

MINING DATA IN IDENTIFICATION OF CONSUMER PATTERNS OF AGRICULTURAL MACHINE SALES USING FP-GROWTH ALGORITHM

Eka Sofianti¹, Sarjon Defit², Y.Yuhandri³

¹Universitas Putra Indonesia YPTK Padang

Email: sofiantieka0816@gmail.com

Abstract

The sales transaction data for agricultural machinery at the Mandiri Jaya Teknik Solok store is a large data set making it difficult to identify consumer purchasing patterns. Large data sets can be processed into useful information. Sales transaction data available at the Mandiri Jaya Teknik Solok store can be processed into useful information to increase sales. This study aims to identify consumer purchasing patterns in order to know which items are often sold and to find out which items need to be stocked more and to increase sales. The data that is processed in this study uses the sales transaction data obtained from the sales invoice of Toko Mandiri Jaya Teknik Solok. Data is in the form of sales data for 13 weeks of 20 items with a minimum support value of 15% and a confidence value of 60%. The method uses one of the data mining techniques associated with the FP-Growth algorithm, where the Fp-Growth algorithm uses the concept of tree development in searching for the types of items that are often purchased (frequency item sets). The tools used are Rapidminer 9.8 so that the purchase patterns of goods are obtained which are used as information to predict the level of frequently sold items. The result of the sales data processing process is the association rule. Association Rule is obtained in the form of a relationship between goods sold together with other goods in a transaction. From this pattern, it can be recommended to the shop owner as information for preparing stock of goods to increase sales results. This research is very suitable to be applied to determine the patterns of consumer spending such as the relationship of each item purchased by consumers, so this research is appropriate for use by stores.

Keywords: Data mining, Association Rule, FP-Growth Algorithm, Rapidminer, stuff.

1. INTRODUCTION

Knowledge Discovery in Database (KDD) adalah keseluruhan proses non-trivial untuk mencari dan mengidentifikasi pola (pattern) dalam data, dimana data yang diperlukan bersifat sah, baru, dapat bermanfaat dan dapat dimengerti. KDD berhubungan dengan teknik integrasi dan penemuan ilmiah, interpretasi, dan visualisasi dari pola-pola sejumlah kumpulan data. Salah satu tahap dari Knowledge Discovery in Database adalah Data mining. Data mining adalah suatu proses mengerukan atau mengumpulkan informasi penting dari suatu data yang besar. Proses data mining sering menggunakan metode statika, matematika, hingga memanfaatkan teknologi artificial intelligence [1].

Association rules adalah suatu proses pada data mining untuk menentukan semua asosiatif yang memenuhi syarat minimum untuk support dan confidence pada sebuah data base. Kedua syarat tersebut akan digunakan untuk interesting association rules dan dibandingkan dengan batasan yang telah ditentukan yaitu support dan confidence [2]. Algoritma Frequent pattern Growth biasa disingkat dengan

FP-Growth merupakan salah satu algoritma asosiasi dalam data mining. Algoritma FP- Growth merupakan pengembangan dari metode apriori sebagai salah satu alternatif untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (Frequent item set) dalam sebuah kumpulan data kemudian membangkitkan struktur data Tree yang disebut juga dengan Freequent Pattern Tree (FP-Tree) [3].

Banyak penelitian tentang Data Mining yang menggunakan algoitma FP-Growth yang sudah dilakukan sebelumnya, Hasil dari penjualan pada toko kgs rizky motor pihak manajemen hanya melihat laporan jumlah barang terjual dan berapa banyak pendapatannya dilihat tanpa ada tindak lanjut untuk menentukan keputusan diwaktu yang akan datang. Dengan menggunakan metode Frequent Pattern Growth, pihak manajemen dapat mengambil keputusan barang mana yang membutuhkan persediaan yang lebih banyak dibandingkan dengan barang yang lain. [4]. Analisis ini juga dapat menemukan pola pembelian produk-produk yang muncul secara bersamaan atau produk yang memiliki kecendrungan muncul bersamaan dalam sebuah transaksi dari data transaksi penjualan yang pada umumnya berukuran besar [5].

