	1	-0.420	0.227	2.174	≡
02	KD03	KD02	0.300	1	1	-0.380	0.708	2.632	≡
03	KD07, KD47	KD48	0.340	1	1	-0.340	0.197	2.361	≡
04	KD07, KD48	KD47	0.340	1	1	-0.340	0.184	2.174	≡
05	KD22, KD47	KD15	0.300	1	1	-0.300	0.188	2.273	≡
06	KD15, KD48	KD47	0.320	1	1	-0.320	0.173	2.174	≡

Gambar 6. Hasil Association Rules Pertama

Pada Gambar 6 dijelaskan bahwa *rules* yang terbentuk sebanyak 86 dengan *min. support* 0.4 dan *min. confidence* 0.5. menyulitkan kita untuk mengambil kesimpulan karena jumlah *rules* yang terlalu banyak. Maka dari itu harus dilakukan perubahan nilai *minimum support* dan *minimum confidence*. Dalam hal ini nilai *minimum confidence* diubah menjadi 95% atau 0.95 yang artinya semakin tinggi nilai *confidence* maka semakin dapat dipercaya *rules* yang dihasilkan.

No.	Premises	Conclusion	Support	Confidence	Lift	Gain	P-L	Lift	Convex...
1	KD92	KD91	0.380	1	1	-0.380	0.180	2	≡
2	KD48	KD47	0.420	1	1	-0.420	0.227	2.174	≡
3	KD03	KD02	0.300	1	1	-0.300	0.186	2.632	≡
4	KD07, KD47	KD48	0.340	1	1	-0.340	0.197	2.361	≡
5	KD07, KD48	KD47	0.340	1	1	-0.340	0.184	2.174	≡
6	KD22, KD47	KD15	0.300	1	1	-0.300	0.188	2.273	≡
7	KD15, KD48	KD47	0.320	1	1	-0.320	0.173	2.174	≡

Gambar 7. Hasil Association Rules Kedua

Dari hasil keseluruhan dari proses *generate rules* menggunakan aplikasi *Market Basket Analysis* pada *FP-Growth* terhadap data penjualan barang untuk memberikan rekomendasi dalam memberikan paket penjualan barang dimana data transaksi selama 5 bulan terakhir sebanyak 50 *record* dengan memberikan batasan nilai *minimum support* = 0.4 (40%) dan *confidence* = 0.95 (95%) menghasilkan sebagai berikut:

- 1) jika membeli KD92 maka akan membeli KD91 dengan nilai *support* = 38% dan nilai *confidence* = 100%.
- 2) jika membeli KD48 maka akan membeli KD47 dengan nilai *support* = 42% dan nilai *confidence* = 100%.
- 3) jika membeli KD03 maka akan membeli KD02 dengan nilai *support* = 30% dan nilai *confidence* = 100%.
- 4) jika membeli KD07 dan KD47 maka akan membeli KD48 dengan nilai *support* = 34% dan nilai *confidence* = 100%.
- 5) jika membeli KD07 dan KD48 maka akan membeli KD47 dengan nilai *support* = 34% dan nilai *confidence* = 100%.
- 6) jika membeli KD22 dan KD47 maka akan membeli KD15 dengan nilai *support* = 30% dan nilai *confidence* = 100%.
- 7) jika membeli KD15 dan KD48 maka akan membeli KD47 dengan nilai *support* = 32% dan nilai *confidence* = 100%.

Atau

- 1) jika membeli LEM BAKAR BESAR maka akan membeli LEM BAKAR KECIL dengan nilai *support* = 38% dan nilai *confidence* = 100%.
- 2) jika membeli PLASTIK MIKA BENING TRANS maka akan membeli AMPLOP PENDEK SIDU POLOS dengan nilai *support* = 42% dan nilai *confidence* = 100%.
- 3) jika membeli BON NCR 2 PLY 1001 DATAR maka akan membeli BON NCR 1 PLY 1001 DATAR dengan nilai *support* = 30% dan nilai *confidence* = 100%.
- 4) jika membeli PULPEN FASTER C600 dan AMPLOP PENDEK SIDU POLOS maka akan membeli PLASTIK MIKA BENING TRANS dengan nilai *support* = 34% dan nilai *confidence* = 100%.
- 5) jika membeli PULPEN FASTER C600 dan PLASTIK MIKA BENING TRANS maka akan membeli AMPLOP PENDEK SIDU POLOS dengan nilai *support* = 34% dan nilai *confidence* = 100%.

