

IMPLEMENTASI ALGORITMA APRIORI UNTUK ANALISA POLA FREKUENSI KERANJANG BELANJA PADA DATA PENJUALAN PRODUK TOKO MAHIRA

Donny Maulana¹⁾, Novita Sari²⁾

Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik
Universitas Pelita Bangsa
donny.maulana@pelitabangsa.ac.id

Disetujui, 30 Desember 2019

Abstrak

Dalam penelitian ini, dirumuskan masalah tentang bagaimana mengimplementasikan algoritma apriori dengan *association rules* atau yang biasa disebut dengan istilah *market basket analysis*, didefinisikan sebagai suatu *itemset* yang dibeli secara bersamaan oleh pelanggan dalam suatu transaksi dan alat yang ampuh untuk pelaksanaan strategi *cross-selling*. Metode ini dimulai dengan mencari sejumlah *frequent itemset* dan dilanjutkan dengan pembentukan aturan-aturan asosiasi (*association rules*). Algoritma Apriori adalah algoritma yang sangat populer untuk menemukan sejumlah *frequent itemset* dari data-data transaksi yang tersimpan dalam basis data. Dalam penelitian ini Algoritma Apriori digunakan untuk membantu menemukan sejumlah aturan asosiasi dari basis data transaksi penjualan pada Toko Mahira sehingga bisa diketahui *item-item* barang apa saja yang dibeli secara bersamaan, Hasil dari penelitian ini terbentuk aturan asosiasi dengan nilai *confidence* 100% berdasarkan parameter yang telah ditentukan yaitu *minimum support* 20% dan *minimum confidence* 50%, yaitu kombinasi item Sonice => Teh Gelas, Roma Sari => Teh Gelas, Yasmin=> Roma Sari, teh Gelas.

Kata kunci : Algoritma apriori, Aturan asosiasi, *Market basket analysis*

Abstract

In this research, it discusses the implementation of Apriori algorithm with Association rules or another term is market basket analysis, defined as an itemset purchased by a customer in a transaction and a powerful tool for the implementation of a cross-selling strategy. This method starts with finding a number of frequent itemset and continues with the formation of association rules (association rules). Apriori algorithm is a very popular algorithm to find a number of frequent itemset of transaction data stored in a database. In this research, Apriori algorithm is used to help find a number of association rules from the sales transaction database at the Mahira Store so that it can be known what items of goods are bought simultaneously, The results of this study formed the association rules with a value of 100% confidence based on predetermined parameters, namely a minimum support of 20% and a minimum confidence of 50%, namely a combination of Sonice => Teh Gelas, Roma Sari => Teh Gelas, Yasmin=> Roma Sari, teh Gelas.

Keywords : Apriori algorithm, Association rules, *Market basket analysis*

1. Pendahuluan

Perkembangan ekonomi pasar bebas yang sangat pesat dapat berpengaruh pada persaingan dunia bisnis perdagangan dan perkembangan teknologi informasi semakin membawa perusahaan pada tingkat persaingan yang semakin ketat. Dalam memenuhi tuntutan pelanggan yang semakin tinggi, dan untuk menghadapi hal tersebut pelaku bisnis dapat melakukan beberapa hal, yaitu dengan mengembangkan strategi bisnis yang lebih baik untuk meningkatkan target penjualan, selain untuk meningkatkan target penjualan strategi pemasaran dapat membantu meningkatkan kepuasan pelanggan, dan itu semua tidak terlepas dari peran teknologi informasi yang dapat menunjang *performance* perusahaan agar tetap memenuhi kebutuhan pasar dalam mengelola bisnis perdagangan dengan baik.

Begitu juga yang dilakukan oleh Toko Mahira yang bergerak di bidang ritel atau eceran yang sudah berdiri sejak tahun 1995 bertempat di Jln.Merdeka desa Negla kecamatan Losari kabupaten Brebes. Sebuah

tempat yang menjual segala macam barang dan makanan dimana pembeli mengambil sendiri barang yang dibutuhkan dari rak – rak toko dan membayarnya di meja kasir dengan format swalayan atau *minimarket*, toko ini selalu berusaha mewujudkan kepuasan bagi konsumen dengan menyediakan produk yang berkualitas, dengan pelayanan terbaik dalam suasana belanja yang menyenangkan, seiring dengan persaingan yang begitu ketat Toko Mahira dituntut untuk menerapkan strategi yang lebih baik untuk mempertahankan bisnis ritel tersebut agar tetap stabil.

