

## ANALISA METODE ASSOCIATION RULE MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH TERHADAP DATA PENJUALAN (STUDY KASUS TOKO BERKAH)

Syarifudin Herdyansyah<sup>[1]</sup>;Eni Heni Hermaliani<sup>[2]</sup>;Laela Kurniawati<sup>[3]</sup>;Sri Rahayu<sup>[4]</sup>

Program Studi Ilmu Komputer<sup>[1][2]</sup>

Program Studi Sistem Informasi<sup>[3]</sup>

Program Studi Teknik Informatika<sup>[4]</sup>

STMIK Nusa Mandiri<sup>[1][2][3][4]</sup>

www.nusamandiri.ac.id

syarifudin1892@gmail.com<sup>[1]</sup>;enie\_h@nusamandiri.ac.id<sup>[2]</sup>;laela@nusamandiri.ac.id<sup>[3]</sup>

;srirahayu.rry@nusamandiri.ac.id<sup>[4]</sup>

**Abstract**—The role of technology is very important in supporting a business so that it can continue to run and develop. One thing that is not less important is the need for a method or data analysis of transactions that have been carried out. The aim is to assist management in managing the stock, the layout of goods and also promotions and to increase sales turnover and not make sales data only as archives that are increasing every day. Data Mining technology can be an option that can be used in analyzing sales data. For this reason, the use of Data Mining technology in terms of market shopping basket analysis (Market Basket Analysis) uses the association rule method, we can find out the relationship between one data, with the other data and between goods one with the other goods. In this study, using the FP-Growth algorithm by using data from Toko Berkah sales. The results of the analysis carried out, very well in the formation of customer spending rules or patterns of goods sold and can be used as a reference or material for management in taking certain policies with the aim of developing the business carried out.

**Keywords:** Data Mining, association rule, FP-Growth

**Intisari**—Peran teknologi sangat penting dalam menunjang suatu bisnis agar dapat terus berjalan dan berkembang. Salah satu hal yang tidak kalah penting adalah diperlukannya suatu metode atau analisa data transaksi yang telah dilakukan. Tujuannya adalah untuk membantu pihak manajemen dalam mengelola stok barang, tata letak barang dan juga promosi serta untuk meningkatkan omset penjualan dan tidak menjadikan data penjualan hanya sebagai arsip saja yang semakin bertambah setiap hari. Teknologi Data Mining dapat menjadi salah satu pilihan yang dapat digunakan dalam menganalisa data penjualan. Untuk itu, penggunaan teknologi Data Mining dalam hal analisis keranjang belanja pasar (Market Basket Analysis) menggunakan

metode *association rule*, kita dapat mengetahui keterkaitan antara data yang satu, dengan data yang lainnya dan antara barang yang satu dengan barang yang lainnya. Dalam penelitian ini, menggunakan algoritma *FP-Growth* dengan menggunakan data penjualan Toko Berkah. Hasil analisa yang dilakukan, sangat baik dalam pembentukan *rule-rule* atau pola belanja customer dari barang yang terjual dan dapat dijadikan acuan atau bahan untuk manajemen dalam mengambil suatu kebijakan tertentu dengan tujuan untuk mengembangkan bisnis yang dilakukan.

**Kata Kunci:** Association Rule, Data Mining, FP-Growth.

### PENDAHULUAN

Saat ini, perkembangan teknologi informasi sekarang semakin lama semakin maju terutama dalam dunia bisnis. Semakin banyaknya persaingan dalam dunia bisnis khususnya dalam industri penjualan menuntuk pihak manajemen untuk putar otak mencari peluang untuk tetap berkecimpung dalam bisnisnya. Peran teknologi sangat penting dalam menunjang suatu bisnis agar dapat terus berjalan dan berkembang. Salah satu hal yang tidak kalah penting adalah diperlukannya suatu metode atau analisa data transaksi yang telah dilakukan. Tujuannya adalah untuk membantu pihak manajemen dalam mengelolah stok barang, tata letak barang dan juga promosi serta untuk meningkatkan omset penjualan. Teknologi Data Mining dapat menjadi salah satu pilihan yang dapat digunakan dalam menganalisa data penjualan.

