

# Penerapan Algoritma FP-Growth Rekomendasi Trend Penjualan ATK Pada CV. Fajar Sukses Abadi

Aldi Ardianto, Devi Fitriannah

*Teknik Informatika, Universitas Mercu Buana, Jakarta*  
41514010063@student.mercubuana.ac.id<sup>1</sup>, devi.fitriannah@mercubuana.ac.id<sup>2</sup>

## **Abstrak**

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memberikan rekomendasi trend penjualan barang ATK pada sebuah toko dari CV. Fajar Sukses Abadi. Pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini adalah algoritma FP-Growth. Algoritma FP-Growth merupakan salah satu teknik association rule yang digunakan untuk analisa keranjang belanja. dengan menggunakan teknik association rule menghasilkan suatu aturan asosiasi antara produk – produk yang dijual secara bersamaan dalam satu transaksi. Hasil yang dicapai dalam penelitian ini menggunakan minimum support 2% dan minimum confidence 70% mendapatkan 4 aturan asosiasi yaitu jika membeli balpoint faster c6/c8 htm,biriu maka akan membeli tip ek pentel 7 ml zl62-w corection pen , jika membeli sticker biru sunfix maka akan membeli sticker putih sunfix, jika membeli tip ek pentel 7 ml zl62-w corection pen dan buku folio aa isi 100 lbr maka akan membeli balpoint faster c6/c8 htm,biriu, jika membeli steples maka akan membeli isi stepler no 10 max.

**Keywords:** Data Mining; Algoritma FP-Growth; Association Rule; RapidMiner, ATK

**DOI:** 10.22441/incomtech.v9i1.3263

## **1. PENDAHULUAN**

ATK (Alat Tulis Kantor) adalah salah satu kebutuhan yang sangat diperlukan oleh suatu perusahaan atau perkantoran. Tidak tersedianya persediaan atk akan menghambat aktifitas di dalam perusahaan tersebut. CV Fajar Sukses Abadi adalah perusahaan yang bergerak di bidang penjualan barang yaitu alat tulis kantor seperti kertas hvs, map, post it, pulpen, dan lain lain. Sampai saat ini CV Fajar Sukses Abadi mempunyai banyak data transaksi yang tidak dimanfaatkan dan hanya di simpan di dalam basis data. Dibutuhkan sebuah metode atau teknik yang dapat merubah data tersebut menjadi sebuah informasi berharga atau pengetahuan yang bermanfaat untuk mendukung pengambilan keputusan bisnis. Suatu teknologi yang dapat digunakan untuk mewujudkannya adalah data mining. Data mining adalah proses mencari pola atau informasi menarik dalam data terpilih dengan menggunakan teknik atau metode tertentu. Metode teknologi data mining yang

dapat di gunakan dalam data transaksi tersebut adalah metode asosiasi atau association rule mining. Di dalam bidang usaha retail metode association rule mining ini lebih dikenal dengan istilah analisa keranjang belanja (market basket analysis).

Dalam penelitian ini penulis menggunakan algoritma FP-Growth, Algoritma ini digunakan untuk membentuk frequent itemset yang nantinya akan menjadi aturan asosiasi yang dihasilkan market basket analisis dengan menggunakan alat bantu perangkat lunak RapidMiner. Hasil penelitian ini yang berupa aturan asosiasi yang dapat memberikan informasi trend penjualan ATK sehingga bermanfaat untuk perusahaan sebagai pengambilan keputusan penjualan yang akan datang.

## 2. STUDI TERKAIT

### 2.1 Algoritma FP-Growth

Frequent Pattern Growth (FP-Growth) adalah salah satu alternatif algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (*frequent itemset*) dalam sebuah kumpulan data [1][2][3][4]. Pada algoritma FP-Growth menggunakan konsep pembangunan tree, yang biasa disebut FP-Tree, dalam pencarian frequent itemsets bukan menggunakan generate candidate seperti yang dilakukan pada algoritma Apriori [4]. Dengan menggunakan FP-tree, algoritma FP-Growth dapat langsung memperoleh frequent itemsets [5], Sehingga algoritma FP-Growth menjadi lebih cepat daripada algoritma Apriori [1][4].

