

Prediksi Tingkat Ketersediaan Stock Sembako Menggunakan Algoritma FP-Growth dalam Meningkatkan Penjualan

Rahmad Aditiya^{1✉}, Sarjon Defit²

^{1,2}Universitas Putra Indonesia YPTK Padang

ayitida15@gmail.com

Abstract

Large data sets can be processed to become useful information, one of the data that can be processed is sales transaction data at UD. Smart Aliwansyah, which will become important information to increase sales. This study aims to find the pattern of product purchases to predict the level of availability of staple foods so as to increase sales. The data that is processed in this study uses the sales transaction data of goods obtained from the sales invoice of UD. Smart Aliwansyah, North Sumatra Tax Village. Based on these data, with the provision that a minimum of 2 types of goods in 1 transaction is examined using a data mining technique in association with the FP-Growth algorithm with a confidence value of 75% and a minimum support of 20%. The tools used by Rapidminer 9.4 are to obtain product purchasing patterns which are used as information to predict the level of stock availability. 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 basic food stocks 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 grocery stores.

Keywords: Data mining, Association Rule, Algoritma FP-Growth, Rapidminer, Groceries.

Abstrak

Kumpulan data yang besar dapat diolah untuk menjadi informasi yang bermanfaat, salah satu data yang bisa diolah adalah data transaksi penjualan pada Toko UD. Smart Aliwansyah yang nantinya akan menjadi sebuah informasi penting untuk meningkatkan penjualan. Penelitian ini bertujuan untuk menemukan pola pembelian produk untuk memprediksi tingkat ketersediaan stock sembako sehingga dapat meningkatkan penjualan. Data yang diolah pada penelitian ini menggunakan data transaksi penjualan barang yang didapat dari bon faktur penjualan Toko UD. Smart Aliwansyah Kampung Pajak Sumatera Utara. Berdasarkan data tersebut dengan ketentuan minimum 2 jenis barang dalam 1 transaksi diteliti menggunakan salah satu teknik data mining secara asosiasi dengan algoritma FP-Growth dengan nilai confidence 75% dan minimum support 20%. Tools yang digunakan Rapidminer 9.4 sehingga didapatkan pola pembelian produk yang dijadikan informasi untuk memprediksi tingkat ketersediaan stock. Hasil dari proses pengolahan data penjualan adalah association rule. Association Rule yang didapat berupa hubungan suatu barang yang terjual bersamaan dengan barang lain dalam suatu transaksi. Dari pola tersebut dapat direkomendasikan kepada pemilik toko sebagai informasi untuk menyiapkan stock sembako untuk meningkatkan hasil penjualan. Penelitian ini sangat cocok diterapkan untuk mengetahui pola-pola belanja konsumen seperti hubungan setiap barang yang dibeli oleh konsumen, sehingga penelitian ini tepat digunakan oleh toko-toko sembako.

Kata kunci: Data mining, Association Rule, Algoritma FP-Growth, Rapidminer, Sembako.

© 2020 INFEB

1. Pendahuluan

Knowledge Discovery In Database (KDD) adalah metode yang digunakan untuk mencari pengetahuan atau informasi yang belum diketahui dari sebuah database. KDD merupakan nama lain dari Data Mining walaupun sesungguhnya kedua istilah tersebut memiliki konsep yang tidak sama, namun berkaitan satu sama lain, dan salah satu dari tahapan proses keseluruhan KDD merupakan Data Mining yang menjadi inti dari proses KDD. Data Mining merupakan salah satu teknik untuk menemukan, mencari, atau menggali informasi atau pengetahuan baru dari

sekumpulan data yang sangat besar, dengan integrasi atau penggabungan dengan disiplin ilmu lain seperti statistika, kecerdasan buatan, serta machine learning, menjadikan Data Mining sebagai salah satu alat bantu untuk menganalisa data yang kemudian menghasilkan informasi yang berguna [1]. 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 [2].