Tidak sedikit para pelaku usaha bisnis hanya menggunakan data transaksi penjualan yang dilakukan setiap harinya, hanya untuk arsip atau untuk melihat omset /laba dari usaha yang dilakukan. Selain itu, dengan dilakukan penjualan tiap hari, maka data semakin lama semakin

banyak, hal itu semakin menjadikan data tersebut hanya untuk arsip saja. Hal itupun terjadi pada bisnis yang dilakukan oleh Toko Berkah yang bergerak dibidang penjualan sembako.

Dengan adanya teknologi data mining, data yang semakin hari semakin banyak itu, dapat kita olah menjadi informasi yang sangat berguna bagi kelangsungan dan perkembangan usaha tersebut. Dengan menggunakan teknologi *data mining*, kita dapat mengetahui keterkaitan antara data yang satu, dengan data yang lainnya dan antara barang yang satu dengan barang yang lainnya. Sehingga hasilnya nanti dapat digunakan oleh pihak manajemen atau para pelaku usaha, dalam menentukan kebijakan yang lebih tepat terkait pengelolahan stok barang, tata letak atau bahkan untuk promosi agar dapat meningkatkan omset/laba penjualan

Untuk mengetahui hal tersebut dapat menggunakan analisis keranjang belanja pasar (*Market Basket Analysis*), yaitu suatu metode yang digunakan untuk menganalisa perilaku belanja konsumen. Analisa ini bertujuan untuk menemukan barang-barang yang sering dibeli bersamaan atau berdekatan dari transaksi yang dilakukan. Cara yang dilakukan untuk mengetahui barang-barang apa saja yang dibeli secara bersama atau berdekatan, dapat digunakan metode *association rule*, yaitu suatu teknik data mining untuk menemukan aturan asosiatif suatu kombinasi item. Analisa yang diawali dari pengolahan data transaksi penjualan, kemudian dicari hubungan antara barang yang terjual. Proses analisa ini menggunakan bantuan algoritma *FP-Growth*, untuk menghasilkan *association rule* dengan pola "If Then" yang bertujuan untuk membentuk pola kombinasi barang yang terjual dengan parameter *minimum support* dan *minimum confidence* yang sudah ditentukan.

Penelitian yang menggunakan algoritma *FP-Growth* telah banyak dilakukan, diantaranya sebagai berikut:

1. Erwin (2009) tentang analisa market basket dengan algoritma *Apriori* dan *FP-Growth*. Hasil yang didapat, bahwa algoritma *FP-Growth* lebih cepat dibandingkan dengan algoritma *Apriori* untuk waktu komputasi yang dinutuhkan dalam mendapatkan *frequent itemsets*. (Erwin, 2009)
2. Fitriyani (2015) tentang implementasi algoritma *FP-Growth* menggunakan *Association rule* pada *market basket analysis*. Pada penelitian ini menyimpulkan bahwa algoritma *FP-Growth* efisien dalam memproses data keranjang belanja dan dapat diketahui *rule-rule* belanja konsumen serta dapat membantu

manajemen dalam mengembangkan bisnis yang dilakukan. (Fitriyani, 2015)

3. Hameed (2015) tentang implementasi *FP-Growth* pada data transaksi bank. Dari penelitian tersebut didapat bahwa algoritma *FP-Growth* merupakan salah satu aturan asosiasi tercepat untuk mencari frekuensi dari data yang muncul. Dan menyarankan untuk menggunakan algoritma *FP-Growth* untuk mendapatkan aturan asosiasi antara data yang terkait. (Hameed, 2015)
4. Ikhwan dkk (2018) tentang analisa kebaruan dari data mining untuk mempromosikan pendidikan berbasis algoritma *FP-Growth*. Dalam penelitian ini disimpulkan bahwa algoritma *FP-Growth* bekerja sangat baik dalam mengetahui frequensi *itemsets*, dalam mempromosikan suatu universitas agar banyak orang yang masuk dan kuliah di universitas tersebut.(Ikhwan, 2018)
5. Supiyandi dkk (2017) tentang analisa *association rule* dalam memprediksi penjualan menggunakan metode *FP-Growth*. Dari hasil penelitian ini, disimpulkan bahwa *data mining* dapat diimplementasikan pada data penjualan untuk menemukan pola dari *frequent itemsets* tersebut dan dapat digunakan sebagai informasi yang penting dalam mengambil keputusan untuk strategi pemasaran dan stok barang. Dan algoritma *FP-Growth* memiliki kemudahan yang sangat efisien dalam menentukan pola dari barang-barang yang terjual. (Supiyandi et al., n.d.)