Pada penentuan frequent itemset terdapat 2 tahap proses yang dilakukan yaitu: pembuatan FP-tree dan penerapan algoritma FP-Growth untuk menemukan frequent itemset. Struktur data yang digunakan untuk mencari frequent itemset dengan algoritma FP-Growth adalah perluasan dari penggunaan sebuah pohon prefix, yang biasa disebut adalah FP-tree[3]. Dengan menggunakan FP-tree, algoritma FP-Growth dapat langsung mengekstrak frequent itemset dari FP-tree yang telah terbentuk dengan menggunakan prinsip *divide and conquer* [3][6][7].

Dalam penerapan penggunaan algoritma FP-Growth pada penelitian sebelumnya digunakan untuk menentukan tata letak barang sebagai strategi bisnis meningkatkan penjualan pada bisnis retail [8], aplikasi prediksi persediaan sepeda motor [3], untuk menentukan cross-selling produk[9] dan masih banyak yang lainnya.

### 2.2 Penerapan Algoritma FP-Growth

Penggalian frequent itemset dengan menggunakan algoritma FP-Growth dilakukan dengan cara membangkitkan struktur data tree atau disebut dengan FP-Tree. FP-tree merupakan struktur penyimpanan data yang dimampatkan. FP-tree dibangun dengan memetakan setiap data transaksi ke dalam setiap lintasan tertentu dalam FP-tree [3]. Metode Algoritma FP-Growth dibagi menjadi tiga langkah utama [1][6], yaitu :

1. Tahap Pembangkitan *Conditional Pattern Base*

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 akan dibangkitkan dengan conditional FPtree.

### 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.

## 2.3 Association Rule

Association rule merupakan suatu proses pada data mining untuk menentukan semua aturan asosiatif yang memenuhi syarat minimum untuk support (minsup) dan confidence (minconf) pada sebuah database. Kedua syarat tersebut akan digunakan untuk interesting association rules dengan dibandingkan dengan batasan yang telah ditentukan, yaitu minsup dan minconf [10][11].

*Association Rule Mining* adalah suatu prosedur untuk mencari hubungan antar item dalam suatu dataset. Dimulai dengan mencari frekuensi itemset, yaitu kombinasi yang paling sering terjadi dalam suatu itemset dan harus memenuhi minsup [12][13].

### 2.3.1 Support

Support dari suatu association rule adalah presentasi kombinasi item tersebut dalam database, dimana jika mempunyai item A dan item B maka support adalah proporsi dari transaksi dalam database yang mengandung A dan B. Rumus untuk menghitung nilai support dari dua item tersebut adalah sebagai berikut:

$$\text{Support (A,B)} = P(A \cap B) = \frac{\text{Jumlah transaksi yang mengandung A dan B}}{\text{Total transaksi}} \quad [14]$$

### 2.3.2 Confidence

*Confidence* dari *association rule* adalah ukuran ketepatan suatu rule, yaitu presentasi transaksi dalam database yang mengandung A dan mengandung B. Dengan adanya confidence kita dapat mengukur kuatnya hubungan antar-item dalam association rule. Rumus untuk menghitung nilai confidence dari dua item tersebut adalah sebagai berikut:

$$\text{Confidence(A} \rightarrow \text{B)} = P(A|B) = \frac{\text{Jumlah transaksi yang mengandung A dan B}}{\text{Jumlah transaksi yang mengandung A}} \quad [15][16]$$

### 2.3.3 Lift Ratio

*Lift ratio* adalah suatu ukuran untuk mengetahui kekuatan aturan asosiasi (*association rule*) yang telah terbentuk. Nilai lift ratio biasanya digunakan sebagai penentu apakah aturan asosiasi valid atau tidak valid [16]. Untuk menghitung lift ratio digunakan rumus sebagai berikut:

$$\text{Lift ratio} = \frac{\text{Confidence (A, B)}}{\text{Benchmark Confidence (A,B)}} \quad [16]$$

Untuk mendapatkan nilai benchmark confidence sendiri dapat dihitung menggunakan rumus sebagai berikut:

$$\text{Benchmark Confidence} = \frac{NC}{N}$$

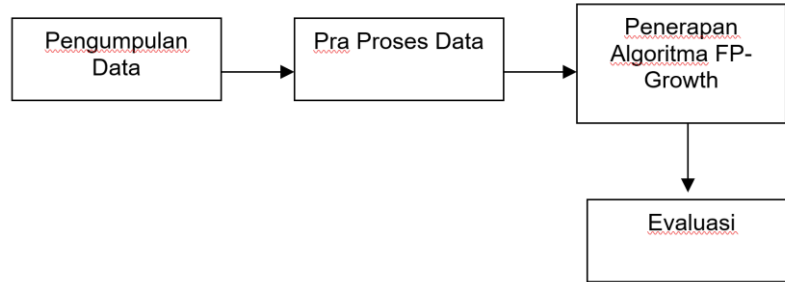
Keterangan:

Nc = jumlah transaksi dengan item yang menjadi consequent

N = jumlah transaksi basis data

### 3. METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan dalam penelitian seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Metode Penelitian.