Penelitian Maulana & Fajrin (2018) tentang analisa pola pembelian konsumen untuk memecahkan masalah pola pembelian setiap konsumen yang berbeda-beda dengan menerapkan algoritma FP-Growth yang akan menganalisa data dari perusahaan sehingga dapat membantu perusahaan mengetahui pola pembelian konsumen [6]. Dilakukan juga penelitian oleh Rahmat.dkk(2020) pada Toko UD. Aliwansyah Mart merupakan toko yang bergerak pada bidang jual beli sembako yang banyak melakukan transaksi penjualan dan pembelian sembako [7]. Data transaksi ini terus bertambah setiap harinya. Masalah pada toko tersebut adalah ketersediaan Stock sembako yang berakibat terjadinya penurunan pembeli dan keuntungan maka digunakanlah algoritma FP-Growth untuk menganalisa pola pembelian melalui data transaksi yang diarsipkan tersebut sehingga didapatlah sebuah pola pembelian yang akan digunakan nantinya sebagai acuan untuk memprediksi tingkat ketersediaan stock sembako dalam meningkatkan penjualan.

Penelitian terdahulu oleh Setiawan dan Anugrah(2019), dimana FP-Growth digunakan sebagai penentuan pola pembelian konsumen pada indomaret gkb gresik. Penelitian ini menggunakan data transaksi yang terjadi selama satu bulan pada salah satu toko indomaret di daerah gkb Gresik yang kemudian diolah dan di analisis menggunakan program aplikasi WEKA, sehingga ditemukanlah pola pasangan item terbaik yang memenuhi syarat-syarat dalam aturan asosiasi yang ditetapkan [8].

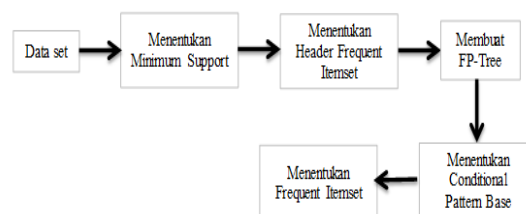
icca astrina, (2019) melakukan penelitian tentang Penerapan Algoritma FP-Growth dalam penentuan pola Pembelian konsumen pada kain tenun medali mas, dimana algoritma Fp-Growth menggunakan konsep tree development dalam pencarian jenis barang yang sering di beli (frequence item sets). Data yang di gunakan yaitu 26 jenis barang kain tenun dan 200 data transaksi dengan ketentuan 2 atau 3 jenis

barang dalam 1 transaksi. Pada penelitian ini ditentukan nilai minimum support sebesar 20% dan nilai confidence sebesar 10% [9].

Toko Mandiri Jaya Teknik Solok adalah toko yang bergerak dibidang jual beli mesin alat pertanian yang tentunya banyak melakukan transaksi jual beli, karena sebagian penduduk disana adalah petani. Setiap hari data bertambah hanya dalam bentuk arsip dan faktur, tidak diketahui manfaat dari data tersebut. Menghindari terjadinya penurunan pembelian dan keuntungan digunakanlah metode Algoritma FP-Growth untuk mengidentifikasi pola pembelian melalui data yang di arsipkan tersebut sehingga didapatlah sebuah pola pembelian yang nantinya akan digunakan sebagai acuan untuk memprediksi tingkat ketersediaan stock barang dalam meningkatkan penjualan pada Toko Mandiri Jaya Teknik Solok. Peneliti berharap dapat menyelesaikan permasalahan dalam menentukan barang yang sering terjual agar dapat diketahui barang mana yang perlu di stock lebih banyak.

2. METHODS

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode 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 [10] Algoritma FP-Growth merupakan pengembangan dari algoritma Apriori. Sehingga kekurangan dari algoritma Apriori diperbaiki oleh algoritma FP-Growth [11]. FP-Growth menggunakan konsep pembangunan tree dalam pencarian frequent itemsets. Hal tersebutlah yang menyebabkan algoritma FP-Growth lebih cepat dari algoritma Apriori [12]. 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 [13]. Dapat dilihat pada Gambar 1 tahapan-tahapan yang dilakukan dalam algoritma FP-Growth.



Gambar 1. Blog Diagram Algoritma FP-Growth

Algoritma FP-Growth merupakan salah satu algoritma yang paling klasik, algoritma FP-Growth dapat menghindari generasi sejumlah kandidat set besar dan hanya perlu memindai database dua kali dengan cepat menemukan item set yang sering muncul [14]. Algoritma FP-Growth dibagi dalam 3 tugas utama yaitu

1. Tahap pembangkitan Conditional Pattern Base, Conditional Pattern Base merupakan subdatabase yang berisi prefix path (lintasan prefix) dan suffi 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 lebh besar atau sama dengan minimum support count akan dibangkitkan dengan conditional FP-Tree.
3. Tahap pencarian frequent itemset, apabila conditional FP-Tree merupakan lintasan tunggal (single path), maka didapatkan frequent itemset dengan melakukan kombinasi item untuk setiap conditional FP-Tree. Jika bukan lintasan tunggal, maka dilakukan pembagian FP-Growth secara rekursif.