Banyak penelitian tentang Data Mining yang menggunakan algoritma FP-Growth yang sudah

dilakukan sebelumnya, di antaranya penelitian Amelia & Utomo (2019) tentang analisa pola pemesanan produk untuk memecahkan masalah stok barang yang akan habis serta rekomendasi barang yang akan dibeli saat bersamaan dengan metode algoritma FP-Growth sehingga mendapatkan sebuah informasi baru atau knowledge yang akan digunakan untuk menstok barang dan mempermudah pemesanan produk yang akan diorder agar lebih efisien [3]. Penelitian Abdullah (2018) tentang rekomendasi paket produk untuk memecahkan masalah keragaman perilaku pembeli dalam memilih produk yang akan dibelinya, dengan menggunakan algoritma FP-Growth yang mana algoritma FP-Growth akan menganalisa perilaku pembeli berdasarkan barang yang akan dibelinya sehingga diharapkan dapat meningkatkan penjualan [4].

Penelitian Wahana dkk (2018) tentang manajemen rantai pasokan menggunakan Algoritma FP-Growth untuk distribusi obat Algoritma FP-Growth ternyata mampu memberikan rekomendasi untuk distribusi obat dengan tinggi tingkat kesuksesan. Ini dibuktikan dengan hasil pengujian dengan berbagai kombinasi parameter input [5]. Penelitian Setiawan & Anugrah (2019) tentang penentuan pola pembelian untuk memecahkan masalah menentukan produk mana yang akan masuk ke dalam produk yang sering dibeli atau produk yang jarang dibeli dengan menerapkan algoritma FP-Growth akan menganalisa data transaksi maka didapatkan pola asosiasi terkait banyaknya pelanggan yang membeli barang secara bersamaan yang akan dijadikan sebagai produk bandage promosi [6].

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 [7]. Penelitian Tamaela dkk (2018) tentang implementasi metode association rule untuk menganalisis data twitter dengan hasil mendapatkan informasi dari mana asal lokasi tweet berasal [8]. Penelitian Mustakim dkk (2018) menganalisis pola belanja konsumen pada toko berkah dengan hasil mendapatkan informasi pola belanja pelanggan [9]. Penelitian Faza dkk (2018) tentang mencari aturan perkumpulan data pada lulusan Universitas Indonesia dengan metode Algoritma FP-Growth hasilnya fakultas dapat menentukan jenis sekolah mana yang cocok untuk dipromosikan fakultas kepada calon siswa [10].

Penelitian Hardiyanti dkk (2018) tentang penerapan Algoritma FP-Growth pada sistem informasi perpustakaan hasil penelitian ini yaitu sistem informasi perpustakaan yang dilengkapi dengan rekomendasi buku pada fitur pencarian untuk meningkatkan pelayanan sistem informasi perpustakaan [11]. Penelitian Andi & Utami (2018) tentang association rule dengan Algoritma FP-Growth dalam penelusuran

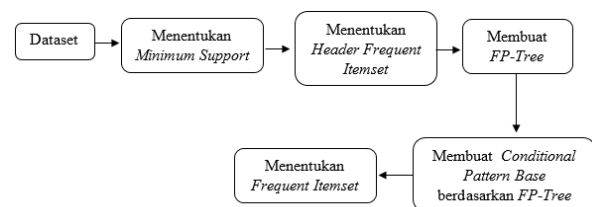
buku hasilnya menunjukkan lokasi buku lebih khusus [12]. Penelitian Yin dkk (2018) tentang peningkatan Algoritma Penambangan Aturan FP-Growth Association Berdasarkan Tabel Adjacency hasil percobaan menunjukkan bahwa algoritma yang ditingkatkan memiliki yang baik kinerja terutama untuk menambah item dalam kumpulan data padat [13].

Toko UD. Aliwansyah Mart merupakan toko yang bergerak pada bidang jual beli sembako yang banyak melakukan transaksi penjualan dan pembelian sembako. Data transaksi ini terus bertambah setiap harinya dan di toko tersebut data transaksi penjualan hanya disimpan sebagai arsip atau pembukuan serta tidak diketahui apa manfaat dari data-data tersebut. Nah 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 pada Toko UD. Aliwansyah Mart dengan harapan penelitian ini dapat menyelesaikan permasalahan ketersediaan stock sembako yang dialami selama ini.

2. Metodologi Penelitian

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode algoritma FP-Growth. FP-Growth adalah algoritma alternatif yang dapat digunakan untuk menentukan itemset yang paling sering muncul dalam satu set data [14]. Algoritma FP-Growth sangat efisien untuk menentukan frequent pattern baik dalam data yang besar maupun kecil, dibandingkan dengan algoritma apriori algoritma FP-Growth lebih cepat karena algoritma FP-Growth tidak perlu melakukan iterasi secara berulang seperti algoritma apriori yang membutuhkan waktu yang cukup lama. 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 [15]. 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 lebih 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. Penggalan itemset yang frequent dengan menggunakan algoritma FP-Growth akan dilakukan dengan cara membangkitkan struktur data tree atau disebut dengan Frequent Pattern Tree.