#### 3.1 Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan cara meminta data transaksi penjualan atk CV Fajar Sukses Abadi dari bulan Desember 2017 sampai Maret 2018. Data transaksi tersebut memiliki atribut ID, Tanggal, Kode Barang, Nama Barang, Kode Satuan, Jumlah, Harga, Total. Jumlah data yang digunakan adalah 538 transaksi data transaksi dari bulan Desember 2017 sampai Maret 2018.

Tabel 1. Data transaksi penjualan

ID	Tanggal	Kode Barang	Nama Barang	Satuan	Jumlah	Harga	Total
00001	03/12/2017	0103000008	BATU BATTERY MERK ABC KECIL	PCS	48	1750	84000
00001	03/12/2017	0103000043	BATU BATTERY MERK ALKALINE AA	PCS	60	3750	225000
00001	03/12/2017	0103000023	IMPRABOARD WARNA PUTIH uk 100X150 CM 3 ml	LBR	10	60000	600000
00001	03/12/2017	0103000025	ISI CUTTER	TUBE	30	1950	58500
00001	03/12/2017	0103000049	KERTAS HVS 70 GRM F4	RIM	15	31000	465000
00001	03/12/2017	0103000039	ODNER GOBI 8401 F (BESAR)	PCS	100	13950	1395000
00001	03/12/2017	0103000011	PENSIL 2B STAEDTLER 100	PCS	48	2500	120000
00001	03/12/2017	0103000050	POS IT BESAR 654 3M	BKS	60	8250	495000
00001	03/12/2017	0103000040	TINTA STEMPEL BIRU INK 50 CC	BTL	10	18000	180000
00002	03/12/2017	0103000008	BATU BATTERY MERK ABC KECIL	PCS	48	1800	86400
00002	03/12/2017	0103000043	BATU BATTERY MERK ALKALINE AA	PCS	60	4500	270000
00002	03/12/2017	0103000013	BUKU FOLIO AA ISI 100 LBR	BK	30	16000	480000
00002	03/12/2017	0103000033	LAKBAN BENING 2" DAIMARU	ROLL	24	7600	182400
.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....
00535	29/03/2018	0103000039	ODNER GOBI 8401 F (BESAR)	PCS	18	13950	251100

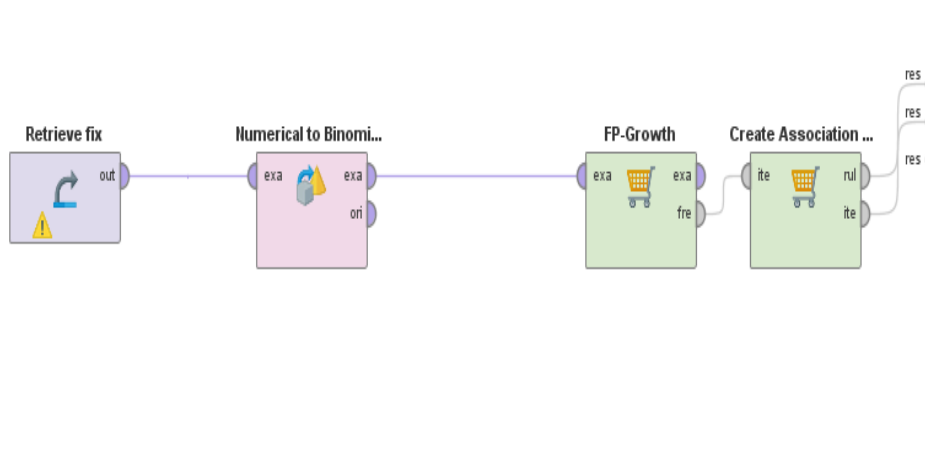
### 3.2 Pra Proses Data

- Seleksi Data  
Pemilihan atribut yang akan digunakan dalam proses mencari frequent itemset. Atribut yang digunakan adalah ID, Nama Barang .
- Transformasi data  
Data transaksi diubah seperti pada Tabel 2, baris yang paling atas adalah item yang dijual yang di inisialkan dengan alphabet, dan baris selanjutnya adalah transaksi pembelian dari masing-masing id transaksi. Dimana nilai 1 melambangkan item dibeli dalam transaksi. Sedangkan nilai 0 melambangkan item tidak terbeli atau tidak ada dalam transaksi tersebut.