Karakteristik algoritma FP-Growth merupakan struktur data yang banyak digunakan adalah tree disebut dengan FP-Tree, dengan menggunakan FP-Tree algoritma FP-Growth dapat langsung mengekstrak frequent itemset dari FP-Tree. Penggalian itemset yang frequent dengan menggunakan algoritma FP-Growth akan dilakukan dengan cara membangkitkan struktur data tree atau disebut dengan Frequent Pattern Tree [15].

3. RESULTS AND DISCUSSION

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data penjualan yang di ambil dari data mingguan sejak awal bulan september 2020 sampai dengan pertengahan bulan desember 2020. Peneliti mendapatkan 13 minggu data sebagai objek penelitian dengan membatasi minimal 3 barang yang paling banyak terjual, seperti pada Tabel 1 Data Real Penjualan di bawah ini :

Tabel 1. Data Real Penjualan Mesin Alat Pertanian

TID	Nama barang
1	Potong rumput, mesin pembelah kayu, semprot hama, mesin perontok padi, pompa air, bearing gilingan padi, rantai mesin bajak.
2	Potong rumput, genset, mesin pembelah kayu, mesin perontok padi, karburator, saringan gilingan padi.
3	Potong rumput, genset, mesin pembelah kayu, mata pisau pemotong rumput, mesin peras kelapa, piston
4	Potong rumput, mesin pembelah kayu, rantai pembelah kayu, mesin perontok padi, mesin bajak.
5	Potong rumput, mata pisau pemotong rumput, rantai pembelah kayu, busy, kompressor.
6	Mesin perontok padi, mesin bajak, rantai mesin bajak.
7	Mata pisau pemotong rumput, Mesin perontok padi, saringan gilingan padi.
8	Mesin perontok padi, bor, mesin bajak, sanyo, rantai mesin bajak.
9	Semprot hama, mata pisau pemotong rumput, rantai pembelah kayu, dompeng emas, mesin bajak.
10	Rantai pembelah kayu, mesin bajak, rantai mesin bajak.
11	Potong rumput, mesin pembelah kayu, rantai pembelah kayu, dompeng emas, karburator, busy.
12	Potong rumput, mesin pembelah kayu, bor, pompa air, rantai mesin bajak.
13	Mata pisau pemotong rumput, rantai pembelah kayu, piston.

Data real penjualan kemudian diberi kode kepada setiap item agar lebih mudah dalam melakukan proses data dapat dilihat pada Tabel 2 setelah diberikan kode pada setiap item.

Table.2. Pemberian Kode Setiap Item

INISIAL KODE	NAMA BARANG
A1	Potong rumput
A2	Genset
A3	Mesin pembelah kayu
A4	Semprot hama
A5	Mata pisau pemotong rumput
A6	Rantai pembelah kayu
A7	Dompeng emas
A8	Mesin perontok padi
A9	Bor
A10	Pompa air
A11	Karburator
A12	Busy
A13	Mesin bajak
A14	Mesin peras kelapa
A15	Piston
A16	Bearing gilingan padi
A17	Saringan gilingan padi
A18	Sanyo
A19	Rantai mesin bajak
A20	Kompresor

Setelah diberi kode data transaksi diurut lagi menggunakan kode yang sudah ditentukan, di dapat kan table transaksi seperti pada tabel 3 di bawah ini.

Tabel 3. Data transaksi

TID	Transaksi
1	A1,A3,A4,A8,A10,A16,A19
2	A1,A2,A3,A8,A11,A17
3	A1,A2,A3,A5, A14,A15,
4	A1,A3,A6,A8,A13
5	A1, A5,A6,A12,A20
6	A8,A13,A19
7	A1,A5,A8,A17
8	A8,A9,A13,A18,A19
9	A4,A5,A6,A7,A13
10	A6,A13,A19
11	A1,A3,A6,A7,A11,A12
12	A1,A3,A9,A10,A19
13	A5,A6,A15

Dengan membatasi objek penelitian dengan minimal 3 barang yang sering terjual, maka item yang terpakai memenuhi minimum support yang ditentukan yaitu:A1,A3,A8,A6,A5,A13,A19, sehingga di dapat kan tabel transaksi yang sudah diurut berdasarkan priority tertinggi, seperti pada tabel 4 di bawah ini.