## BAHAN DAN METODE

Dalam penelitian ini, penulis menggunakan data penjualan dari sebuah toko yang bernama Toko Berkah. Toko Berkah menjual barang kebutuhan sehari-hari rumah tangga atau sembako. Toko ini terletak di kota Wonosari. Untuk data penjualannya, menggunakan data transaksi penjualan pada bulan September 2018. Peneliti mendapatkan data tersebut langsung dari program atau database dari penjualan yang digunakan oleh toko tersebut. Dimana peneliti berkerja sebagai IT *Data Analyst*, disalah satu perusahaan swasta di Tangerang dan Toko Berkah tersebut adalah pengguna dari aplikasi yang dibuat oleh perusahaan tempat peneliti berkerja.

Data yang diambil pada bulan tersebut ada 1966 transaksi/faktur, yang terdiri dari nomor faktur, tanggal transaksi, nama barang, qty

pembelian, harga barang dan total harga barang. Data tersebut diolah atau dianalisa menggunakan algoritma *FP-Growth*. Dengan algoritma tersebut, kemudian hanya diambil nomor faktur dan nama barang saja yang diambil. Tujuannya, agar diketahui pola pembelian atau barang apa saja dibeli dalam setiap transaksi/customernya.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini, penulis menggunakan dataset sebanyak 1966 transaksi (nomor faktur penjualan) yang telah dilakukan pada bulan September 2018. Penelitian ini menerapkan algoritma *FP-Growth*. Proses dari penelitian ini, ada beberapa tahapan yang harus dilakukan agar hasil atau prosesnya berjalan dengan baik. Pada tabel 1 adalah data transaksi yang telah dilakukan oleh Toko Berkah selama bulan September 2018.

Tabel 1. Data Transaksi Bulan September 2018

No	No Faktur	Items
1	SVC/1809/0001	15,34
2	SVC/1809/0002	1,15
3	SVC/1809/0003	24
4	SVC/1809/0004	15
5	SVC/1809/0005	15
6	SVC/1809/0006	105
7	SVC/1809/0007	1,17,19
8	SVC/1809/0008	15,105
9	SVC/1809/0009	10,11,37
10	SVC/1809/0010	93
...	...	...
1957	SVC/1809/1961	15
1958	SVC/1809/1962	127
1959	SVC/1809/1963	14
1960	SVC/1809/1964	18
1961	SVC/1809/1965	15,26,76
1962	SVC/1809/1966	10,121
1963	SVC/1809/1967	13
1964	SVC/1809/1968	23,37,66
1965	SVC/1809/1969	10,65
1966	SVC/1809/1970	3,10,11,15,39

Sumber: Herdyansyah (2020)

Dari data transaksi tersebut, dapat diketahui frekuensi dari tiap item atau nama barang yang muncul. Tabel 2 adalah data frekuensi tiap item atau nama barang selama September 2018.

Tabel 2. Data Frekuensi Items

No	idbrg	Nama Barang	total
1	54	BERAS CABE @10KG	2
2	39	BERAS CABE @25 KG	45
3	55	BERAS CABE @5KG	4
4	89	BERAS PIRING 10KG	24
5	65	BERAS PIRING MAS 25 KG	54
6	93	BERAS PIRING MAS 5KG	21
7	32	CAKRA KEMBAR DUS 1KG	21
8	99	GARAM DAUN	46
9	66	GULA BATU CILACAP 0.5KG	66
10	37	GULA BATU CILACAP 1KG / 10KG	194
11	43	GULA BATU CILACAP KECIKAN	41
12	79	GULA BATU KECIKAN 50 KG	1
13	44	GULA BATU KOTAK 10KG	132
14	122	GULA BATU KOTAK CILACAP	3
15	38	GULA BATU SOLO @30 KG	71
16	56	GULA JAWA SD @10KG	93
17	111	GULA PASIR DUS SUPER	1
18	120	GULA PASIR INDO SUGAR	23
19	85	GULA PASIR KTM	15
20	110	GULA PASIR PENYU	1
21	15	GULA PASIR PESANTREN BARU @50KG	523
22	69	JERIGEN	11
23	80	MENTEGA FORTUNE	5
24	1	MYK GRNG CURAH	718
25	81	MYK GRNG FETTA BANTAL	36
26	10	MYK GRNG FORTUNE 1L	468
27	11	MYK GRNG FORTUNE 2L	362
28	97	MYK GRNG FORTUNE 5 LT	26
29	87	MYK GRNG FORTUNE BIB	1
30	3	MYK GRNG FRAISWELL 1/2 L	285
31	2	MYK GRNG FRAISWELL 900 ML	264
32	127	MYK GRNG HEMAT BOTOL 1 LT	79
33	13	MYK GRNG ROSEBRAND GELAS	70
34	14	MYK GRNG SIIP 1800 ML	1
35	76	MYK GRNG TAWON 2LT	85
36	124	MYK GRNG TAWON 500 ML	103
37	121	MYK GRNG TAWON 900 ML	112
38	108	MYK GRNG VICOLINA 900 ML	29
39	47	MOTO MATA RODA @250 GR	21
40	46	MOTO MATA RODA @50 GR	52
41	116	SANTAN ROSE BRAND	7