Pengelola toko harus mengerti keinginan dan kenyamanan konsumen dalam berbelanja, terutama kemudahan dalam memilih barang belanjaan yang diinginkan oleh konsumen. Salah satunya adalah dengan melakukan pola tata letak barang, pengaturan tata letak barang dagangan di rak toko sangat mempengaruhi minat konsumen dalam berbelanja. Selama ini di Toko Mahira peletakan barang – barang di rak masih berdasarkan penggolongan yang berdasarkan pihak pengelola saja, untuk itu pengelola harus memiliki pola – pola pembelian yang dilakukan oleh konsumen untuk membantu Toko Mahira supaya dapat meningkatkan strategi penjualan. Data transaksi penjualan adalah salah satu hal yang bisa dimanfaatkan untuk suatu pengambilan keputusan bisnis, selama ini data transaksi hanya dibiarkan menumpuk sebagai arsip dan hanya dijadikan untuk pembuatan suatu laporan penjualan. Tidak ada analisis terhadap data penjualan mengenai pola pembelian pelanggan yang seharusnya dapat diolah kembali menjadi informasi yang bermanfaat.

Data Mining adalah suatu istilah yang digunakan untuk menguraikan penemuan pengetahuan didalam database. *Data mining* adalah proses yang menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan *machine learning* untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan pengetahuan terkait dari berbagai database besar. *Data mining* adalah suatu proses menemukan hubungan yang berarti, pola dan kecenderungan dengan memeriksa sekumpulan besar data yang tersimpan dalam penyimpanan menggunakan teknik pengenalan pola seperti teknik statistik dan matematika [1].

Salah satu metode yang seringkali digunakan dalam teknologi *data mining* adalah metode asosiasi atau *association rule mining*. Menurut (Kusrini, & Emha Taufiq Luthfi. 2009) Aturan asosiasi (*association rule*) adalah teknik data mining untuk menemukan aturan asosiatif antara suatu kombinasi data mining untuk menemukan aturan asosiatif antara suatu kombinasi item. Aturan asosiasi (*association rules*) atau analisis afinitas (*affinity analysis*) berkenaan dengan studi tentang ‘apa bersama apa’. Ini bisa berupa studi transaksi di supermarket, misalnya seseorang yang membeli susu bayi juga membeli sabun mandi. Di sini berarti susu bayi bersama dengan sabun mandi. Karena awalnya berasal dari studi tentang *database* transaksi konsumen untuk menentukan kebiasaan suatu produk dibeli bersama produk apa, maka aturan asosiasi juga sering dinamakan *market basket analysis* [2].

2. Tinjauan Studi

2.1 Association Rules

Aturan asosiasi (*association rules*) adalah teknik data mining untuk menemukan aturan asosiatif antara suatu kombinasi data mining untuk menemukan aturan asosiatif antara suatu kombinasi item. Aturan asosiasi (*association rules*) atau analisis afinitas (*affinity analysis*) berkenaan dengan studi tentang ‘apa bersama apa’. Ini bisa berupa studi transaksi di supermarket, misalnya seseorang yang membeli susu bayi juga membeli sabun mandi. Di sini berarti susu bayi bersama dengan sabun mandi. Karena awalnya berasal dari studi tentang database transaksi konsumen untuk menentukan kebiasaan suatu produk dibeli bersama produk apa, maka aturan asosiasi juga sering dinamakan *market basket analysis* [6].

Dalam menentukan suatu aturan asosiasi, terdapat suatu ukuran ketertarikan (*interestingness measure*) yang didapatkan dari hasil pengolahan data dengan data perhitungan tertentu. Pada umumnya terdapat dua ukuran ketertarikan dalam aturan asosiasi, yaitu:

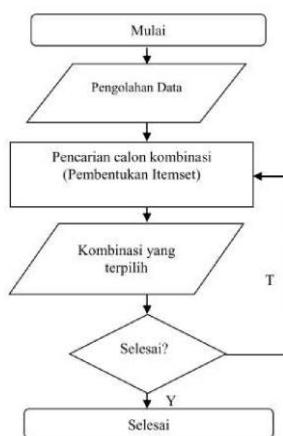
1. *Support*, adalah probabilitas konsumen membeli beberapa produk secara bersamaan dari jumlah seluruh transaksi (Yulita dan Moertini). Ukuran ini menentukan apakah suatu item/item set layak untuk dicari nilai confidence-nya (misal dari keseluruhan transaksi yang ada, seberapa besar tingkat dominasi yang menunjukkan bahwa item X dan Y dibeli secara bersamaan).
2. *Confidence* atau tingkat kepercayaan merupakan probabilitas kejadian beberapa produk yang dibeli bersamaan dimana salah satu produk sudah pasti dibeli (misal, seberapa sering item Y dibeli apabila konsumen membeli item X) (Yulita dan Moertini).