3. Hasil dan Pembahasan

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data transaksi penjualan mulai bulan Februari, Maret, April dan Mei 2020 dengan membatasi 11 jenis barang yang paling banyak dibeli dan 10 data transaksi sebagai objek penelitian seperti pada Tabel 1 di bawah ini :

Tabel 1. Data Real Penjualan Sembako

TID	Nama Barang
1	Gula Putih, Minyak Makan, Tepung Roti
2	Minyak Makan, Mie Lidi, Kacang Tanah, Miehun
3	Gula Putih, Minyak Makan, Saos Cap Dua Ikan, Kacang Tanah, Miehun, Royko, Merica Ladaku
4	Gula Putih, Saos Cap Dua Ikan, Pulut Putih
5	Gula Putih, Pulut Putih, Kacang Tanah
6	Saos Cap Dua Ikan, Miehun
7	Gula Putih, Saos Cap Dua Ikan, Tepung Roti
8	Gula Putih, Saos Cap Dua Ikan, Pulut Putih, Miehun
9	Gula Putih, Minyak Makan, Kerupuk Bola Dunia, Saos Cap Dua Ikan, Mie Lidi
10	Gula Putih, Saos Cap Dua Ikan, Kacang Tanah, Tepung Roti

Tabel 3. Pemindaian Tabel Berdasarkan Frekuensi Tertinggi

TID	Item
1	a, b, k
2	b, g, h, e
3	a, d, b, g, h
4	a, d, f
5	a, g, f
6	d, h
7	a, d, k
8	a, d, h, f
9	a, d, b, e
10	a, d, g, k

Kemudian memberikan kode kepada setiap item agar lebih mudah dalam melakukan proses data dapat dilihat pada Tabel 2 setelah diberikan kode pada setiap item.

Tabel 2. Pemberian Kode Setiap Item

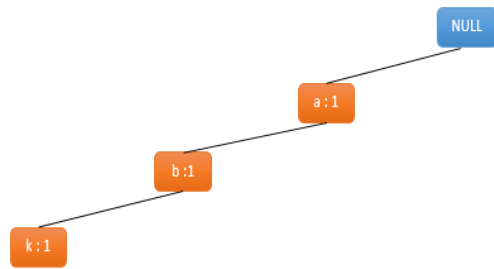
No	Item	Kode
1	Gula Putih	a
2	Minyak Makan	b
3	Kerupuk Bola Dunia	c
4	Saos Cap Dua Ikan	d
5	Mie Lidi	e
6	Pulut Putih	f
7	Kacang Tanah	g
8	Miehun	h
9	Royko	i
10	Merica Ladaku	j
11	Tepung Roti	k

Selanjutnya dilakukan filter sesuai dengan support count ada 3 item yang hilang yaitu c, i dan j karena jumlahnya hanya satu transaksi tidak memenuhi minimal support count. Tahap selanjutnya adalah memindai tabel berdasarkan frekuensi tertinggi dilihat pada Tabel 3.

3.1 Pembentukan FP-Tree

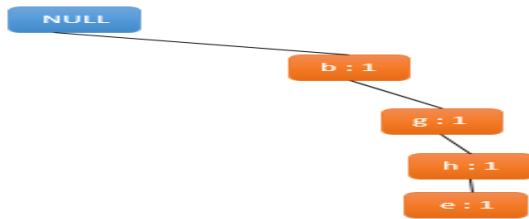
Pembentukan FP-Tree dilakukan berdasarkan data transaksi penjualan sembako pada Toko UD. Smart Aliwansyah yang terdapat pada Tabel 3.