<b>42</b>	18	TAPIOKA GA @25 KG	177
<b>43</b>	17	TAPIOKA MENARA @50 KG	38
<b>44</b>	19	TAPIOKA SPM @25 KG	45
<b>45</b>	45	TEPUNG BERAS NE 1/2KG	61
<b>46</b>	41	TEPUNG BERAS ROSEBRAND 1/2KG	205
<b>47</b>	119	TEPUNG KETAN NE	14
<b>48</b>	36	TEPUNG KETAN ROSEBRAND	55
<b>49</b>	25	TERIGU CAKRA KEMBAR @25 KG	33
<b>50</b>	23	TERIGU CANTING @25 KG	250
<b>51</b>	28	TERIGU GERBANG @25 KG	32
<b>52</b>	105	TERIGU KAWAN BARU COKLAT @ 25 KG	130
<b>53</b>	33	TERIGU LENCANA MERAH DUS 1KG	166
<b>54</b>	26	TERIGU LENCANA MERAH SAK @25 KG	155
<b>55</b>	34	TERIGU MILA DUS 1KG	64
<b>56</b>	24	TERIGU SEGITIGA BIRU @25 KG	37
<b>57</b>	30	TERIGU SEGITIGA BIRU DUS 1/2KG	51
<b>58</b>	31	TERIGU SEGITIGA BIRU DUS 1KG	73
<b>TOTAL</b>			<b>5702</b>

Sumber: Herdyansyah (2020)

Kemudian diterapkan minimum *support* sebesar 0.03. Artinya, jika ada items yang kemunculanya dibawah 0.03 maka data akan dihapus dan dihilangkan. Lalu data akan diurutkan berdasarkan frekuensi yang tertinggi. Tabel 3 adalah data frekuensi items yang memenuhi syarat minimum support 0.03.

Tabel 3.

Data Frekuensi Items Minimum Support  $\geq 0.03$

NO	ID Barang	Frekuensi	Nilai Support
<b>1</b>	1	718	0,365208545
<b>2</b>	15	523	0,26602238
<b>3</b>	10	468	0,238046796
<b>4</b>	11	362	0,184130214
<b>5</b>	3	285	0,144964395
<b>6</b>	2	264	0,134282808
<b>7</b>	23	250	0,12716175
<b>8</b>	41	205	0,104272635
<b>9</b>	37	194	0,098677518
<b>10</b>	18	177	0,090030519
<b>11</b>	33	166	0,084435402

<b>12</b>	26	155	0,078840285
<b>13</b>	44	132	0,067141404
<b>14</b>	105	130	0,06612411
<b>15</b>	121	112	0,056968464
<b>16</b>	124	103	0,052390641
<b>17</b>	56	93	0,047304171
<b>18</b>	76	85	0,043234995
<b>19</b>	127	79	0,040183113
<b>20</b>	31	73	0,037131231
<b>21</b>	38	71	0,036113937
<b>22</b>	13	70	0,03560529
<b>23</b>	66	66	0,033570702
<b>24</b>	34	64	0,032553408
<b>25</b>	45	61	0,031027467

Sumber: Herdyansyah (2020)

Setelah data diurutkan berdasarkan frekuensi yang terbesar dan telah dihilangkan item yang nilai minum support-nya dibawah nilai yang ditentukan. Kemudian dari data yang ada di tabel 1, kita hapus items yang tidak memenuhi syarat minimum support yang telah ditentukan. Tabel 4 adalah data transaksi yang telah memenuhi syarat minimum *support*.