2.2 Algoritma Apriori

Algoritma apriori termasuk jenis aturan asosiasi pada data mining. selain apriori, yang termasuk, pada golongan ini adalah metode *Generalized Rule Induction* dan algoritma *hash based* atau *market basket analysis* Analisa asosiasi atau *association rules* adalah teknik *data mining* untuk menemukan aturan asosiatif antara suatu kombinasi item algoritma apriori yang bertujuan untuk menemukan *frequent itemsets* dijalankan pada sekumpulan data. Analisis apriori didefinisikan suatu proses untuk menemukan semua aturan apriori yang

memenuhi syarat *minimum* untuk *support* dan syarat untuk *confidence*.

Untuk melakukan proses pengolahan data transaksi maka perlu digambarkan tahapan kerja yang dapat dilakukan pada algoritma apriori seperti gambar berikut [3]:



Gambar 1. Flowchart Algoritma Apriori [11].

Adapun metodologi dasar analisis asosiasi adalah sebagai berikut [4]:

1. Analisis Pola Frekuensi Tinggi, Tahapan ini mencari kombinasi item yang memenuhi syarat minimum dari nilai *support* dalam database. Nilai *support* sebuah item diperoleh dengan rumus berikut:

$$Support(A) = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung A}}{\text{Total transaksi}} \times 100\%$$

Sedangkan nilai *support* dari dua item diperoleh dari rumus berikut:

$$Support(A, B) = \frac{\sum \text{transaksi mengandung A dan B}}{\sum \text{transaksi}} \times 100\%$$

2. Setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan, barulah dicari aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum untuk confidence dengan menghitung confidence aturan asosiatif “ jika A maka B “. Nilai *confidence* dari aturan “ jika A maka B “ diperoleh dari rumus berikut:

$$Confidence = P(A | B) = \frac{\sum \text{mengandung A dan B}}{\sum \text{mengandung B}} \times 100\%$$

Cara algoritma ini bekerja adalah algoritma akan menghasilkan kandidat baru dari *k-itemset* dari *frequent itemset* pada langkah sebelumnya dan menghitung nilai *support k-itemset* tersebut. Itemset yang memiliki nilai *support* di bawah dari *minsup* akan dihapus. Algoritma berhenti ketika tidak ada lagi *frequent itemset* baru yang dihasilkan [5].

Kedua, dari hasil *frequent itemset* tersebut, langkah selanjutnya dihitung *minconf* mengikuti rumus sesuai yang telah ditentukan. Tidak perlu dilihat lagi, karena *generate frequent itemset* didapatkan dari melihat *minsup*-nya. Bila *rule* yang didapatkan memenuhi batasan yang ditentukan dan batasan itu tinggi, maka *rule* tersebut tergolong *strong rules*[10].

Hasil dari algoritma ini dapat digunakan untuk membantu dalam pengambilan keputusan pihak manajemen. Algoritma apriori melakukan pendekatan iteratif yang dikenal dengan pencarian *level-wise*, dimana *k-itemset* digunakan untuk mengeksplorasi atau menemukan $(k+1)$ - *itemset*. Oleh karena itu, algoritma apriori dibagi menjadi beberapa tahap yang disebut iterasi. Tiap iterasi menghasilkan pola frekuensi tinggi dengan panjang yang sama dimulai dari iterasi pertama yang menghasilkan pola frekuensi tinggi dengan panjang satu. Di iterasi pertama ini, *support* dari setiap item dihitung dengan men-*scan database*. Setelah *support* dari setiap *item* didapat, *item* yang memiliki *support* diatas *minimum support* dipilih sebagai pola frekuensi tinggi dengan panjang 1 atau sering disebut *large 1-itemset* atau disingkat L1.

