

IMPLEMENTASI METODE ASSOCIATION RULE DAN ALGORITMA FP-GROWTH DALAM MENENTUKAN PENJUALAN HANDPHONE DAN LAPTOP PADA INTIKOM

Shella, Elvis Sastra Ompusunggu

Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknologi dan Ilmu Komputer, Universitas Prima Indonesia
Jl. Sampul, Kec Medan Petisah, Sumatera Utara 20118
E-mail: sastraelvis@gmail.com

ABSTRAK - Intikon Intikom merupakan salah satu toko penjualan elektronik handphone (HP) dan laptop terbesar yang tidak hanya melayani pembelian saja tetapi juga melayani servis. Intikon dalam menentukan penjualan HP dan laptop hanya mengetahui laba, rugi dan stok persediaan barang saja, namun tidak mengetahui barang-barang apa yang akan di sediakan lebih banyak berdasarkan penjualan yang paling laris, dalam hal ini persediaan barang yang di lakukan masih melakukan cara konvensional sehingga masih terdapat kesalahan-kesalahan yang di timbulkan sehingga menimbulkan kekecewaan kepada pembeli. Dengan adanya pengetahuan tersebut maka toko berkolaborasi menggunakan metode *Association Rule* dengan algoritma *FP Growth*. Dalam menerapkan algoritma *FP Growth* untuk menganalisa data penjualan hp dan laptop pada toko memperoleh 6 sampel rule dari ratusan rule dengan menerapkan *min support* >30 dan confidence 70% dari aplikasi atau program yang sudah di jalankan. Rule yang di peroleh 100% dengan Xiaomi Redmi Note 10 5G 4GB/128GB dan Vivo V23e 8GB/128GB maka membeli Vivo Y21T 5G 6/128 Gb , 83% dengan pembelian Vivo Y21T 5G 6/128 Gb maka membeli Oppo A95 8GB/128GB dan iPhone 13 128GB, 80% dengan pembelian iPhone 13 Mini 128GB maka membeli Vivo Y21T 5G 6/128 Gb dan Oppo A16 4GB/64G.

Kata Kunci : *Association Rule*, *FP Growth*, Penjualan.

1. PENDAHULUAN

Data penjualan merupakan harta yang sangat berharga dalam proses bisnis. Tidak hanya digunakan untuk menghitung laba dan rugi, namun data penjualan dalam jumlah yang besar juga dapat digunakan untuk berbagai kepentingan untuk menghasilkan pengetahuan baru didalam database penjualan. Intikom merupakan salah satu toko penjualan elektronik handphone (HP) dan laptop terbesar yang tidak hanya melayani pembelian saja tetapi juga melayani servis. Intikon dalam menentukan penjualan HP dan laptop hanya mengetahui laba, rugi dan stok persediaan barang saja, namun tidak mengetahui barang-barang apa yang akan di sediakan lebih banyak berdasarkan penjualan yang paling laris, dalam hal ini persediaan barang yang di lakukan masih melakukan cara konvensional sehingga masih terdapat kesalahan-kesalahan yang di timbulkan sehingga menimbulkan kekecewaan kepada pembeli. Oleh karena itu berdasarkan penelitian yang di lakukan sangat diperlukan persediaan barang yang cukup berdasarkan data penjualan. dalam hal ini algoritma FP-Growth merupakan datamining yang cocok dalam menentukan himpunan data yang paling banyak muncul. Karena algoritma tersebut merupakan penyempurnaan dari algoritma sebelumnya yaitu Apriori, dengan menggunakan algoritma tersebut dapat mengoptimalkan hasil dari penelitian yang di gunakan sehingga penelitian ini jauh berbeda dengan penelitian sebelumnya yang masih menggunakan algoritma Apriori

2. METODOLOGI

Metodologi penelitian yang digunakan dalam penelitian ini ialah:

2.1 Data Mining

Mining sebagai proses menemukan informasi yang berguna dari gudang basis data yang besar. Data mining juga dapat diartika sebagai pengekstrakan informasi dari sekumpulan data besar untuk membantu dalam pengambilan keputusan[1]

Data mining adalah ekstraksi informasi atau pola yang penting atau menarik dari data yang ada di database yang besar. Dalam jurnal ilmiah, data mining juga dikenal dengan nama *Knowledge Discovery in Database (KDD)* [2] Adapun tahapan data mining dapat dilihat pada Gambar 1. Penjelasan dari setiap tahapannya adalah sebagai berikut:

- a. Data cleaning (untuk menghilangkan noise data yang tidak konsisten).
- b. Data integration (sumber data yang terpecah dapat disatukan).
- c. Data selection (data yang relevan dengan tugas analisis dikembalikan ke dalam database).
- d. Data transformation (data berubah atau bersatu menjadi bentuk yang tepat untuk menambang dengan ringkasan performa atau operasi agresif).
- e. Data mining (proses esensial dimana metode yang intelejen digunakan untuk mengekstrak pola data).
- f. Pattern evolution (untuk mengidentifikasi

pola yang benar-benar menarik yang mewakili pengetahuan berdasarkan atas beberapa tindakan yang menarik).

Knowledge presentation (dimana gambaran teknik visualisasi dan pengetahuan digunakan untuk memberikan pengetahuan yang telah ditambang kepada user).

2.2 Association Rule

Association rules merupakan salah satu metode yang bertujuan mencari pola yang sering muncul diantara banyak transaksi, dimana setiap transaksi terdiri dari beberapa item. Sehingga metode ini akan menemukan hubungan antar item. Ini mungkin memerlukan pembacaan data transaksi secara berulang-ulang dalam jumlah data transaksi yang besar untuk menemukan pola hubungan yang berbeda-beda [3][4]

2.3 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. Algoritma FP-Growth merupakan pengembangan dari algoritma Apriori. Sehingga kekurangan dari algoritma Apriori diperbaiki oleh algoritma FP-Growth. FP-Growth menggunakan konsep pembangunan tree dalam pencarian frequent itemsets. Hal tersebutlah yang menyebabkan algoritma FP-Growth lebih cepat dari algoritma Apriori. Karakteristik algoritma FP-Growth adalah struktur data yang digunakan adalah tree yang disebut dengan FP-Tree. Dengan menggunakan FP-Tree, algoritma FP-Growth dapat langsung mengekstrak frequent itemset dari FP-Tree.[5]. Merupakan suatu algoritma yang memperkecil ukuran dataset yang mempresentasikan frequent itemset kedalam FP-Tree[6]

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 Tahapan yang akan dilakukan untuk mendapatkan frequent itemset menggunakan algoritma FP-growth terbagi menjadi tiga langkah, antara lain: [7]

- a. Pembangkitan Conditional Pattern Base.
- b. Pembangkitan Conditional FP- tree.

Pencarian frequent itemset.

2.4 FP Tree

FP-Tree adalah struktur penyimpanan data yang dibangun dengan memetakan setiap data transaksi kedalam setiap lintasan tertentu. FP-Tree digunakan dalam mencari pola frequent dengan batas ambang minimum support count dengan menggunakan algoritma FP-Growth. Jika support dari pola tersebut tidak kurang dari konstanta (batas ambang minimum support) yang telah ditetapkan, maka pola tersebut dapat dikatakan sebagai frequent pattern (sering muncul). Adapun definisi dari FP-Tree adalah:[8]

- a. FP-Tree terbentuk dari sebuah akar dengan label null;

Setiap simpul mengandung informasi: label item (jenis item yang direpresentasikan), support count (jumlah lintasan transaksi, dan pointer (penghubung simpul dengan label sama).

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Menyiapkan Dataset

Pada tahapan ini yaitu menyiapkan sample dataset dengan mengambil data transaksi penjualan Handphone dan Laptop Pada Intikon tersebut. Data yang di dapat ada 10 data Handphone dan Laptop dan 15 data transaksi penjualan. Berikut adalah data Handphone dan Laptop dan data transaksi