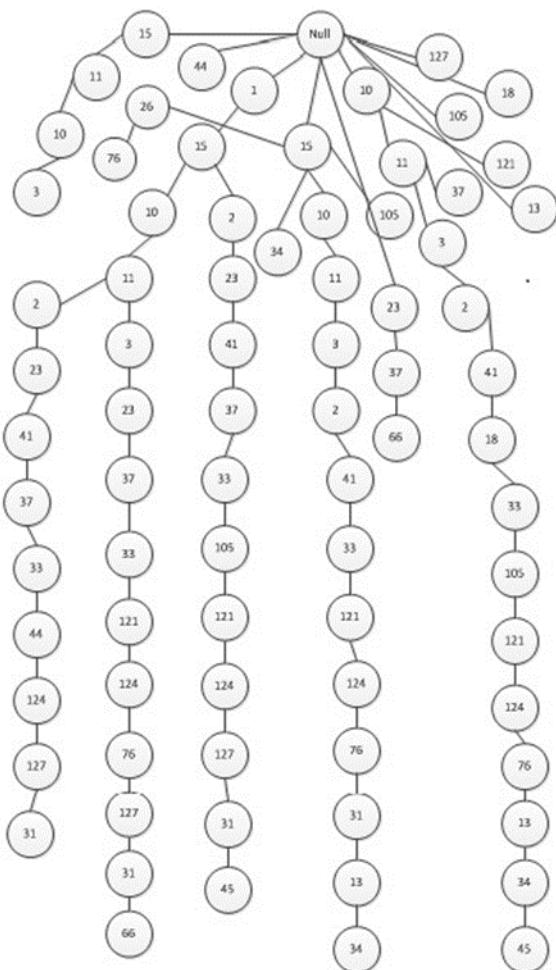
Tabel 4. Data Transaksi Minimum Support  $\geq 0.03$

No	No Faktur	Items
<b>1</b>	SVC/1809/0001	15,34
<b>2</b>	SVC/1809/0002	1,15
<b>3</b>	SVC/1809/0004	15
<b>4</b>	SVC/1809/0005	15
<b>5</b>	SVC/1809/0006	105
<b>6</b>	SVC/1809/0007	1
<b>7</b>	SVC/1809/0008	15,105
<b>8</b>	SVC/1809/0009	10,11,37
<b>9</b>	SVC/1809/0011	1
<b>10</b>	SVC/1809/0012	15
...	...	...
<b>1826</b>	SVC/1809/1960	44
<b>1827</b>	SVC/1809/1961	15
<b>1828</b>	SVC/1809/1962	127
<b>1829</b>	SVC/1809/1964	18
<b>1830</b>	SVC/1809/1965	15,26,76
<b>1831</b>	SVC/1809/1966	10,121

<b>1832</b>	SVC/1809/1967	13
<b>1833</b>	SVC/1809/1968	23,37,66
<b>1834</b>	SVC/1809/1969	10
<b>1835</b>	SVC/1809/1970	15,11, 10, 3

Sumber: Herdyansyah (2020)

Kemudian dibentuk *FP-Tree* dari transaksi yang sudah diurutkan diatas. Di bawah ini adalah gambaran atau ilustrasi pembentukan *FP-Tree* yang dibentuk dari beberapa transaksi.



Sumber: Herdyansyah (2020)

Gambar 1. FP-Tree

Dari *FP-Tree* yang sudah dibentuk, Algoritma *FP-Growth* akan melakukan tiga tahapan, yaitu pembentukan *Conditional Pattern Base*, pembentukan *Conditional FP-Tree* dan pembentukan *Frequent Itemset*. Ilustrasi pembentukan dari tahapan tersebut digambarkan pada tabel 5,

Tabel 5. *Conditional Pattern Base*

<b>Items</b>	<b>Conditional Pattern Base</b>
<b>15</b>	{1:4}
<b>10</b>	{1,15:2},{15:1}
<b>11</b>	{1,15,10:2},{15,10:1},{15:2},{10:1}
<b>3</b>	{15,10,11:1},{10,11:1},{1,15,10,11:1}
<b>2</b>	{1,15,10,11:1},{15,10,11,3:1},{1,15:2},{1,0,11,3:1}
<b>23</b>	{1,15,10,11,2:1},{1,15,2:1},{1,15,10,11,3:1}

---

Sumber: Herdyansyah (2020)

Selanjutnya adalah penerapan *association rule*, dimana untuk nilai minimum *support* nya adalah 0.03 dan nilai minimum *confidence* nya adalah 0.5. Dari kombinasi nilai tersebut, dihasilkan 14 *rules* yang memenuhi. Tabel 6 adalah hasil perhitungan manual dari 14 *rules* yang dihasilkan.