1. FP-Tree untuk no_transaksi 1 : a, b, k. FP-Tree yang dihasilkan dapat dilihat pada Gambar 2.



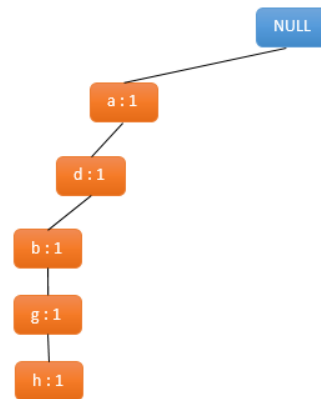
Gambar 2. FP-Tree pada no_transaksi 1

2. FP-Tree untuk no_transaksi 2 : b, g, h, e . FP-Tree yang dihasilkan dapat dilihat pada Gambar 3.



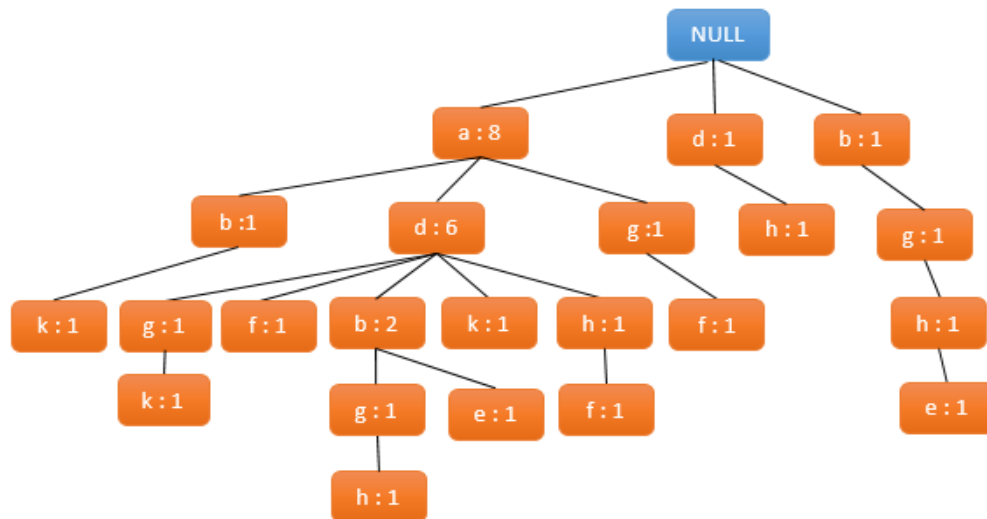
Gambar 3. FP-Tree pada no_transaksi 2

3. FP-Tree untuk no_transaksi 3 : a, d, b, g, h, . FP-Tree yang dihasilkan dapat dilihat pada Gambar 4.4.



Gambar 4. FP-Tree pada no_transaksi 3

Pembentukan FP-Tree dilakukan sampai no_transaksi 10 hingga terbentuklah FP-Tree akhir seperti Gambar 5.



Gambar 5. Hasil Akhir FP-Tree

3.2 Proses Algoritma Frequent Pattern Growth (FP-Growth)

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, dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Conditional Pattern Base

Item	Conditional Pattern Base
e	{ a d b : 1 }, { b g h : 1 }
k	{ a b : 1 }, { a d g : 1 }, { a d : 1 }
f	{ a d : 1 }, { a d h : 1 }, { a g : 1 }
h	{ a d b g : 1 }, { a d : 1 }, { d : 1 }, { b g : 1 }
g	{ a d : 1 }, { a d b : 1 }, { a : 1 }, { b : 1 }
b	{ a : 1 }, { a d : 2 }
d	{ a : 6 }
a	-

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. Hasil pencarian conditional FP-Tree dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Conditional Tree

Item	Conditional FP-Tree
e	< b : 2 >
k	< a : 3, d : 2 >
f	< a : 3, d : 2 >
h	< a : 2, d : 2 >, < b : 2, g : 2 >
g	< a : 3, d : 2 >
b	< a : 3, d : 2 >
d	< a : 6 >
a	-

c. Tahap Pencarian Frequent Itemset

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 (proses memanggil dirinya sendiri). Hasil pencarian frequent itemset dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil Conditional Tree

Item	Frequent Itemset
e	{ e }, { b e : 2 }
k	{ k }, { a k : 3 }, { d k : 2 }, { a d k : 2 }
f	{ f }, { a f : 3 }, { d f : 2 }, { a d f : 2 }
h	{ h }, { a h : 2 }, { d h : 2 }, { a d h : 2 }, { b h : 2 }, { g h : 2 }, { b g h : 2 }
g	{ g }, { a g : 3 }, { d g : 2 }, { a d g : 2 }
b	{ b }, { a b : 3 }, { d b : 2 }, { a d b : 2 }
d	{ d }, { a d : 6 }
a	{ a }