Tabel 3.1. Data Barang

No	Kode Barang	Nama Barang
1	KD1	Samsung Galaxy A03 3/32 Gb
2	KD2	Xiaomi Redmi Note 10 5G 4GB/128GB
3	KD3	Vivo Y21T 5G 6/128 Gb
4	KD4	Oppo A16 4GB/64G
5	KD5	Samsung Galaxy M12 SM-M127F 4/64GB
6	KD6	Samsung Galaxy A03 Core 2/32 GB
7	KD7	Vivo V23e 8GB/128GB
8	KD8	Oppo A95 8GB/128GB
9	KD9	iPhone 13 128GB
10	KD10	Xiaomi 11T 5G 8GB/256GB
11	KD11	Vivo Y15s 3/32GB
12	KD12	Xiaomi Redmi Note 10S 6GB/128GB
13	KD13	Vivo Y33s 8GB/128GB
14	KD14	Samsung Galaxy S20FE 8/128 Gb
15	KD15	iPhone 13 Mini 128GB
16	KD16	Samsung Galaxy A03 4/32Gb
16	KD17	Samsung Galaxy S21 FE 5G 8/128 Gb

Langkah selanjutnya menyiapkan sample dataset transaksi penjualan Handphone dan Laptop pada shoorum tersebut. Berikut ini dataset transaksi penjualan barang

Tabel 3.2. Sample dataset transaksi penjualan barang

No	Transaksi	Nama Barang
1	TS10	KD1, KD3, KD7, KD8, KD11, KD13, KD17
2	TS20	KD1, KD2, KD4, KD11, KD13, KD16, KD17
3	TS30	KD1, KD3, KD4, KD6, KD8, KD9, KD13, KD17
4	TS40	KD2, KD3, KD7, KD8, KD9, KD13, KD14
5	TS50	KD1, KD2, KD3, KD5, KD6,

		KD12
6	TS60	KD3, KD4, KD5, KD8, KD10, KD12, KD13, KD15
7	TS70	KD2, KD3, KD6, KD7, KD9, KD16
8	TS80	KD1, KD2, KD5, KD6, KD8, KD10, KD14
9	TS90	KD1, KD2, KD3, KD4, KD7, KD8, KD9, KD10, KD13, KD15, KD17
10	TS100	KD3, KD4, KD7, KD9, KD12, KD15
11	TS110	KD2, KD3, KD4, KD5, KD6, KD16, KD11
12	TS120	KD1, KD2, KD4, KD5, KD6, KD10, KD11, KD12, KD15
13	TS130	KD1, KD2, KD3, KD4, KD11, KD17
14	TS140	KD3, KD5, KD6, KD8, KD9, KD10, KD14, KD16, KD17
15	TS150	KD2, KD3, KD4, KD7, KD11, KD12, KD14, KD15

3.2 Pencarian Frequent Itemset

Pada tahapan ini menentukan frekuensi kemunculan dari data setiap itemset yang ada dari 15 transaksi barang. Berikut adalah frekuensi itemset:

Tabel 3.3. Frekuensi Itemset

Kode Barang	Nama Barang	Proses Support	Support
KD3	12	$(12/15) \cdot 100$	80
KD2	10	$(10/15) \cdot 100$	67
KD4	9	$(9/15) \cdot 100$	60
KD1	8	$(8/15) \cdot 100$	53
KD6	7	$(7/15) \cdot 100$	47
KD8	7	$(7/15) \cdot 100$	47
KD5	6	$(6/15) \cdot 100$	40
KD7	6	$(6/15) \cdot 100$	40
KD9	6	$(6/15) \cdot 100$	40
KD17	6	$(6/15) \cdot 100$	40
KD10	5	$(5/15) \cdot 100$	33
KD11	5	$(5/15) \cdot 100$	33
KD12	5	$(5/15) \cdot 100$	33
KD13	5	$(5/15) \cdot 100$	33
KD15	5	$(5/15) \cdot 100$	33
KD14	4	$(4/15) \cdot 100$	27
KD16	4	$(4/15) \cdot 100$	27

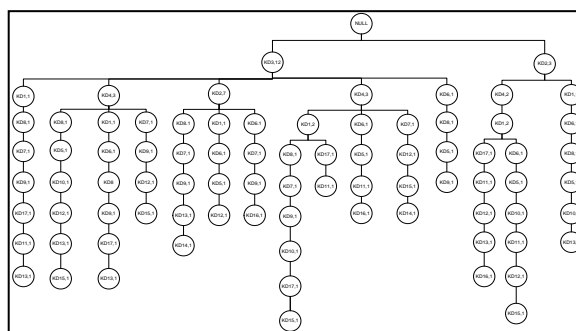
Tabel 3.4. Urutan Priority Data Handphone dan Laptop dengan Data Transaksi