Tabel 6. *Association Rules* Yang Terbentuk

No	Premis		Support			Confidence		
	Items A	B	$\Sigma f_{A \& B}$	$\Sigma Trx$	$P(A \cap B)$	$\Sigma f_{A \& B}$	$\Sigma f_A$	$P(B A)$
1	26	1	83	1966	0,042218	83	155	0,535484
2	1, 2	10	60	1966	0,030519	60	112	0,535714
3	1, 23	15	73	1966	0,037131	73	136	0,536765
4	10, 3	11	72	1966	0,036623	72	134	0,537313
5	23	1	136	1966	0,069176	136	250	0,544
6	3, 2	10	70	1966	0,035605	70	128	0,546875
7	15, 10	11	79	1966	0,040183	79	137	0,576642
8	15, 23	1	73	1966	0,037131	73	124	0,58871
9	10, 2	3	70	1966	0,035605	70	118	0,59322
10	15, 11	10	79	1966	0,040183	79	125	0,632
11	11	10	230	1966	0,116989	230	362	0,635359
12	1, 11	10	78	1966	0,039674	78	114	0,684211
13	11, 2	10	61	1966	0,031027	61	89	0,685393
14	11, 3	10	72	1966	0,036623	72	95	0,757895

Sumber: Herdiansyah (2020)

Berikut ini adalah beberapa penjelasan dari gambar 3.4. Untuk No. 1, jika membeli item 26, maka akan membeli item 1. Di mana dari 1966 total transaksi, 83 transaksi terdapat item 26 dan item 1 dalam satu faktur yang sama (nilai *support* nya adalah 0.042). Dan dari 155 transaksi yang mengandung item 26, yang dimana terdapat 83 transaksi yang mangandung item 26 dan 1, maka untuk nilai *confidence* nya adalah 0.535.

Untuk No. 3, jika membeli item 1 dan 23, maka akan membeli 15. Di mana dari 1966 total

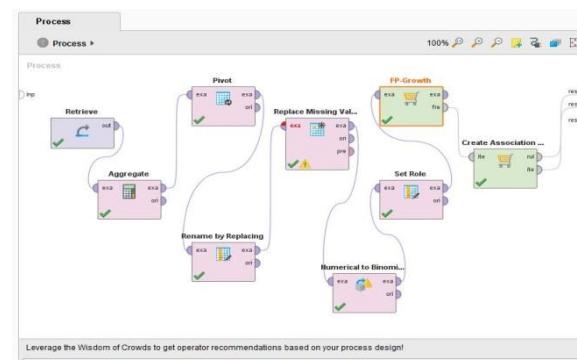
transaksi, 73 transaksi mengandung item 1, 23 dan 15 dalam satu faktur yang sama (nilai *support* nya adalah 0.037). Dan dari 136 transaksi yang mengandung item 1 dan 23, terdapat 73 transaksi yang mengandung item 1, 23 dan 15, maka untuk nilai *confidence* nya adalah 0.536.

Untuk No. 5, jika membeli item 23, maka akan membeli item 1. Di mana dari 1966 total transaksi, 136 transaksi mengandung item 23 dan 1 dalam satu faktur yang sama (nilai *support* nya adalah 0.069). Dan dari 250 transaksi yang mengandung item 23, dimana terdapat 136 transaksi yang mengandung item 23 dan 1, maka untuk nilai *confidence* nya adalah 0.544.

Untuk No. 10, jika membeli item 15 dan 11, maka akan membeli 10. Di mana dari 1966 total transaksi, 79 transaksi mengandung item 15, 11 dan 10 dalam satu faktur yang sama (nilai *support* nya adalah 0.040). Dan dari 125 transaksi yang mengandung item 15 dan 11, terdapat 79 transaksi yang mengandung item 15, 11 dan 10, maka untuk nilai *confidence* nya adalah 0.536.