Dengan ketentuan minimum support 20% dan minimum confidence 75% maka terdapat 17 rule yang termasuk dalam strong association rule. Dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Strong Association Rule

No	Jika Membeli	Maka Akan Membeli	Support	Confidence
1	e	b	20%	100%
2	k	a	30%	100%
3	d dan k	a	20%	100%
4	f	a	30%	100%
5	d dan f	a	20%	100%
6	h	d	30%	75%
7	d dan h	a	20%	100%
8	a dan h	d	20%	100%
9	g dan h	b	20%	100%
10	b dan h	g	20%	100%
11	b dan g	h	20%	100%
12	g	a	30%	75%
13	d dan g	a	20%	100%
14	b	a	30%	75%
15	d dan b	a	20%	100%
16	a	d	60%	75%
17	d	a	60%	86%

Selanjutnya dilakukan implementasi dengan menggunakan aplikasi Rapidminer 9.4 dan hasil association rule-nya dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8. Hasil Association Rule Rapidminer

No	Premises	Conclusion	Support	Confidence
1	Gula Putih	Saos Cap Dua Ikan	60%	75%
2	Saos Cap Dua Ikan	Gula Putih	60%	86%
3	Kacang Tanah	Gula Putih	30%	75%
4	Minyak Makan	Gula Putih	30%	75%
5	Miehun	Saos Cap Dua Ikan	30%	75%
6	Pulut Putih	Gula Putih	30%	100%
7	Tepung Roti	Gula Putih	30%	100%
8	Mie Lidi	Minyak Makan	20%	100%
9	Saos Cap Dua Ikan, Kacang Tanah	Gula Putih	20%	100%
10	Gula Putih, Miehun	Saos Cap Dua Ikan	20%	100%
11	Saos Cap Dua Ikan, Minyak Makan	Gula Putih	20%	100%
12	Saos Cap Dua Ikan, Pulut Putih	Gula Putih	20%	100%
13	Saos Cap Dua Ikan, Tepung Roti	Gula Putih	20%	100%
14	Kacang Tanah, Miehun	Minyak Makan	20%	100%
15	Kacang Tanah, Minyak Makan	Miehun	20%	100%
16	Miehun, Minyak Makan	Kacang Tanah	20%	100%

Hasil association rule untuk dataset ini dapat diinterpretasikan :

- Rule 1, jika membeli Gula Putih maka membeli saos cap dua ikan juga dengan tingkat kepercayaan mencapai 75% dan didukung oleh 60% dari data keseluruhan.
- Rule 2, jika membeli saos cap dua ikan maka membeli gula putih juga dengan tingkat kepercayaan mencapai 86% dan didukung oleh 60% dari data keseluruhan.
- Rule 3, jika membeli kacang tanah roti maka membeli gula putih juga dengan tingkat kepercayaan mencapai 75% dan didukung oleh 30% dari data keseluruhan.
- Rule 4, jika membeli minyak makan maka membeli gula putih juga dengan tingkat kepercayaan mencapai 75% dan didukung oleh 30% dari data keseluruhan.
- Rule 5, jika membeli miehun maka membeli saos cap dua ikan juga dengan tingkat kepercayaan mencapai 75% dan didukung oleh 30% dari data keseluruhan.
- Rule 6, jika membeli pulut putih maka membeli gula putih juga dengan tingkat kepercayaan mencapai 100% dan didukung oleh 30% dari data keseluruhan.
- Rule 7, jika membeli tepung roti maka membeli gula putih juga dengan tingkat kepercayaan mencapai 100% dan didukung oleh 20% dari data keseluruhan.