Tran saksi	Urutkan priority									
Ts10	Kd 3	Kd 1	Kd 8	Kd7	Kd 9	Kd 17	Kd 11	Kd 13		
Ts20	Kd 2	Kd 4	Kd 1	Kd1 7	Kd 11	Kd 12	Kd 13	Kd 16		
Ts30	Kd 3	Kd 4	Kd 1	Kd6	Kd 8	Kd 9	Kd 17	Kd 13		
Ts40	Kd 3	Kd 2	Kd 8	Kd7	Kd 9	Kd 13	Kd 14			
Ts50	Kd	Kd	Kd	Kd6	Kd	Kd				

Tran saksi	Urutkan priority									
	3	2	1		5	12				
Ts60	Kd 3	Kd 4	Kd 8	Kd5	Kd 10	Kd 12	Kd 13	Kd 15		
Ts70	Kd 3	Kd 2	Kd 6	Kd7	Kd 9	Kd 16				
Ts80	Kd 2	Kd 1	Kd 6	Kd8	Kd 5	Kd 10	Kd 13			
Ts90	Kd 3	Kd 2	Kd 4	Kd1	Kd 8	Kd 7	Kd 9	Kd 10	Kd 17	Kd 15
Ts100	Kd 3	Kd 4	Kd 7	Kd9	Kd 12	Kd 15				
Ts110	Kd 3	Kd 2	Kd 4	Kd6	Kd 5	Kd 11	Kd 16			
Ts120	Kd 2	Kd 4	Kd 1	Kd6	Kd 5	Kd 10	Kd 11	Kd 12	Kd 15	
Ts130	Kd 3	Kd 2	Kd 4	Kd1	Kd 17	Kd 11				
Ts140	Kd 3	Kd 6	Kd 8	Kd5	Kd 9	Kd 10	Kd 17	Kd 14	Kd 16	
Ts150	Kd 3	Kd 2	Kd 4	Kd7	Kd 12	Kd 15	Kd 14			

3.3 Membangun Frequent Pattern Tree

Setelah melakukan proses pencarian item dataset transaksi penjualan barang, maka tahap selanjutnya merancang *FP Tree* atau bias disebut Pohon Keputusan. Untuk merancang *FP Tree* diawali dengan NULL dan dilanjutkan dengan Ts10 yaitu KD16, KD9, KD6, KD6. KD2 dan KD3 Berikut ini adalah gambar *FP Tree* TX10.



Gambar 3.1. *FP Tree* setelah membaca TX150

Dari gambar *FP Tree* di atas maka di hitunglah jumlah data itemset setiap node, agar hasil dari *FP Tree* tidak berbeda dengan itemset yang sebenarnya. Berikut ini node dari gambar *FP Tree* di atas

Tabel 3.5. Node *FP Tree*

Node	Itemset
Node 1	KD3 : 12
Node 2	KD2 : 7, KD4 : 3, KD1 : 1, KD6 : 1
Node 3	KD4 : 4, KD7 : 1, KD1 : 2, KD6 : 1, KD8 : 4
Node 4	KD1 : 2, KD6 : 3, KD5 : 2, KD7 : 4, KD9 : 1
Node 5	KD8 : 2, KD5 : 2, KD9 : 4, KD17:1, KD10 : 1, KD11:1, KD12:2
Node 6	KD7 : 1, KD9 : 1, KD17:1, KD10 : 1, KD11:2, KD12:2, KD13:1, KD15:2, KD16:1
Node 7	KD9 : 1, KD17:2, KD11:1, KD14:2, KD16:1
Node 8	D10 : 1, KD13:2, KD14:1, KD15:1
Node 9	KD17:1, KD15:1, KD16:1
Node 10	KD15:1

Node	Itemset
Node 1	KD2 : 3
Node 2	KD4 : 2, KD1 : 1
Node 3	KD1 : 2, KD6 : 1
Node 4	KD6 : 1, KD8 : 1, KD17:1
Node 5	KD5 : 2, KD11:1
Node 6	KD10 : 2, KD12:1
Node 7	KD11:1, KD13:2
Node 8	KD12 : 1, KD16:1
Node 9	KD15:1
Node 10	