Tabel 2. Hasil transformasi data

ID	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	X	Y	Z	A	B
0000																			
1	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
0000																			
2	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
0000																			
3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0000																			
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0001																			
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0001																			
3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
..	..	..	..	..	..	..	..	..	..	..	..	..	..	..	..	..	..	..	..
..	..	..	..	..	..	..	..	..	..	..	..	..	..	..	..	..	..	..	..
0053																			
5	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

- Penerapan Algoritma FP-Growth  
Penerapan Algoritma dilakukan dengan bantuan aplikasi RapidMiner studio versi 8.1 . lihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Model dengan RapidMiner

- **Retrieve Fix**  
Operator ini digunakan untuk memasukan data yang sudah melewati tahap praproses untuk diolah dengan model pada RapidMiner.
- **Numerical to Binominal**  
Operator ini digunakan untuk memproses data yang sudah di masukan dalam operator retrieve fix. Data yang akan dirubah adalah nilai pada item yang terdapat dalam suatu transaksi menjadi 2 nilai yaitu TRUE atau FALSE.
- **FP-Growth**  
Operator ini digunakan untuk menghasilkan frequent item set yang akan digunakan oleh operator berikutnya untuk dibuat aturan asosiasi dengan menentukan nilai support dari data transaksi yang sudah dimasukan pada model.
- **Create Assosiation Rule**  
Operator ini digunakan untuk menghasilkan aturan asosiasi dengan menentukan minimal Confidence dari item atau itemset dari data transaksi yang sudah di masukan pada model.

### 3.3 Evaluasi

#### 3.3.1 Frequent Itemset

Berdasarkan Tabel 3, dapat dilihat jumlah Frequent Item set yang dihasilkan oleh beberapa minimum support.

Tabel 3. Jumlah frequent itemset

Item Set	Minsupp						
	1%	2%	3%	4%	5%	6%	7%
2	67	14	4	3	2	1	0
3	14	1	0	0	0	0	0
4	1	0	0	0	0	0	0

Dapat disimpulkan Frequent itemset terbanyak yang dihasilkan dari data tersebut menggunakan data transaksi tersebut dengan nilai minimum support 1% kebawah, dengan nilai 7% keatas tidak menghasilkan frequent itemset. Berikut hasil rincian hasil frequent itemset yang di dapat dengan nilai minimum support pada Tabel 3 .

Tabel 4. Frequent Itemset Minsupp 1%

itemset	Frequent Itemset	support
2	ODNER GOBI 8401 F (BESAR), KERTAS HVS 70 GRM A4	0.021
2	ODNER GOBI 8401 F (BESAR), CONTINOUS FORM 1 PLY 2000 LBR	0.011
2	ODNER GOBI 8401 F (BESAR), POS IT KECIL 653 3M	0.021
2	ODNER GOBI 8401 F (BESAR), ISI CUTTER	0.011
2	ODNER GOBI 8401 F (BESAR), SPIDOL HITAM ARTLINE 500	0.011
2	ODNER GOBI 8401 F (BESAR), BATU BATTERAY MERK ALKALIN AAA 1.5 V U/ AC	0.011
....	.....	....
....	.....	....
3	TIP EK PENTEL 7 ML ZL62-W CORECTION PEN, BALPOINT FASTER C6/C8 HTM, BIRIU, BUKU FOLIO AA ISI 100 LBR	0.022
3	TIP EK PENTEL 7 ML ZL62-W CORECTION PEN, BALPOINT FASTER C6/C8 HTM, BIRIU, FILE BOX IMCO	0.011
3	KERTAS HVS 70 GRM A4, POS IT KECIL 653 3M, POS IT BESAR 654 3M	0.013
3	KERTAS HVS 70 GRM A4, POS IT KECIL 653 3M, STOP MAP BUSINES FILE DAICHI FILEX	0.015
3	ISI STEPLER NO 10 MAX, PENSIL 2B STAEDTLER 100, STEPLES	0.011
3	ISI STEPLER NO 10 MAX, STEPLES, CUTTER	0.011
3	POS IT BESAR 654 3M, MAP TRANSPARAN (CLEAR HOLDER), AMPLOP COKLAT FOLIO	0.011
3	PENSIL 2B STAEDTLER 100, PENGHAPUS PENCIL STADLER, Rautan pensil	0.013
3	PENSIL 2B STAEDTLER 100, PENGHAPUS PENCIL STADLER, Kotak Pensil	0.011
3	PENSIL 2B STAEDTLER 100, Rautan pensil, Buku tulis	0.015
3	PENSIL 2B STAEDTLER 100, Rautan pensil, Kotak Pensil	0.011
3	PENSIL 2B STAEDTLER 100, PENGGARIS, Kotak Pensil	0.011
3	PENSIL 2B STAEDTLER 100, Buku tulis, Kotak Pensil	0.013
3	Rautan pensil, Buku tulis, Kotak Pensil	0.013
4	PENSIL 2B STAEDTLER 100, Rautan pensil, Buku tulis, Kotak Pensil	0.011