Iterasi kedua menghasilkan *2-itemset* yang tiap set-nya memiliki dua item. Pertama dibuat kandidat *2-itemset* atau disingkat C2 dari kombinasi semua *1-itemset*. Lalu untuk tiap kandidat *2-itemset* ini dihitung *support*-nya dengan men-*scan database*. *Support* disini artinya jumlah transaksi dalam database yang

mengandung kedua item dalam C2. Setelah *support* dari semua C2 didapatkan, C2 yang memenuhi syarat *minimum support* dapat ditetapkan sebagai 2-itemset yang juga merupakan pola frekuensi tinggi dengan panjang 2 atau *large 2-item set* (L2). Untuk selanjutnya pada iterasi ke-k dapat dibagi lagi menjadi beberapa bagian:

1. Pembentukan kandidat *itemset*, Kandidat k- itemset (Ck) dibentuk dari kombinasi (k-1) -*itemset* yang didapat dari iterasi sebelumnya. Hal ini disebut juga dengan proses *join*. Setelah proses *join* dilakukan, selanjutnya proses *prune* yang bertujuan untuk menghasilkan Lk. Proses *prune* merupakan proses pemangkasan kandidat k- *itemset* yang subset-nya yang berisi (k-1)- item yang tidak termasuk dalam pola frekuensi tinggi dengan panjang k-1.
2. Tetapkan pola frekuensi tinggi. Pola frekuensi tinggi yang memuat k-item atau k-itemset yang ditetapkan dari kandidat k-itemset yang *support*- nya lebih besar dari *minimum support*. Bila tidak didapat pola frekuensi tinggi baru maka seluruh proses dihentikan. Bila tidak, maka k ditambah satu dan kembali ke bagian 1 [6]

3. Metodologi Penelitian

3.1 Tahapan Penelitian *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM)

Pada dasarnya proses dalam data mining dibutuhkan sebuah metode dalam mengelola data. CRISP-DM merupakan singkatan dari Cross- Industry Standard Process Model for Data Mining. Dimana metode ini menjelaskan tentang 6 tahap dalam proses data mining. Tahapan tersebut diantaranya :

1. Fase Pemahaman Bisnis
Tujuan dari penelitian ini yaitu mencari keterkaitan antar barang yang sering dibeli oleh pelanggan Toko Mahira secara bersamaan, untuk mempermudah mengatur stok barang. Pada tahap awal peneliti mencari dataset dengan mengetahui struk belanja konsumen di Toko Mahira pada bulan Mei 2019 sampai bulan Juni 2019.
2. Fase Pemahaman Data
Sumber data yang digunakan pada penelitian ini adalah data primer yang diperoleh langsung dari struk belanja pelanggan Toko Mahira pada bulan Mei 2019 sampai bulan Juni 2019.

Tabel 1. Transaksi Penjualan Toko Mahira

No	Tgl	Kode	Nama	Qty
1	05/01/2019	1711083	ROTI CRS 1000	5
2	05/01/2019	8992775000663	GERY SNACK N SEREAL BANTAL KEJU 30G	2
3	05/01/2019	8993172995477	SIMBA CHOCO CHIPS	5
4	05/01/2019	044 094.2	FULO SEMUA RASA RP.500	2
5	05/01/2019	007 760.1	KERTAS NASI CAP GAJAH	4
6	05/01/2019	027 003.1	CHOKI2 20G	1
7	05/01/2019	044 047.1	GERY CHOCOLAT OS RP.500	1
8	05/01/2019	024 019.1	TOLAK ANGI CR15ML	1
9	05/01/2019	015 172.1	YASMIN GELAS	1
10	05/01/2019	8998866820257	WAKU WAKU CHEWY GRAPE 50ML	3
11	05/01/2019	8998866820172	WAKU WAKU HAPPY SODA	2
12	05/01/2019	044 047.1	GERY CHOCOLAT OS RP.500	4
13	05/01/2019	8886008101336	AQUA 330ML	3
14	05/01/2019	1706046	LE MINERAL330ML	3

3.2 Fase Pengolahan Data

Dari data transaksi yang ada, tidak semua yang diolah. Pada penelitian ini data yang digunakan hanya transaksi yang lebih dari 1 jenis barang, bukan berapa jumlah barang yang dibeli karena yang dicari adalah keterkaitan barang.

4. Hasil Penelitian Dan Pembahasan

Data transaksi penjualan adalah salah satu hal yang bisa dimanfaatkan untuk suatu pengambilan keputusan bisnis, selama ini data transaksi hanya dibiarkan menumpuk sebagai arsip dan hanya dijadikan untuk pembuatan suatu laporan penjualan.