- 6) jika membeli ANAK HEKTER KANGARO 23/13 dan AMPLOP PENDEK SIDU POLOS maka akan membeli PEN KENKO EASYGEL dengan nilai support = 30% dan nilai confidence = 100%.
- 7) jika membeli PEN KENKO EASYGEL dan PLASTIK MIKA BENING TRANS maka akan membeli AMPLOP PENDEK SIDU POLOS dengan nilai support = 32% dan nilai confidence = 100%.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan pembahasan dari bab-bab sebelumnya yang telah dilakukan maka dapat diambil beberapa kesimpulan sebagai berikut:

- a) Dengan menggunakan penerapan metode *FP-Growth* terhadap data penjualan barang untuk memberikan rekomendasi dalam memberikan paket penjualan barang bagi konsumennya sebagai strategi penjualan di CV. A & A dapat dengan mudah mengetahui minat pembelian produk konsumen.
- b) Dengan menggunakan data-data penjualan produk maka metode *FP-Growth* dapat digunakan untuk mengetahui minat pembelian produk di CV. A & A dan proses *generate rules* yang terbentuk sangat dipengaruhi oleh nilai *support, confidence*.

REFERENCES

- [1] H. Subing and F. Saputra, "Analisis Strategi Pemasaran Untuk Meningkatkan Penjualan Motor Merk Mio J CW FI Pada PT. Bahana Pagar Alam Di Bandar Lampung.," *Jurnal Manajemen dan Bisnis Universitas Bandar Lampung*, vol. 4, no. 2, p. 112194, 2014.
- [2] A. Muzakir and L. Adha, "Market Basket Analysis (Mba) Pada Situs Web E-Commerce Zakiyah Collection.," *Simetris : Jurnal Teknik Mesin, Elektro dan Ilmu Komputer*, vol. 7, no. 2, p. 459, 2016, doi: 10.24176/simet.v7i2.755.
- [3] S. S. Weng and M. J. Liu, "Feature-based recommendations for one-to-one marketing.," *Expert Systems with Applications*, vol. 26, no. 4, pp. 493–508, 2004, doi: 10.1016/j.eswa.2003.10.008.
- [4] Y. L. Chen, K. Tang, R. J. Shen, and Y. H. Hu, "Market basket analysis in a multiple store environment.," *Decision Support Systems*, vol. 40, no. 2, pp. 339–354, 2005, doi: 10.1016/j.dss.2004.04.009.
- [5] S. Istiqomah and T. S. Yanti, "Penggunaan Algoritma Novel Utility Frequent Itemset Mining dalam Market Basket Analysis (Kasus Data Transaksional dan Data Profit di PT . XYZ Kota Malang) informasi yang berguna dari gudang penyimpanan data dalam format bukan lagi menjadi satu pekerjaan.," *Prosiding Statiska*, vol. 5, pp. 32–39, 2019.
- [6] S. Raj, D. Ramesh, and K. K. Sethi, "A Spark-based Apriori algorithm with reduced shuffle overhead.," *Journal of Supercomputing*, vol. 77, no. 1, pp. 133–151, 2021, doi: 10.1007/s11227-020-03253-7.
- [7] A. Abdullah, "Rekomendasi Paket Produk Guna Meningkatkan Penjualan Dengan Metode FP-Growth.," *Khazanah Informatika: Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika*, vol. 4, no. 1, p. 21, 2018, doi: 10.23917/khif.v4i1.5794.
- [8] A. N. S. Putro and R. I. Gunawan, "Implementasi Algoritma FP-Growth Untuk Strategi Pemasaran Ritel Hidroponik (Studi Kasus : PT. HAB).," *Jurnal Buana Informatika*, vol. 10, no. 1, p. 11, 2019, doi: 10.24002/jbi.v10i1.1746.