Tabel 5. Frequent Itemset Minsupp 2%

itemset	Frequent Itemset	support
2	ODNER GOBI 8401 F (BESAR), KERTAS HVS 70 GRM A4	0.021
2	ODNER GOBI 8401 F (BESAR), POS IT KECIL 653 3M	0.021
2	ODNER GOBI 8401 F (BESAR), ODNER FOLIO SMALL GB 8402 F GOBI	0.021
2	TIP EK PENTEL 7 ML ZL62-W CORECTION PEN, BALPOINT FASTER C6/C8 HTM, BIRIU	0.069
2	TIP EK PENTEL 7 ML ZL62-W CORECTION PEN, BUKU FOLIO AA ISI 100 LBR	0.026
2	KERTAS HVS 70 GRM A4, POS IT KECIL 653 3M	0.024
2	KERTAS HVS 70 GRM A4, STOP MAP BUSINES FILE DAICHI FILEX	0.022
2	BALPOINT FASTER C6/C8 HTM, BIRIU, BUKU FOLIO AA ISI 100 LBR	0.037
2	ISI STEPLER NO 10 MAX, STEPLES	0.051
2	POS IT KECIL 653 3M, POS IT BESAR 654 3M	0.022
2	POS IT KECIL 653 3M, AMPLOP COKLAT FOLIO	0.021
2	BATU BATTERAY MERK ALKALINE AA, BATU BATTERAY MERK ABC KECIL	0.043
2	PENSIL 2B STAEDTLER 100, Rautan pensil	0.024
2	STICKER PUTIH SUNFIX, STICKER BIRU SUNFIX	0.021
3	TIP EK PENTEL 7 ML ZL62-W CORECTION PEN, BALPOINT FASTER C6/C8 HTM, BIRIU, BUKU FOLIO AA ISI 100 LBR	0.022

Tabel 6. Frequent Itemset Minsupp 3%

itemset	Frequent Itemset	support
2	TIP EK PENTEL 7 ML ZL62-W CORECTION PEN, BALPOINT FASTER C6/C8 HTM, BIRIU	0.069
2	BALPOINT FASTER C6/C8 HTM, BIRIU, BUKU FOLIO AA ISI 100 LBR	0.037
2	ISI STEPLER NO 10 MAX, STEPLES	0.051
2	BATU BATTERY MERK ALKALINE AA, BATU BATTERY MERK ABC KECIL	0.043

Tabel 7. Frequent Itemset Minsupp 4%

itemset	Frequent Itemset	support
2	TIP EK PENTEL 7 ML ZL62-W CORECTION PEN, BALPOINT FASTER C6/C8 HTM, BIRIU	0.069
2	ISI STEPLER NO 10 MAX, STEPLES	0.051
2	BATU BATTERY MERK ALKALINE AA, BATU BATTERY MERK ABC KECIL	0.043

Tabel 8. Frequent Itemset Minsupp 5%

itemset	Frequent Itemset	support
2	TIP EK PENTEL 7 ML ZL62-W CORECTION PEN, BALPOINT FASTER C6/C8 HTM, BIRIU	0.069
2	ISI STEPLER NO 10 MAX, STEPLES	0.051

Tabel 9. Frequent Itemset Minsupp 6%

itemset	Frequent Itemset	support
2	TIP EK PENTEL 7 ML ZL62-W CORECTION PEN, BALPOINT FASTER C6/C8 HTM, BIRIU	0.069

### 3.3.2 Association Rule

Berdasarkan Tabel 10, dapat dilihat jumlah aturan asosiasi yang dihasilkan oleh minimum support dan minimum confidence yang digunakan.