- **Pola Transaksi Penjualan pada Toko Mahira**

Tabel 2. Pola Transaksi Toko Mahira

No	Transaksi
1	Roti Crs 1000, Gery Snack, Simba Choco, Fulo, Chok2 20g, Gery Choculator Rp.500
2	Gery Choculator Rp.500, Tolak Angin Cr15ml, Yasmin Gelas, Superstar 30gr, Roti Crs 1000
3	Yasmin Gelas, Teh Gelas 180ml, Sonice Sapi Ktl, Roma Sari Gandum Sanwakti 2000
4	Roti Crs 1000, Teh Gelas 180ml, Nabati Pasta Mjju Dan Coklat
5	Roti Crs 1000, Gery Choculator Rp.500, Teh Gelas 180ml
6	Gery Snack, Fulo Semua Rasa Rp.500, Gery Choculator Rp.500, Superstar 30gr, Teh Gelas 180ml, Roma Sari Gandum
7	Teh Gelas 180ml, Sonice Sapi Ktl
8	Fulo, Teh Gelas 180ml, Sonice Sapi Ktl
9	Roti Crs 1000, Yasmin Gelas, Teh Gelas 180ml, Roma Sari Gandum
10	Roti Crs 1000, Yasmin Gelas, Teh Gelas 180ml, Sonice Sapi Ktl, Frestwa, Garuda Rosta Original Mlg
11	Roti Crs 1000, Simba Choco, Teh Gelas 180ml

- **Pembuatan Format Tabular**

Berdasarkan data transaksi bulanan bila dibentuk format tabular data transaksi bulanan tampak seperti berikut ini:

Tabel 3. Format Tabular

No	Roti	Gery S	Simba	Fulo	Chok2	Gery C	Tolak Angin	Yasmin Gelas	Superstar	Teh Gelas	Sonice	Nabati	Frestwa	Roma	Gandum
1	1	1	1	1	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	1	0
4	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0
5	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0
6	0	1	0	1	0	1	0	0	1	1	0	0	0	1	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0
8	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0
9	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0
10	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	1	0	1
11	1	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0

- **Analisa Pola Frekuensi Tinggi Pembentukan 1 Itemset**

Minimum support yang ditentukan adalah 20%, maka item-item yang memiliki nilai support kurang dari 20% dihilangkan. Large itemset 1 (L1) yang dihasilkan yaitu:

Tabel 4. K-1 Itemset

Itemset	Total transaksi	Support %
Roti Crs 1000	7	63,63%
Fulo	3	27,27%
Gery C	4	36,36%
Yasmin Gelas	4	36,36%
Teh Gelas	9	81,81%
Sonice	4	36,36%
Roma	3	27,27%

Kombinasi 2 *itemset*
 Dengan rumus sebagai berikut:

$$Support(A, B) = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung A, B}}{\text{Total transaksi}} \times 100\%$$

Berikut merupakan perhitungan pembentukan 2 *itemset*:

$$Support(\text{Roti, Teh Gelas}) = \frac{5}{11} \times 100\% = 45,45\%$$

Minimum support yang ditentukan adalah 20%, maka *item-item* yang memiliki nilai *support* kurang dari 20% dihilangkan. *Large itemset* 2 (L2) yang dihasilkan yaitu:

Tabel 5. K-2 Itemset

No	Itemset	Total Transaksi	Support%
1	Roti Crs 1000, Teh Gelas	5	45,45%
2	Roti Crs 1000, Yasin Gelas	3	27,27%
3	Yasin Gelas, Teh Gelas	3	27,27%
4	Yasin Gelas, Sonice	3	27,27%
5	Teh Gelas, Sonice	4	36,36%
6	Teh Gelas, Roma Sari	3	27,27%

Pada tahap pencarian kandidat 3 *itemset*, perhitungannya diambil dari kombinasi 3 part hasil dari kandidat 2 *itemsets*. Tiga kombinasi item dihitung jumlahnya sesuai dengan data transaksi yang memenuhi *minimum support*. Apabila dalam satu transaksi terdapat 3 kombinasi *itemset* yang dibeli maka dihitung 1 dan apabila dalam satu transaksi tidak terdapat 3 kombinasi *itemset* yang dibeli maka dihitung 0.