Tabel 4. Pemindaian Tabel Berdasarkan Frekuensi Tertinggi

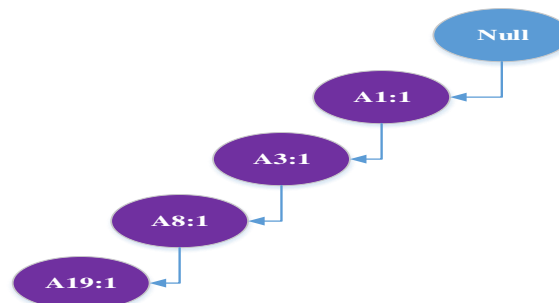
TID	Transaksi
1	A1,A3,A8,A19
2	A1,A3,A8,
3	A1,A3,A5,
4	A1,A3, A8,A6, A13
5	A1, A6,A5
6	A8,A19,A13
7	A1,A8,A5,
8	A8,A19,A13
9	A6,A5,A13
10	A6,A19,A13
11	A1,A3,A6
12	A1,A3,A19
13	A6,A5

3.1 Pembentukan FP-Tree

Pembentukan FP-Tree dilakukan berdasarkan data transaksi penjualan pada Toko Mandiri Jaya Teknik yang terdapat pada Tabel 4.

1. FP-Tree untuk no_transaksi 1 : A1,A3,A8,A19

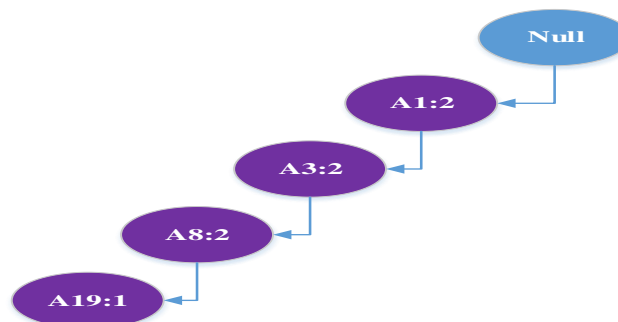
FP-Tree yang dihasilkan dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. FP-Tree pada no_transaksi 1

2. FP-Tree untuk no_transaksi 2 : A1,A3,A8,

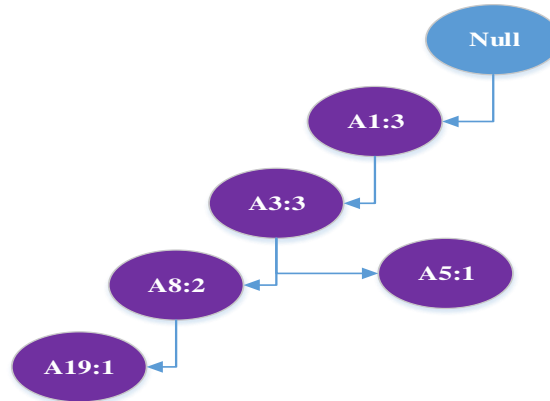
FP-Tree yang dihasilkan dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. FP-Tree pada no_transaksi 2

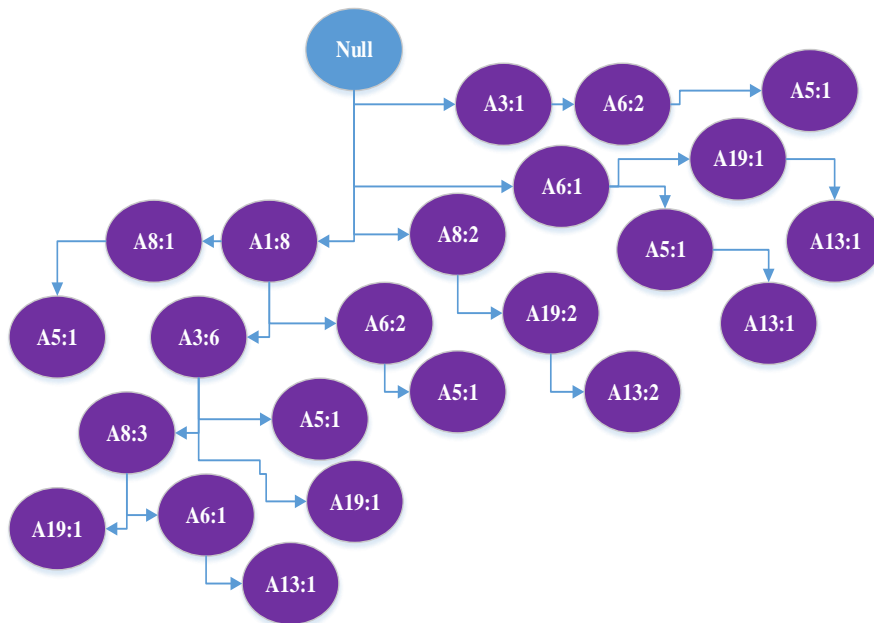
3. FP-Tree untuk no_transaksi 3: A1,A3,A5

FP-Tree yang dihasilkan dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. FP-Tree pada no_transaksi 3

Pembentukan FP-Tree dilakukan sampai transaksi 13, hingga terbentuklah FP-Tree akhir seperti Gambar 5.