Tabel 10. Jumlah aturan asosiasi yang dihasilkan

Minsup \ Minconf	Minsup						
	1%	2%	3%	4%	5%	6%	7%
70%	46	4	2	2	2	1	0
80%	28	2	1	1	1	0	0
90%	12	1	1	1	1	0	0

Pada setiap penambahan nilai minimum support dan minimum confidence yang diujikan terlihat rule yang terbentuk semakin berkurang. Pada minimum support 7% dapat dilihat tidak menghasilkan satupun aturan asosiasi. dikarenakan nilai confidence dari frequent itemset yang di bangkitkan tidak memenuhi syarat minimum confidence. Pada pengujian ini dapat disimpulkan bahwa semakin tinggi nilai minimum support dan nilai minimum confidence yang digunakan akan mendapatkan jumlah rule yang semakin sedikit. Berikut rincian pembangkitan aturan asosiasi dengan nilai minimum support dan minimum confidence paling rendah pada Tabel 11.



Tabel 11. Data Aturan Asosiasi

No	Premise	Conclusion	Support	Confidence	Lift
1	PITA EPSON LX 310	PITA PRINTER EPSON LX-300 8750 17.7 mtr/58.0 feet	0.011235955	0.75	33.375
2	ISI STEPLER NO 10 MAX, PENSIL 2B STAEDTLER 100	STEPLES	0.011235955	0.75	13.810344 83
3	POS IT BESAR 654 3M, AMPLOP COKLAT FOLIO	MAP TRANSPARAN (CLEAR HOLDER)	0.011235955	0.75	12.136363 64
4	PENSIL 2B STAEDTLER 100, Rautan pensil, Buku tulisi	Kotak Pensil	0.011235955	0.75	40.05
5	Buku tulis, Kotak Pensil	PENSIL 2B STAEDTLER 100, Rautan pensil	0.011235955	0.75	30.807692 31
6	MAP TRANSPARAN (CLEAR HOLDER), AMPLOP COKLAT FOLIO	POS IT BESAR 654 3M	0.011235955	0.857142857	12.045112 78
7	Rautan pensil, Kotak Pensil	PENSIL 2B STAEDTLER 100	0.011235955	0.857142857	14.764976 96
8	PENSIL 2B STAEDTLER 100, PENGGARIS	Kotak Pensil	0.011235955	0.857142857	45.771428 57
9	PENGGARIS, Kotak Pensil	PENSIL 2B STAEDTLER 100	0.011235955	0.857142857	14.764976 96
10	Rautan pensil, Kotak Pensil	PENSIL 2B STAEDTLER 100, Buku tulis	0.011235955	0.857142857	45.771428 57
11	PENSIL 2B STAEDTLER 100, Buku tulis, Kotak Pensil	Rautan pensil	0.011235955	0.857142857	22.885714 29
12	Rautan pensil, Buku tulisi, Kotak Pensil	PENSIL 2B STAEDTLER 100	0.011235955	0.857142857	14.764976 96
13	TIP EK PENTEL 7 ML ZL62-W CORECTION PEN, FILE BOX IMCO	BALPOINT FASTER C6/C8 HTM, BIRIU	0.011235955	1	10.470588 24
14	BALPOINT FASTER C6/C8 HTM, BIRIU, FILE BOX IMCO	TIP EK PENTEL 7 ML ZL62-W CORECTION PEN	0.011235955	1	9.5357142 86
15	PENSIL 2B STAEDTLER 100, STEPLES	ISI STEPLER NO 10 MAX	0.011235955	1	10.897959 18
16	ISI STEPLER NO 10 MAX, CUTTER	STEPLES	0.011235955	1	18.413793 1
17	STEPLES, CUTTER	ISI STEPLER NO 10 MAX	0.011235955	1	10.897959 18
18	PENGHAPUS PENCIL STADLER, Kotak Pensil	PENSIL 2B STAEDTLER 100	0.011235955	1	17.225806 45
19	PENSIL 2B STAEDTLER 100, Rautan pensil, Kotak Pensil	Buku tulis	0.011235955	1	48.545454 55
28	Rautan pensil, Buku tulisi	Kotak Pensil	0.013108614	0.777777778	41.533333 33