3.4 Pembangkitan Conditional Pattern Base

Setelah pembentukan *FP Tree*, maka tahapan selanjutnya ialah penerapan algoritma *FP-Growth* untuk mencari frekuensi itemset yang telah di jelaskan pada tahapan sebelumnya, penerapan algoritma ini melakukan 3 tahapan yaitu *Conditional Pattern Base*, *Conditional FP-Tree*, *Frequent Pattern Generated*

Tabel 3.6. Hasil *Conditional Pattern Base*

Item	Conditional Pattern Base
KD16	{KD3 KD2 KD6 KD7 KD9 : 1}, {KD3 KD4 KD6 KD5 KD11 : 1}, {KD2 KD4 KD1 KD17 KD11 KD12 KD13 : 1}
KD14	{KD3 KD2 KD8 KD7 KD9 KD13 : 1}, {KD3 KD4 KD7 KD12 KD15 : 1}
KD15	{KD3 KD4 KD8 KD10 KD12 KD13 : 1}, {KD3 KD4 KD7 KD9 KD12 : 1}, {KD3 KD4 KD1 KD8 KD7 KD9 KD10 KD17 : 1}, {KD2 KD4 KD1 KD6 KD5 KD10 KD11 KD12 : 1}
KD13	{KD3 KD1 KD8 KD7 KD9 KD17 KD11 : 1}, {KD3 KD4 KD8 KD5 KD10 KD12 : 1}, {KD3 KD4 KD1 KD6 KD8 KD9 KD17 : 1}, {KD3 KD2 KD7 KD9 : 1}, {KD2 KD1 KD6 KD8 KD5 KD10 : 1}
KD12	{KD3 KD4 KD8 KD5 KD10 : 1}, {KD3 KD4 KD7 KD9 : 1}, {KD3 KD2 KD1 KD6 KD5 : 1}, {KD3 KD4 KD7 : 1}, {KD2 KD4 KD1 KD7 KD11 : 1}, {KD2 KD4 KD1 KD6 KD5 KD10 KD11}
KD11	{KD3 KD1 KD8 KD7 KD9 KD17 : 1}, {KD3 KD4 KD2 KD17 : 1}, {KD3 KD4 KD6 KD5 : 1}, {KD2 KD4 KD1 KD17 : 1}, {KD2 KD4 KD1 KD6 KD5 KD10 : 1}
KD10	{KD3 KD4 KD8 KD5 : 1}, {KD3 KD4 KD1 KD8 KD7 KD9 : 1}, {KD2 KD4 KD1 KD6 KD5}, {KD2 KD1 KD6 KD8 KD5 : 1}
KD17	{KD3 KD1 KD8 KD7 KD9 : 1}, {KD3 KD4 KD1 KD6 KD8 KD9 : 1}, {KD3 KD4 KD1 KD8 KD7 KD9 KD10 : 1}, {KD3 KD4 KD1 : 1}, {KD2 KD3 KD1 : 1}
KD9	{KD3 KD1 KD8 KD7 : 1}, {KD3 KD4 KD1 KD6 KD8 : 1}, {KD3 KD4 KD7 :

	{KD3 KD2 KD8 KD7 : 1}, {KD3 KD2 KD6 KD7 : 1}, {KD3 KD4 KD1 KD8 KD7 : 1}, {KD3 KD6 KD8 KD5 : 1}
KD7	{KD3 KD1 KD8 : 1}, {KD3 KD4 : 1}, {KD3 KD2 KD8 : 1}, {KD3 KD2 KD6 : 1}, {KD3 KD4 KD1 KD8 : 1}, {KD3 KD4 : 1}
KD5	{KD3 KD4 KD8 : 1}, {KD3 KD4 KD6 : 1}, {KD3 KD6 KD8 : 1}, {KD2 KD4 KD1 KD6 : 1}, {KD2 KD1 KD6 KD8 : 1}
KD8	{KD3 KD1 : 1}, {KD3 KD4 : 1}, {KD3 KD2 : 1}, {KD3 KD4 KD1 : 1}, {KD3 KD6 : 1}, {KD2 KD1 KD6 : 1}
KD6	{KD3 KD2 : 1}, {KD3 KD4 : 1}, {KD3 : 1}, {KD2 KD4 KD1 : 1}, {KD2 KD1 : 1}
KD1	{KD3 : 1}, {KD3 KD4 : 1}, {KD3 KD2 : 1}, {KD3 KD4 : 2}, {KD2 KD4 : 2}, {KD2 : 1}
KD4	{KD3 : 3}, {KD3 : 3}, {KD2 : 2}
KD2	{KD3 : 7}
KD3	

3.5 Pembangkitan Conditional FP-Tree

Setelah melakukan pencarian pada *Conditional Pattern Base*, maka tahapan selanjutnya menjumlahkan dari setiap item yang memiliki *support count* dengan nilai min support nya >30%, akan dibangkitkan pada *Conditional FP-Tree*. Berikut ini adalah pembangkitan *Conditional Fp-Tree*.