Berikut merupakan perhitungan pembentukan *Minimal Confidence* 50%:

Tabel 6. Hasil Perhitungan Confidence

No	Asosiasi	Support antecedent%	Support item%	Confidence%
1	Roti Crs 1000=> Teh Gelas	45,45	81,81	71,42
2	Teh Gelas => Roti Crs 1000	45,45	81,81	55,55
3	Roti Crs 1000 => Yasin Gelas	27,27	81,81	42,85
4	Yasin Gelas => Roti Crs 1000	27,27	36,36	75
5	Yasin Gelas => Teh Gelas	27,27	36,36	75
6	Teh Gelas => Yasin Gelas	27,27	81,81	85,35
7	Yasin Gelas => Sonice	27,27	36,36	75
8	Sonice => Yasin Gelas	27,27	36,36	75
9	Teh Gelas => Sonice	36,36	81,81	44,44
10	Sonice => Teh Gelas	36,36	36,36	100
11	Teh Gelas => Roma Sari	27,27	81,81	35,35
12	Roma Sari => Teh Gelas	27,27	27,27	100
13	Roti Crs 1000 => Teh Gelas, Yasin	27,27	81,81	42,85
14	Yasin=> Roti Crs 1000, teh Gelas	27,27	36,36	75

Minimum Confidence yang ditentukan adalah 50% maka *item* yang kurang dari 50% dihilangkan.

Tabel 7. Aturan Asosiasi Yang Berlaku

No	Itemset	Support antecedent%	Support item%	Confidence%
1	Roti Crs 1000=> Teh Gelas	45,45	81,81	71,42
2	Teh Gelas => Roti Crs 1000	45,45	81,81	55,55
3	Yasin Gelas => Roti Crs 1000	27,27	36,36	75
4	Yasin Gelas => Teh Gelas	27,27	36,36	75
5	Yasin Gelas => Sonice	27,27	36,36	75
6	Sonice => Yasin Gelas	27,27	36,36	75
7	Sonice => Teh Gelas	36,36	36,36	100
8	Roma Sari => Teh Gelas	27,27	27,27	100
9	Yasin=> Roti Crs 1000, teh Gelas	27,27	36,36	75

Hasilnya adalah terbentuk 9 aturan asosiasi hasil proses berdasarkan parameter yang telah ditentukan yaitu *minimum support* 20% dan *minimum confidence* 50%. Pada salah satu aturan yang terbentuk, misalnya aturan:” Sonice=>Teh Gelas” dengan nilai *confidence* 100% dari konsumen yang membeli “Sonice” juga membeli “Teh Gelas”.

- Pengolahan Data dengan Rapidminer

Pada tahap ini metode data *mining* diterapkan untuk menemukan pengetahuan tersembunyi dan berharga dari data. Metode yang digunakan adalah klasifikasi dengan algoritma apriori. Berikut penerapan algoritma apriori memakai *tool Rapidminer*.

Pilih *new process* dan *blank* untuk memulai proses pengolahan data baru, selanjutnya pada tampilan proses, *drag* dataset tabular pada folder data ke tampilan proses. Pada menu *operator* cari *numerical binomial*, *Pf-Growth* dan *create association rule drag* ke tampilan Proses dan koneksikan antar perintah pada *rapidminer*:



Gambar 2. Tampilan Proses Koneksi

Setelah proses koneksi antar perintah aturan asosiasi pada rapidminer, maka tampilannya adalah sebagai berikut:

No	Aturan	Confidence	Support	LeftSide	RightSide
1	[SNIK] =>	0,75	445	[SNIK]	[SNIK]
2	[HAMBURGELAS] =>	0,75	421	[HAMBURGELAS]	[HAMBURGELAS]
3	[HAMBURGELAS] =>	0,75	421	[HAMBURGELAS]	[SNIK]
4	[HAMBURGELAS] =>	0,75	421	[HAMBURGELAS]	[SNIK]
5	[SONIC] =>	0,75	421	[SONIC]	[SONIC]
6	[FULO] =>	0,75	421	[FULO]	[FULO]
7	[SONIC] =>	0,75	421	[SONIC]	[SNIK]
8	[FULO] =>	0,75	421	[FULO]	[SNIK]
9	[FULO] =>	0,75	421	[FULO]	[SNIK]
10	[HAMBURGELAS, SONIC] =>	0,75	421	[HAMBURGELAS, SONIC]	[HAMBURGELAS, SONIC]
11	[HAMBURGELAS, SONIC] =>	0,75	421	[HAMBURGELAS, SONIC]	[SNIK]
12	[HAMBURGELAS, SONIC] =>	0,75	421	[HAMBURGELAS, SONIC]	[SNIK]
13	[HAMBURGELAS, SONIC] =>	0,75	421	[HAMBURGELAS, SONIC]	[SNIK]
14	[HAMBURGELAS, SONIC] =>	0,75	421	[HAMBURGELAS, SONIC]	[SNIK]