...	.....	.....	.....	.....	.....
...	.....	.....	.....	.....	.....
40	Buku tulis	Rautan pensil	0.016853933	0.818181818	21.84545455
41	Kotak Pensil	PENSIL 2B STAEDTLER 100	0.016853933	0.9	15.50322581
42	Buku tulis	PENSIL 2B STAEDTLER 100	0.018726592	0.909090909	15.65982405
43	STICKER BIRU SUNFIX	STICKER PUTIH SUNFIX	0.020599251	0.785714286	20.97857143
44	TIP EK PENTEL 7 ML ZL62-W CORECTION PEN, BUKU FOLIO AA ISI 100 LBR	BALPOINT FASTER C6/C8 HTM, BIRIU	0.02247191	0.857142857	8.97478916
45	STEPLES	ISI STEPLER NO 10 MAX	0.050561798	0.931034483	10.14637579
46	BALPOINT FASTER C6/C8 HTM, BIRIU	TIP EK PENTEL 7 ML ZL62-W CORECTION PEN	0.06928839	0.725490196	6.91806727

#### 4. HASIL

Hasil rule yang digunakan untuk mengetahui informasi trend penjualan yang akan datang menggunakan minimum support 2% dan minimum confidence 70% yang menghasilkan 4 aturan asosiasi. Aturan asosiasi yang dihasilkan diperlihatkan pada Gambar 3.

#### AssociationRules

##### Association Rules

```
[BALPOINT FASTER C6/C8 HTM,BIRIU] --> [TIP EK PENTEL 7 ML ZL62-W CORECTION PEN] (confidence: 0.725)
[STICKER BIRU SUNFIX] --> [STICKER PUTIH SUNFIX] (confidence: 0.786)
[TIP EK PENTEL 7 ML ZL62-W CORECTION PEN, BUKU FOLIO AA ISI 100 LBR] --> [BALPOINT FASTER C6/C8 HTM,BIRIU] (confidence: 0.857)
[STEPLES] --> [ISI STEPLER NO 10 MAX] (confidence: 0.931)
```

Gambar 3. Aturan asosiasi

Hasil aturan asosiasi di atas dengan nilai minimum confidence 0.70 dapat diketahui bahwa konsumen jika membeli balpoint faster c6/c8 htm,biriu maka akan membeli tip ek pentel 7 ml zl62-w corection pen dengan nilai lift 6.9, jika membeli sticker biru sunfix maka akan membeli sticker putih sunfix dengan nilai lift 20.9, jika membeli tip ek pentel 7 ml zl62-w corection pen dan buku folio aa isi 100 lbr maka akan membeli balpoint faster c6/c8 htm,biriu dengan nilai lift 8.9, jika membeli steples maka akan membeli isi stepler no 10 max dengan nilai lift 10.

Lift ratio dari aturan asosiasi tersebut semua bernilai lebih besar dari 1 (lift ratio > 1). Hal ini menunjukkan bahwa semua rule yang dihasilkan bersifat kuat dan valid untuk digunakan dalam prediksi trend penjualan yang akan datang.

## 5. KESIMPULAN

Berdasarkan pengujian yang dilakukan dapat disimpulkan sebagai berikut. Penerapan Algoritma FP-Growth berhasil diimplementasikan pada data transaksi CV. Fajar Sukses Abadi dilihat dari hasil aturan yang di dapat. Selain itu, terdapat hasil aturan asosiasi yang dapat di gunakan untuk rekomendasi trend penjualan yang akan datang. Semakin tinggi nilai minimum support & nilai minimum confidence akan menghasilkan rule yang sedikit. Aturan asosiasi yang terbaik dengan support 5% dan confidence 93% yaitu jika membeli steples maka akan membeli isi stepler no 10 max dengan nilai lift 10. Disarankan untuk penelitian yang akan datang agar lebih banyak data transaksi dan variasi item yang di gunakan guna untuk mendapatkan hasil yang memuaskan. Juga agar dibuatkan aplikasi berbasis web / desktop agar pengolahan data dapat diproses tanpa harus menggunakan aplikasi rapidminer.