Gambar 5. FP-Tree pada no_transaksi 13

3.2 Proses Algoritma Frequent Pattern Growth (FPGrowth)

Setelah pembentukan FP-Tree telah selesai dibuat, maka langkah selanjutnya akan diterapkan proses algoritma FP-Growth untuk mencari frequent itemset yang signifikan. Langkah-langkah utama dalam proses algoritma FP-Growth.

a. Tahap Conditional Pattern Base

Conditional Pattern Base merupakan subdatabase yang berisi prefix path (lintasan awal) dan suffix pattern (pola akhiran) untuk menemukan frequent itemset, pembangkitan ini didapatkan melalui hasil dari FP-Tree sebelumnya, dengan mengurutkan item dari pembelian terkecil ke terbesar, dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Conditional Pattern Base

Item	Conditional Pattern Base
A13	{A1,A3,A8,A6:1},{A8,A19:2},{A6,A5:1},{A6,A19:1}
A19	{A1,A3:1},{A1,A3,A8:1},{A8:2}{A6:1}
A5	{A1,A3:1},{A1,A8:1},{A1,A6:1}{A6:1}{A3,A6:1}
A6	{A1,A3,A8:1},{A1:2},{A3:1}
A8	{A1,A3:3},{A1:1}
A3	{A1:6}
A1	...

b. 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 atau sama dengan minimum support count dua akan dibangkitkan dengan conditional FP-Tree, ditetapkan minimum support 2. Hasil pencarian conditional FP-Tree dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 6. Hasil Conditional Tree

Item	Conditional Pattern Base
A13	<A8 :3, A6 : 3, A19:3>
A19	<A1 : 2 ,A3:2, A8:3>
A5	<A1:3, A3:2, A6:3 >
A6	<A1 : 3, A3 :2>
A8	<A1:4, A3 : 3>
A3	<A1: 6>
A1	-

c. Tahap Pencarian Frequent Itemset

Conditional FP-Tree merupakan lintasan tunggal(single path), maka didapatkan frequent itemset dengan melakukan kombinasi item untuk setiap conditional FPTree. Jika bukan lintasan tunggal, maka dilakukan pembangkitan FP-Growth secara rekursif (proses memanggil dirinya sendiri). Hasil pencarian frequentitemset dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 7. Hasil Conditional Tree

Item	Conditional Pattern Base
A13	{ A13}, {A8,A13 : 3}, {A6,A13:3}, {A19,A13:3 }
A19	{ A19}, {A1,A19 :2},{A3,A19:2}, {A8A19:3}
A5	{ A5 }, {A1,A5 :3}, {A3,A5:2}, {A6,A5:3}
A6	{ A6 }, {A1,A6: 3},{A3,A6: 2}
A8	{ A8 }, {A1,A8:4}, {A3,A8:3}
A3	{ A3 }, {A1,A3:6}.
A1	-

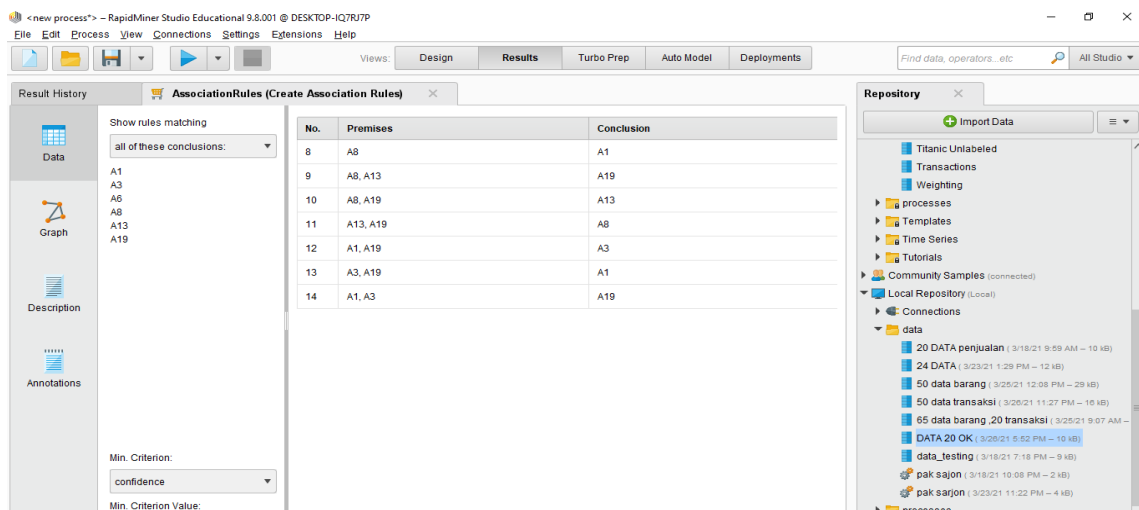
Dengan ketentuan minimum support 15% dan minimum confidence 60% maka terdapat 13 rule yang termasuk dalam strong association rule. Dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8. Strong Association Rule