- h. Rule 8, jika membeli mie lidi maka membeli minyak makan juga dengan tingkat kepercayaan mencapai 100% dan didukung oleh 20% dari data keseluruhan.
- i. Rule 9, jika membeli saos cap dua ikan dan kacang tanah maka membeli gula putih juga dengan tingkat kepercayaan mencapai 100% dan didukung oleh 20% dari data keseluruhan.
- j. Rule 10, jika membeli gula putih dan miehun maka membeli saos cap dua ikan juga dengan tingkat kepercayaan mencapai 100% dan didukung oleh 20% dari data keseluruhan.
- k. Rule 11, jika membeli saos cap dua ikan dan minyak makan maka membeli gula putih juga dengan tingkat kepercayaan mencapai 100% dan didukung oleh 20% dari data keseluruhan.
- l. Rule 12, jika membeli saos cap dua ikan dan pulut putih maka membeli gula putih juga dengan tingkat kepercayaan mencapai 100% dan didukung oleh 20% dari data keseluruhan.
- m. Rule 13, jika membeli saos cap dua ikan dan tepung roti maka membeli gula putih juga dengan tingkat kepercayaan mencapai 100% dan didukung oleh 20% dari data keseluruhan.
- n. Rule 14, jika membeli kacang tanah dan miehun maka membeli minyak makan juga dengan tingkat kepercayaan mencapai 100% dan didukung oleh 20% dari data keseluruhan.
- o. Rule 15, jika membeli kacang tanah dan minyak makan maka membeli miehun juga dengan tingkat kepercayaan mencapai 100% dan didukung oleh 20% dari data keseluruhan.
- p. Rule 16, jika membeli miehun dan minyak makan maka membeli kacang tanah juga dengan tingkat kepercayaan mencapai 100% dan didukung oleh 20% dari data keseluruhan.
- q. Rule 17, jika membeli saos cap dua ikan dan miehun maka membeli gula putih juga dengan tingkat kepercayaan mencapai 100% dan didukung oleh 20% dari data keseluruhan.

Jika dipersempit ada dua item barang yakni gula putih dan saos cap dua ikan yang memiliki support sebesar 60% dan confidence sebesar 75% dan 86%.

4. Kesimpulan

Dari penelitian yang dilakukan terhadap data transaksi penjualan maka diperoleh 17 pola penjualan sembako yang dihitung secara manual dan ada 16 pola penjualan sembako yang dihitung menggunakan aplikasi Rapidminer 9.4. Dari pola-pola tersebut dapat direkomendasikan kepada pemilik Toko UD. Smart Aliwansyah sebagai informasi dalam memprediksi

tingkat ketersediaan stock dan menyiapkan stock sembako untuk meningkatkan hasil penjualan.

Daftar Rujukan

- [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] 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>.
- [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] 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>.
- [5] 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>.
- [6] 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>.
- [7] 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>.
- [8] Tamaela, J., Sedyono, E., & Setiawan, A. (2018). Implementasi Metode Association Rule untuk Menganalisis Data Twitter tentang Badan Penyelenggara Jaminan Sosial dengan Algoritma Frequent Pattern-Growth. *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, 8(1), 25. DOI: <https://doi.org/10.21456/vol8iss1pp25-33>.
- [9] Mustakim, Herianda, D. M., Ilham, A., Daeng GS, A., Laumal, F. E., Kurniasih, N., Iskandar, A., Manulagga, G., Iswara, I. B. A. I., & Rahim, R. (2018). Market Basket Analysis Using Apriori and FP-Growth for Analysis Consumer Expenditure Patterns at Berkah Mart in Pekanbaru Riau. *Journal of Physics: Conference Series*, 1114, 012131. DOI: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1114/1/012131>.
- [10] 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>.
- [11] 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>.
- [12] 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/10.1088/1757-899x/434/1/012035>.

- [13] Yin, M., Wang, W., Liu, Y., & Jiang, D. (2018). An Improvement Of FP-Growth Association Rule Mining Algorithm Based On Adjacency Table. *MATEC Web of Conferences*, 189, 10012. DOI: <https://doi.org/10.1051/mateconf/201818910012> .
- [14] Ikhwan, A., Yetri, M., Syahra, Y., Halim, J., Siahaan, A. P. U., Aryza, S., & Yacob, Y. M. (2018). A Novelty of Data Mining for Promoting Education based on FP-Growth Algorithm. *International Journal of Civil Engineering and Technology (IJCIET)*, 9(7). DOI: <https://doi.org/10.31227/osf.io/jpsfa> .
- [15] Wang, T., Hou, J., & Yu, Z. (2018). Analysis of Hierarchical and Time-phased Model of Large-scale Power Grid Based on Fp-growth Algorithm. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 192, 012031. DOI: <https://doi.org/10.1088/1755-1315/192/1/012031> .