Tabel 3.7. Hasil *Conditional FP-Tree*

Item	Conditional FP TREE
KD16	<KD3 : 2, KD2 : 2, KD6 : 2, KD4 : 2, KD11 : 2>
KD14	<KD3 : 2, KD7 : 2>
KD15	<KD3 : 3, KD4 : 4, KD8 : 2, KD10 : 3, KD12 : 3, KD7 : 2, KD9 : 2>
KD13	<KD3 : 4, KD1 : 3, KD8 : 4, KD7 : 2, KD9 : 3, KD17 : 2, KD10 : 2, KD6 : 2, KD8 : 2, KD2 : 2>
KD12	<KD3 : 4, KD4 : 5, KD5 : 3, KD10 : 2, KD7 : 3, KD2 : 2, KD1 : 3, KD6 : 2, KD11 : 2>
KD11	<KD3 : 3, KD1 : 2, KD17 : 3, KD4 : 4, KD2 : 3, KD6 : 2, KD5 : 2>
KD10	<KD3 : 2, KD4 : 3, KD8 : 3, KD5 : 3, KD1 : 3, KD8 : 2, KD6 : 2>
KD17	<KD3 : 5, KD1 : 5, KD8 : 3, KD7 : 2, KD9 : 3, KD4 : 3>
KD9	<KD3 : 7, KD1 : 3, KD8 : 4, KD7 : 5, KD4 : 3, KD6 : 3>
KD7	<KD3 : 6, KD1 : 2, KD8 : 3, KD4 : 3>
KD5	<KD3 : 3, KD4 : 3, KD8 : 3, KD6 : 4, KD2 : 2, KD1 : 2>
KD8	<KD3 : 5, KD1 : 3, KD4 : 2, KD2 : 2, KD6 : 2>
KD6	<KD3 : 3, KD2 : 3, KD4 : 2, KD1 : 2>

KD1	<KD3 : 5, KD4 : 5, KD2 : 4>
KD4	<KD3 : 6, KD2 : 2>
KD2	<KD3 : 7>
KD3	

3.6 Hasil Assosiation Rule

Pada tahapan terakhir ini dilakukan untuk mencari *single path* dikombinasi dengan itemset yang sudah didapat dari *Conditional FP-Tree*. Berikut ini adalah hasil *assosiation rule*

Tabel 3.8. Hasil *assosiation rule*

No	Itemset	Confidence
1	(KD15 → KD3)	80 %
2	(KD15 → KD3, KD4)	80%
3	(KD17 → KD3)	83,3%
4	(KD3 ,KD8, → KD9)	83,3%
5	(KD2,KD7 → KD3)	100%
6	(KD9, KD7 → KD3,KD8)	100 %

3.7 Hasil

Dari hasil dan pembahasan diatas, dapat di simpulkan bahwa dalam menerapkan algoritma *FP Growth* untuk menganalisa data penjualan barang pada Intelkom memperoleh 6 sampel rule dari ratusan rule dengan menerapkan *min support* >30 dan confidence 70% dari aplikasi atau program yang sudah di jalankan. Berikut adalah rule nya.