NO	Jika membeli	Maka akan membeli	Support	confidence
1	A13	A8	23%	60%
2	A19	A13	23%	60%
3	A13	A6	23%	60%
4	A13	A19	23%	60%
5	A19	A8	23%	60%
6	A5	A1	23%	60%
7	A5	A6	23%	60%
8	A8	A1	30%	66%
9	A8 dan A13	A19	15%	66%
10	A8 dan A19	A13	15%	66%
11	A13 dan A19	A8	15%	66%
12	A1 dan A19	A3	15%	100%
13	A3 dan A19	A1	15%	100%

Setelah hasil Conditional tree akan di didapatkan barang yang termasuk strong association rule. Yang kemudian dilanjutkan implementasi dengan menggunakan aplikasi Rapidminer 9.8.dapat dilihat pada gambar 6.

Gambar.6 Tampilan Result



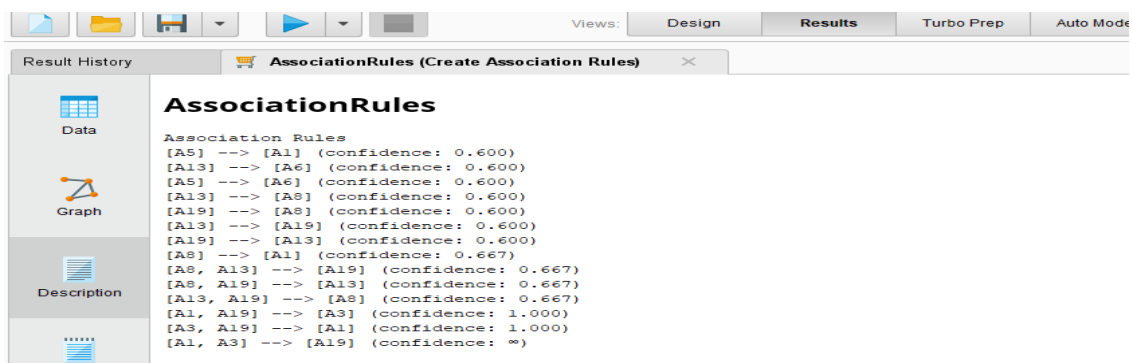
Dari gambar 6 dihasilkan 14 pola kemungkinan muncul bersamaan, sehingga dapat dituliskan dalam bentuk table seperti table 9 dibawah ini.

Tabel 9. Hasil Association Rule Rapidminer 9.8

No	Premises	Conclusion	Support	Confidence
1	A8	A1	0.30	0.66
2	A8, A13	A19	0.15	0.66
3	A8, A19	A13	0.15	0.66
4	A13,A19	A8	0.15	0.66
5	A1, A19	A3	0.15	1.0
6	A3, A19	A1	0.15	1.0
7	A1, A3	A19	0.15	Infinity
8	A13	A8	0.23	0.6
9	A19	A13	0.23	0.6
10	A13	A6	0.23	0.6
11	{A13}	A19	0,23	0.6
12	{A19}	A8	0,23	0.6
13	A5	A1	0,23	0.6
14	A5	A6	0,23	0.6

Untuk melihat *association rule* Pilih *Descriptions* untuk melihat pola aturan asosiasi yang tereksekusi sebagai sebuah pengetahuan, dapat dilihat pada gambar7.

Gambar7. Hasil Association Rule Rapidminer 9.8



Hasil asosiasi rule untuk dataset ini dapat diinterpretasikan :

1. Jika pembeli mesin bajak, maka pembeli juga akan membeli mesin perontok padi, dengan kepercayaan support 23% dan confidence 60%.
2. Jika pembeli membeli rantai mesin bajak, maka pembeli akan membeli mesin bajak dengan kepercayaan support 23% dan confidence 60%.
3. Jika pembeli membeli mesin bajak, maka pembeli juga akan membeli rantai pembelah kayu, dengan kepercayaan support 23% dan confidence 60%.
4. Jika pembeli membeli mesin bajak, maka pembeli juga akan membeli rantai mesin bajak, dengan support 23% confidence 60%.
5. Jika pembeli membeli rantai mesin bajak, maka pembeli juga akan membeli mesin perontok padi, dengan support 23% confidence 60%.