Untuk No. 14, jika membeli item 11 dan 3, maka akan membeli 10. Di mana dari 1966 total transaksi, 72 transaksi mengandung item 11, 3 dan 10 dalam satu faktur yang sama (nilai *support* nya adalah 0.036). Dan dari 95 transaksi yang mengandung item 11 dan 3, terdapat 72 transaksi yang mengandung item 11, 3 dan 10, maka untuk nilai *confidence* nya adalah 0.757.

Berdasarkan dataset dari transaksi penjualan pada Toko Berkah tersebut, dilakukan pengolahan menggunakan *tool* atau *software* yang bernama *RapidMiner*. Dataset Toko Berkah tersebut kemudian kita Import ke dalam *RapidMiner*. Tujuannya agar pada *RapidMiner* tersebut terdapat database dari dataset yang ingin kita ketahui pola atau *rule* dari suatu barang atau item dari suatu transaksi. Kemudian kita design untuk flow dari *Market Basket Analysis* nya sesuai dengan pada gambar 5 di bawah ini.



Sumber: Herdyansyah (2020)

Gambar 3.5 Design Market Basket Analysis Pada RapidMiner Dengan Algoritma FP-Growth

No.	Premises	Conclusion	Support	Confidence
4	TERIGU LENCAWA MERAH SAK @25 KG	MINYAK GORENG CURAH	0.042	0.595
5	MINYAK GORENG CURAH, MINYAK GORENG FRAISWELL 900 ML	MINYAK GORENG FORTUNE 1L	0.031	0.538
6	MINYAK GORENG CURAH, TERIGU CANTING @25 KG	GULA PASIR PESANTREN BARU @5KG	0.037	0.537
7	MINYAK GORENG FORTUNE 1L, MINYAK GORENG FRAISWELL 1/2 L	MINYAK GORENG FORTUNE 2L	0.037	0.537
8	TERIGU CANTING @25 KG	MINYAK GORENG CURAH	0.069	0.544
9	MINYAK GORENG FRAISWELL 1/2 L, MINYAK GORENG FRAISWELL 900 ML	MINYAK GORENG FORTUNE 1L	0.036	0.547
10	GULA PASIR PESANTREN BARU @5KG, MINYAK GORENG FORTUNE 1L	MINYAK GORENG FORTUNE 2L	0.040	0.577
11	GULA PASIR PESANTREN BARU @5KG, TERIGU CANTING @25 KG	MINYAK GORENG CURAH	0.037	0.589
12	MINYAK GORENG FORTUNE 1L, MINYAK GORENG FRAISWELL 900 ML	MINYAK GORENG FRAISWELL 1/2 L	0.036	0.593
13	GULA PASIR PESANTREN BARU @5KG, MINYAK GORENG FORTUNE 2L	MINYAK GORENG FORTUNE 1L	0.040	0.632
14	MINYAK GORENG FORTUNE 2L	MINYAK GORENG FORTUNE 1L	0.117	0.635
15	MINYAK GORENG CURAH, MINYAK GORENG FORTUNE 2L	MINYAK GORENG FORTUNE 1L	0.040	0.684
16	MINYAK GORENG FORTUNE 2L, MINYAK GORENG FRAISWELL 900 ML	MINYAK GORENG FORTUNE 1L	0.031	0.685
17	MINYAK GORENG FORTUNE 2L, MINYAK GORENG FRAISWELL 1/2 L	MINYAK GORENG FORTUNE 1L	0.037	0.758

Sumber: Herdyansyah (2020)