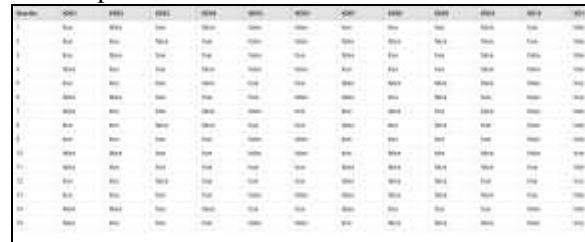
- g. Jika membeli iPhone 13 Mini 128GB maka membeli Vivo Y21T 5G 6/128 Gb dengan nilai *confidence* = 80%
- h. Jika membeli iPhone 13 Mini 128GB maka membeli Vivo Y21T 5G 6/128 Gb dan Oppo A16 4GB/64G dengan nilai *confidence* = 80%
- i. Jika membeli Samsung Galaxy S21 FE 5G 8/128 Gb maka membeli Vivo Y21T 5G 6/128 Gb dengan nilai *confidence* = 83%
- j. Jika membeli Vivo Y21T 5G 6/128 Gb maka membeli Oppo A95 8GB/128GB dan iPhone 13 128GB dengan nilai *confidence* = 83%
- k. Jika membeli Xiaomi Redmi Note 10 5G 4GB/128GB dan Vivo V23e 8GB/128GB maka membeli Vivo Y21T 5G 6/128 Gb dengan nilai *confidence* = 100%
- l. Jika membeli iPhone 13 128GB dan Vivo V23e 8GB/128GB maka membeli Vivo V23e 8GB/128GB dan Oppo A95 8GB/128GB dengan nilai *confidence* = 100%

3.8 Implementasi Sistem

Implementasi sistem merupakan tahapan pengujian berdasarkan hasil analisa yang telah di lakukan sebelumnya dan perancangan yang dimasukkan ke dalam suatu komputer untuk diolah, kemudian komputer menjalankan fungsi-fungsi berdasarkan pemrograman RStudio dan Rapidminer.

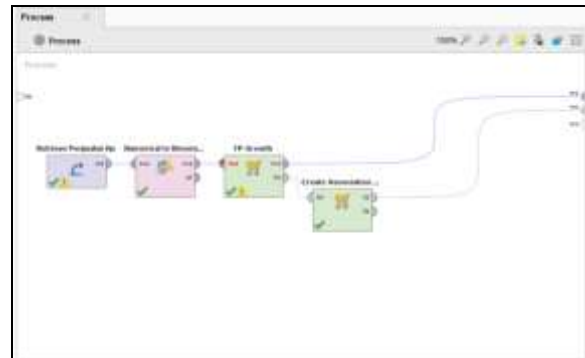
Berikut ini implementasi sistem yang telah di jalankan.

1. Import Data Excel



Gambar 3.2. *Import Data Excel* Ke Rapidminer

2. Proses Menghubungkan Data ke FP-Growth dan ke Association Rule



Gambar 3.3. Menghubungkan Data ke FP-Growth dan ke Association Rule

3. Hasil Rule

AssociationRules

```

Association Rules
[KD15] --> [KD03] (confidence: 0.800)
[KD13] --> [KD03] (confidence: 0.800)
[KD12] --> [KD03] (confidence: 0.800)
[KD11] --> [KD02] (confidence: 0.800)
[KD12] --> [KD04] (confidence: 0.800)
[KD11] --> [KD04] (confidence: 0.800)
[KD11] --> [KD01] (confidence: 0.800)
[KD13] --> [KD08] (confidence: 0.800)
[KD10] --> [KD08] (confidence: 0.800)
[KD10] --> [KD05] (confidence: 0.800)
[KD15] --> [KD12] (confidence: 0.800)
[KD12] --> [KD15] (confidence: 0.800)
[KD15] --> [KD03, KD04] (confidence: 0.800)
[KD04, KD15] --> [KD03] (confidence: 0.800)
[KD03, KD01] --> [KD17] (confidence: 0.800)
[KD03, KD17] --> [KD01] (confidence: 0.800)
[KD01, KD17] --> [KD03] (confidence: 0.800)
[KD03, KD17] --> [KD09] (confidence: 0.800)
[KD03, KD17] --> [KD08] (confidence: 0.800)
[KD13] --> [KD03, KD08] (confidence: 0.800)
[KD04, KD01] --> [KD02] (confidence: 0.800)
[KD11] --> [KD02, KD04] (confidence: 0.800)
[KD02, KD06] --> [KD05] (confidence: 0.800)
[KD06, KD05] --> [KD02] (confidence: 0.800)
[KD04, KD01] --> [KD17] (confidence: 0.800)
[KD01, KD17] --> [KD04] (confidence: 0.800)
[KD15] --> [KD04, KD12] (confidence: 0.800)
    
```