6. Jika pembeli membeli mata pisau pemotong rumput, maka pembeli juga akan membeli potong rumput dengan support 23% dan confidence 60%.
7. Jika pembeli membeli mata pisau pemotong rumput, maka pembeli juga akan membeli rantai pembelah kayu dengan support 23% dan confidence 60%.
8. Jika pembeli membeli mesin perontok padi, maka pembeli juga akan membeli potong rumput dengan support 30% confidence 66%.
9. Jika pembeli membeli mesin perontok padi, mesin bajak, maka pembeli juga akan membeli rantai mesin bajak dengan support 15% dan confidence 66%.
10. Jika pembeli membeli mesin perontok padi, rantai mesin bajak, maka pembeli juga akan membeli mesin bajak dengan support 15% confidence 66%.
11. Jika pembeli membeli mesin bajak, rantai mesin bajak, maka pembeli juga akan membeli mesin perontok padi dengan support 15% confidence 66%.
12. Jika pembeli membeli potong rumput, rantai mesin bajak, maka pembeli juga akan membeli mesin pembelah kayu dengan support 15% confidence 100%.
13. Jika pembeli membeli mesin pembelah kayu, rantai mesin bajak, maka pembeli juga akan membeli potong rumput dengan support 15% dan confidence 100%.

4. Kesimpulan dan Saran

4.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan, dengan aplikasi Rapid miner 9.8 dan menggunakan metode Algoritma *Fp- Growth* untuk mengetahui pembelian barang secara bersamaan, dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Dengan metode Algoritma *FP-Growth*, menggunakan aplikasi Rapidminer dapat diketahui pola pembelian konsumen pada Toko Mandiri Jaya Teknik Solok. Sehingga sangat bermanfaat bagi toko untuk mengetahui pola pembelian konsumen.
2. Pola yang telah di hasilkan dapat di interprestasikan menjadi informasi yang dapat digunakan oleh toko untuk mengetahui barang yang sering terjual bersamaan.
3. Dengan mengetahui pola pembelian konsumen, maka dapat dirancang strategi dan sistem penjualan yang baik, Agar dapat meningkatkan keuntungan penjualan.
4. Penerapan metode *Data mining* dengan algoritma *FP-Growth* kedalam aplikasi analisis pola pembelian konsumen dan pengujian pola yang diterapkan sudah berhasil.

4.2 Saran

Dari hasil penelitian ini penulis dapat memberikan beberapa saran yang dapat diperhatikan untuk penelitian dalam pengembangan selanjutnya, yaitu:

1. Dalam implementasi data ini, jika semakin besar data yang diambil, maka akan mendapatkan hasil yang lebih akurat.
2. Jika dilakukan pengembangan terhadap penelitian ini sebaiknya dilakukan penambahan sample.
3. Selain menggunakan aplikasi Rapid miner penelitian juga bisa menggunakan aplikasi Data Mining lainnya seperti WEKA, MATLAB, dan mungkin ada aplikasi lainnya.