Gambar 3.6 Hasil Association Rules Pada RapidMiner

#### AssociationRules

```
AssociationRules
[MINYAK GORENG FORTUNE 1L, MINYAK GORENG FRAISWELL 900 ML] --> [MINYAK GORENG CURAH] (confidence: 0.508)
[MINYAK GORENG FORTUNE 1L, MINYAK GORENG FRAISWELL 900 ML] --> [MINYAK GORENG FORTUNE 2L] (confidence: 0.517)
[MINYAK GORENG FORTUNE 1L, MINYAK GORENG FRAISWELL 1/2 L] --> [MINYAK GORENG FRAISWELL 900 ML] (confidence: 0.522)
[TERIGU LENCAWA MERAH SAK @25 KG, MINYAK GORENG CURAH] --> [MINYAK GORENG FORTUNE 1L, MINYAK GORENG FRAISWELL 900 ML] (confidence: 0.538)
[MINYAK GORENG CURAH, MINYAK GORENG FRAISWELL 900 ML] --> [GULA PASIR PESANTREN BARU @5KG, MINYAK GORENG FORTUNE 1L] (confidence: 0.536)
[MINYAK GORENG CURAH, TERIGU CANTING @25 KG] --> [GULA PASIR PESANTREN BARU @5KG] (confidence: 0.537)
[MINYAK GORENG FORTUNE 1L, MINYAK GORENG FRAISWELL 1/2 L] --> [MINYAK GORENG FORTUNE 2L] (confidence: 0.537)
[TERIGU CANTING @25 KG] --> [MINYAK GORENG CURAH] (confidence: 0.544)
[MINYAK GORENG FRAISWELL 1/2 L, MINYAK GORENG CURAH] --> [MINYAK GORENG FORTUNE 1L] (confidence: 0.547)
[GULA PASIR PESANTREN BARU @5KG, MINYAK GORENG FORTUNE 1L] --> [MINYAK GORENG FORTUNE 2L] (confidence: 0.577)
[GULA PASIR PESANTREN BARU @5KG, TERIGU CANTING @25 KG] --> [MINYAK GORENG CURAH] (confidence: 0.589)
[MINYAK GORENG FORTUNE 1L, MINYAK GORENG FRAISWELL 900 ML] --> [MINYAK GORENG FRAISWELL 1/2 L] (confidence: 0.593)
[GULA PASIR PESANTREN BARU @5KG, MINYAK GORENG FORTUNE 1L] --> [MINYAK GORENG FORTUNE 1L] (confidence: 0.632)
[MINYAK GORENG FORTUNE 2L] --> [MINYAK GORENG FORTUNE 1L] (confidence: 0.638)
[MINYAK GORENG CURAH, MINYAK GORENG FRAISWELL 900 ML] --> [MINYAK GORENG FORTUNE 1L] (confidence: 0.648)
[MINYAK GORENG FORTUNE 2L, MINYAK GORENG FRAISWELL 900 ML] --> [MINYAK GORENG FORTUNE 1L] (confidence: 0.685)
[MINYAK GORENG FORTUNE 2L, MINYAK GORENG FRAISWELL 1/2 L] --> [MINYAK GORENG FORTUNE 1L] (confidence: 0.758)
```

Sumber: Herdyansyah (2020)

Gambar 3.7 Deskripsi Association Rules

## KESIMPULAN

Dari hasil analisa dan penelitian yang telah dilakukan, maka dapat disimpulkan bahwa Penggunaan algoritma *FP-Growth* dalam menentukan pola barang yang terjual dalam metode *association rule* berjalan dengan baik, dimana dengan diolahnya data transaksi penjualan, sangat berguna dalam membantu mengembangkan suatu bisnis, dimana *rule-rule* yang terbentuk dapat dijadikan acuan untuk meningkatkan penjualan, manajemen stok barang dan untuk pengadaan promosi tertentu.

## REFERENSI

- C, D. A., Wicaksana, I. W. S., Ambarwati, L., & Baskoro, D. A. (2013). Belajar Data Mining dengan Rapid Miner (R. Sanjaya, ed.).
- Erwin. (2009). Analisis Market Basket Dengan Algoritma. 26–30.
- Fitriyani. (2015). IMPLEMENTASI ALGORITMA FP-GROWTH MENGGUNAKAN ASSOCIATION RULE PADA MARKET BASKET ANALYSIS. II(1).
- Hameed, A. (2015). FP Growth Tree Implementation In Bank Transactional Databases Aroosa. 5(3), 19–23.

Ikhwan, A. (2018). *A NOVELTY OF DATA MINING FOR FP-GROWTH ALGORITHM*. 9(7), 1660–1669.

Wulandari, R. T. (2017). Data Mining Teori dan Aplikasi Rapidminer. Yogyakarta: Gava Media.

Supriyandi, Perangin-angin, M. I., Lubis, A. H., Ikhwan, A., Mesran, & Siahaan, A. P. U. (n.d.). *Association Rules Analysis on FP-Growth Method in Predicting Sales*. 58–65.

Jiawei, H., Micheline, K., & Jian, P. (2012). *Data Mining Concepts And Techniques (Third Edit)*. Waltham: Morgan Kaufmann.