## REFERENCES

- [1] D. Samuel, Penerapan Stuktur FP-Tree dan Algoritma FP-Growth dalam Optimasi Penentuan Frequent Itemset, p. 6, 2008.
- [2] F. T. Raharjo, T. S. Yanti, and A. Kudus, Market Basket Analysis Menggunakan Algoritma FP-Growth ( Kasus Data Peminjaman Buku di Perpustakaan Universitas Islam Bandung ) itemsets dari data peminjaman buku di Perpustakaan Universitas Islam berdasarkan ukuran lift ratio dari data peminjaman buku di, pp. 93–100.
- [3] Ririanti, Implementasi Algoritma Fp-Growth Pada Aplikasi Prediksi Persediaan Sepeda Motor ( Studi Kasus Pt . Pilar Deli Labumas ), *Pelita Inform. Budi Darma*, vol. VI, no. 1, pp. 139–144, 2014.
- [4] Erwin, Analisis Market Basket Dengan Algoritma, *J. Generic*, vol. 4, pp. 26–30, 2009.
- [5] A. Ikhwan, D. Nofriansyah, and Sriani, Penerapan Data Mining dengan Algoritma Fp-Growth untuk Mendukung Strategi Promosi Pendidikan ( Studi Kasus Kampus STMIK Triguna Dharma ), *Saintikom*, vol. 14, no. 3, pp. 211–226, 2015.
- [6] N. F. Nur Rohman Ardani, Sistem Rekomendasi Pemesanan Sparepart Dengan Algoritma Fp-Growth, pp. 6–7, 2016.
- [7] A. S. A. Alghamdi, Efficient Implementation of FP Growth Algorithm-Data Mining on Medical Data, *Int. J. Comput. Sci. Netw. Secur.*, vol. 11, no. 12, pp. 7–16, 2011.
- [8] K. Sumangkut, A. Lumenta, and V. Tulenan, Analisa Pola Belanja Swalayan Daily Mart Untuk Menentukan Tata Letak Barang Menggunakan Algoritma FP-Growth, *Tek. Inform.*, Vol. 8, No. 1, pp. 52–56, 2016.
- [9] F. A. Priyana and A. Kardianawati, Data Mining Asosiasi Untuk Menentukan Cross-Selling Produk Menggunakan Algoritma Frequent Pattern-Growth Pada Koperasi Karyawan Pt . Phapros Semarang Sistem informasi yang terkomputerisasi organisasi dalam mengumpulkan berbagai data dalam suatu basis data, *Ilmu Komput.*, pp. 1–7.
- [10] F. Fatihatul, A. Setiawan, and R. Rosadi, Asosiasi Data Mining Menggunakan Algoritma FP-Growth Untuk Market Basket Analysis, pp. 1–8, 2011.
- [11] F. Rumaisa and M. Kom, Penentuan Association Rule Pada Pemilihan Program Studi Kasus Pada Universitas Widyatama Bandung, *Semin. Nas. Apl. Teknol. Inf.*, Vol. 1, No. Snati, pp. 15–16, 2012.
- [12] D. Listriani, A. H. Setyaningrum, and F. E. M. A, 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, 2016.
- [13] S. Sidhu, FP Growth Algorithm Implementation, Vol. 93, No. 8, pp. 6–10, 2014.
- [14] G. Gunadi and D. I. Sensuse, Penerapan Metode Data Mining Market Basket Analysis Terhadap Data Penjualan Produk Buku Dengan Menggunakan Algoritma Apriori Dan Frequent Pattern Growth ( Fp-Growth ), *Telematika*, Vol. 4, No. 1, pp. 118–132, 2012.
- [15] A.A. Raorane, Kulkarni RV, and Jitkar BD, Association Rule – Extracting Knowledge Using

- Market Basket Analysis, *Res. J. Recent Sci. Feb. Res.J.Recent Sci*, Vol. 1, No. 2, pp. 19–27, 2012.
- [16] M. Fauzy, K. R. Saleh W, and I. Asror, Penerapan Metode Association Rule Menggunakan Algoritma Apriori Pada Simulasi Prediksi Hujan Wilayah Kota Bandung, *J. Ilm. Teknol. Inf. Terap.*, Vol. 13, No. 2, pp. 115–124, 2014.