REFERENCES

- [1] Rosyidah, U. A., & Oktavianto, H. (2019). Pencarian Pola Asosiasi Keluhan Pasien Menggunakan Teknik Association Rule Mining. *INFORMAL: Informatics Journal*, 3(1), 1. DOI: <https://doi.org/10.19184/isj.v3i1.5541>.
- [2] Lestari, Y. D. (2015). Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Fp-Tree Dan Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Obat. *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi (SNASTIKOM)*. 1, 2. DOI: <https://doi.org/10.31227/osf.io/t93uv>.
- [3] Amelia, R., & Utomo, D. P. (2019). Analisa Pola Pemesanan Produk Modern Trade Independent Dengan Menerepakan Algoritma Fp. Growth (Studi Kasus: PT. Adam Dani Lestari). *KOMIK (Konferensi Nasional Teknologi Informasi Dan Komputer)*, 3(1). DOI: <https://doi.org/10.30865/komik.v3i1.1622>
- [4] Utama, K. M. R. A., Umar, U., Yudhana, A. (2020). Penerapan Algoritma Fp-Growth Untuk Penentuan Pola Pembelian Transaksi Penjualan Pada Toko Kgs Rizky Motor. *Jurnal Dinamika*, 25(1). DOI: <https://doi.org/10.35315/dinamik.v25i1.7870>.
- [5] Abdullah, A. (2018). Rekomendasi Paket Produk Guna Meningkatkan Penjualan Dengan Metode FP-Growth. *Khazanah Informatika: Jurnal Ilmu Komputer Dan Informatika*, 4(1), 21. DOI: <https://doi.org/10.23917/khif.v4i1.5794>.
- [6] Maulana, A., & Fajrin, A. A. (2018). Penerapan Data Mining untuk Analisis Pola Pembelian Konsumen dengan Algoritma Fp-Growth pada Data Transaksi Penjualan Spare Part Motor. *Klik-Kumpulan Jurnal Ilmu Komputer*, 5(1), 27. DOI: <http://dx.doi.org/10.20527/klik.v5i1.100>.
- [7] Aditiya, R., Defit, S., Nurcahyo, G. W. (2020). Prediksi Tingkat Ketersediaan Stock Sembako Menggunakan Algoritma FP-Growth dalam Meningkatkan Penjualan. *Jurnal Informatika Ekonomi Bisnis*. 2. 3. DOI: 10.37034/infec.v2i3.44.
- [8] Setiawan, A., & Anugrah, I. G. (2019). Penentuan Pola Pembelian Konsumen pada Indomaret GKB Gresik dengan Metode FP-Growth. *Jurnal Nasional Komputasi Dan Teknologi Informasi (JNKTI)*, 2(2), 115. DOI: <https://doi.org/10.32672/jnkti.v2i2.1564>.
- [9] Astrina, I., Arifin, M. Z., & Pujiyanto, U. (2019). Penerapan Algoritma FP-Growth dalam Penentuan Pola Pembelian Konsumen pada Kain Tenun Medali Mas. *Matrix : Jurnal Manajemen Teknologi*

- Dan Informatika, 9(1), 32. DOI: <https://doi.org/10.31940/matrix.v9i1.1036> .Yuhfizar, Santosa, B., Eddy, I. K. P., & Suprpto, Y. K. (2013). Combination of Cluster Method for Segmentation of Web Visitors. TELKOMNIKA, 11(1), 207-214. DOI: <http://dx.doi.org/10.12928/telkomnika.v11i1.906>.
- [10] Setyo, W. N., Wardhana, S.(2019). Implementasi Data Mining Pada Penjualan Produk Di Cv Cahaya Setya Menggunakan Algoritma Fp-Growth. Jurnal Pengkajian dan Penerapan Teknik Informatika. 12, 1. DOI: <https://doi.org/10.33322/petir.v12i1.416>
- [11] Mashud, Wisda(2019). Designing an Application for Analyzing Consumer Spending Patterns Using the Frequent Pattern Growth Algorithm. Jurnal Penelitian dan Informatika. 9(2). DOI: <http://dx.doi.org/10.17933/jppi.2019.090206>.
- [12] Lisnawati, H., Sinaga, A.,(2020). Data Mining With Associated Methods To Predict Consumer Purchasing Patterns. International Journal of Modern Education and Computer Science (IJMECS). 12(5). DOI: 10.5815/ijmeecs.2020.05.01.
- [13] Wahana, A., Maylawati, D. S., Irfan, M., & Effendy, H. (2018). Supply chain management using fp-growth algorithm for medicine distribution. Journal of Physics: Conference Series, 978, 012018. DOI: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/978/1/012018>.
- [14] Wang, T., Hou, J., & Yu, Z. (2018). Analysis of Hierarchical and Time-phased Model of Large-scale Power Grid Based on Fpgrowth Algorithm. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 192, 012031. DOI: <https://doi.org/10.1088/1755-1315/192/1/012031>.
- [15] Andi, T., & Utami, E. (2018). Association Rule Algorithm With FP Growth For Book Search. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 434, 012035. DOI: <https://doi.org/10.1088/1757899x/434/1/01203>.
- [16] Faza, S., Rahmat, R. F., Nababan, E. B., Arisandi, D., & Effendi, S. (2018). The association rules search of Indonesian university graduate's data using FP-growth algorithm. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 308, 012017. DOI: <https://doi.org/10.1088/1757-899x/308/1/012017>.
- [17] Hardiyanti, D. Y., Novianti, H., & Rifai, A. (2018). Penerapan Algoritma Fp-Growth Pada Sistem Informasi Perpustakaan. Computer Engineering, Science and System Journal, 3(1), 75. DOI: <https://doi.org/10.24114/cess.v3i1.7789>.