Gambar 3.4. Hasil Rule

4. KESIMPULAN

Algoritma *FP-Growth* dapat digunakan untuk menyelesaikan permasalahan yang bersifat multikriteria dari data ketidakpastian pada penelitian ini yakni Penerapan Metode Association Rule Dalam Menganalisa Data Penjualan HP dan Laptop Menggunakan Algoritma FP-Growth. Hasil pengujian oleh sistem yang di bangun berdasarkan basis aturan dan perhitungan dari metode *FP-Growth* maka dapat disimpulkan hasil yang di dapat 100% dengan Xiaomi Redmi Note 10 5G 4GB/128GB dan Vivo V23e 8GB/128GB maka membeli Vivo Y21T 5G 6/128 Gb , 83% dengan pembelian Vivo Y21T 5G 6/128 Gb maka membeli Oppo A95 8GB/128GB dan iPhone 13 128GB, 80% dengan pembelian iPhone 13 Mini 128GB maka membeli Vivo Y21T 5G 6/128 Gb dan Oppo A16 4GB/64G.

DAFTAR PUSTAKA

- [1]. P. N. Harahap and S. Sulindawaty, "Implementasi Data Mining Dalam Memprediksi Transaksi Penjualan Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus PT.Arma Anugerah Abadi Cabang Sei Rampah)," *Matics*, vol. 11, no. 2, p. 46, 2020, doi: 10.18860/mat.v11i2.7821.
- [2]. R. R. Rerung, "Penerapan Data Mining dengan Memanfaatkan Metode Association Rule untuk Promosi Produk," *J. Teknol. Rekayasa*, vol. 3, no. 1, p. 89, 2018, doi: 10.31544/jtera.v3.i1.2018.89-98.
- [3]. H. E. Simanjuntak and W. Windarto, "Analisa Data Mining Menggunakan Frequent Pattern Growth pada Data Transaksi Penjualan PT Mora Telematika Indonesia untuk Rekomendasi Strategi Pemasaran Produk Internet," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 4, pp. 914–923, 2020, doi: 10.30865/mib.v4i4.2300.
- [4]. A. Ikhwan and D. Nofriansyah, "Penerapan Data Mining dengan Algoritma Fp-Growth untuk Mendukung Strategi Promosi Pendidikan (Studi Kasus Kampus STMIK Triguna Dharma)," 1978.
- [5]. A. A. Fajrin, A. Maulana, T. Informatika, U. P. Batam, and J. R. Soeprapto, "PENERAPAN DATA MINING UNTUK ANALISIS POLA PEMBELIAN KONSUMEN DENGAN ALGORITMA FP- GROWTH PADA DATA TRANSAKSI PENJUALAN," vol. 05, no. 01, pp. 27–36, 2018.
- [6]. P. Studi, M. Teknik, U. Ahmad, and D. Yogyakarta, "PENERAPAN ALGORITMA FP - GROWTH UNTUK PENENTUAN POLA PEMBELIAN TRANSAKSI PENJUALAN PADA TOKO KGS RIZKY MOTOR," vol. 25, no. 1, pp. 20–28, 2020.
- [7]. W. N. Setyo, S. Wardhana, J. T. Informatika, F. I. Komputer, and U. M. Buana, "IMPLEMENTASI DATA MINING PADA PENJUALAN PRODUK DI CV CAHAYA SETYA MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH," vol. 12, no. 1, pp. 54–63, 2019.
- [8]. W. N. Setyo and S. Wardhana, "Implementasi Data Mining Pada Penjualan Produk Di Cv Cahaya Setya Menggunakan Algoritma Fp-Growth," *Petir*, vol. 12, no. 1, pp. 54–63, 2019, doi: 10.33322/petir.v12i1.416
- [9]. Rusnandi, Suparni, dan A.B.Pohan, "PENERAPAN DATA MINING UNTUK ANALISIS MARKET BASKET DENGAN ALGORITMA FP-GROWTH PADA PD PASAR TOHAGA" JANAPATI Vol. 9, No. 1, pp. 119-133, 2020
- [10]. A. Ikhwan, D. Nofriansyah, dan Sriani, "Penerapan Data Mining dengan Algoritma Fp-Growth untuk Mendukung Strategi Promosi Pendidikan (Studi Kasus Kampus STMIK Triguna Dharma)," *J. SAINTIKOM* Vol. 14, No. 3, pp. 211-226, 2015