Gambar 3. Tampilan Proses Koneksi

Berikut ini adalah tampilan hasil proses aturan asosiasi yang terbentuk

Association Rules
[GERY C] --> [TEH GELAS] (confidence: 0.100)
[NOTI] --> [YASMIN GELAS] (confidence: 0.100)
[GERY C] --> [NOTI] (confidence: 0.500)
[GERY C] --> [YASMIN GELAS] (confidence: 0.500)
[GERY C] --> [FULO] (confidence: 0.500)
[GERY C] --> [SUPERSTAR] (confidence: 0.300)
[GERY C] --> [GERY S] (confidence: 0.500)
[TEH GELAS, SONICE] --> [YASMIN GELAS] (confidence: 0.100)
[GERY C] --> [FULO, GERY S] (confidence: 0.100)
[TEH GELAS] --> [NOTI] (confidence: 0.100)
[YASMIN GELAS] --> [TEH GELAS] (confidence: 0.100)
[YASMIN GELAS] --> [NOTI] (confidence: 0.100)
[YASMIN GELAS] --> [SONICE] (confidence: 0.100)
[SONICE] --> [YASMIN GELAS] (confidence: 0.100)
[FULO] --> [TEH GELAS] (confidence: 0.100)
[SONA] --> [YASMIN GELAS] (confidence: 0.100)
[FULO] --> [SONICE] (confidence: 0.100)
[FULO] --> [GERY C] (confidence: 0.100)
[FULO] --> [GERY S] (confidence: 0.100)
[TEH GELAS, YASMIN GELAS] --> [NOTI] (confidence: 0.100)
[NOTI, YASMIN GELAS] --> [TEH GELAS] (confidence: 0.100)
[TEH GELAS, YASMIN GELAS] --> [SONICE] (confidence: 0.100)
[YASMIN GELAS, SONICE] --> [TEH GELAS] (confidence: 0.100)
[TEH GELAS, YASMIN GELAS] --> [SONA] (confidence: 0.100)
[SONA] --> [TEH GELAS, YASMIN GELAS] (confidence: 0.100)

Gambar 3. Tampilan Proses Aturan Asosiasi

5. Kesimpulan

Keputusan untuk pencarian pola frekuensi hubungan antar satu atau lebih *item* dalam suatu *dataset*

yang diharapkan dapat menjadi solusi permasalahan pada toko atau swalayan saat ini untuk melihat produk yang sering dibeli dan membantu karyawan dalam tata letak barang dan kombinasi barang.

Daftar Pustaka

- [1] B. R. B. Purba, N. A. Hasibuan, G. L. Ginting, and S. Suginam, "Implementasi Algoritma Apriori Untuk Mencari Relasi Pada Transaksi Pembelian Alat-Alat Kesehatan," *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 5, no. 3, pp. 269–277, 2018.
- [2] H. Desmon Hutahaean, B. Sinaga, and A. A. Rajagukguk, "Produk (Studi Kasus : Apotik Diory Farma)," *Pelita Nusant. Medan Jl. Iskandar Muda*, vol. 1, no. 1, pp. 7–13, 2016.
- [3] R. Yanto and R. Khoiriah, "Implementasi Data Mining dengan Metode Algoritma Apriori dalam Menentukan Pola Pembelian Obat," *Creat. Inf. Technol. J.*, vol. 2, no. 2, p. 102, 2015.
- [4] E. Elisa, "Market Basket Analysis Pada Mini Market Ayu Dengan Algoritma Apriori," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 2, no. 2, pp. 472–478, 2018.
- [5] N. Wandu, R. A. Hendrawan, and A. Mukhlason, "Pengembangan Sistem Rekomendasi Penelusuran Buku dengan Penggalan Association Rule Menggunakan Algoritma Apriori," *J. Tek. ITS*, vol. 1, pp. 1–5, 2012.
- [6] Amrin, "Data Mining Dengan Algoritma Apriori untuk Penentuan Aturan Asosiasi Pola Pembelian Pupuk," *Paradigma*, vol. XIX, no. 1, pp. 74–79, 2017.