

Analisa Dataset Asosiasi Penjualan Menggunakan Metode FP-Growth

Agus Muhamad Andika^{1*}, Nana Suarna², Raditya Danar Dana³

^{1,2}Program Studi Teknik Informatika, STMIK IKMI Cirebon, Indonesia

³Program Manajemen Informatika, STMIK IKMI Cirebon, Indonesia

Email: ^{1*}agusa424@gmail.com, ²nana.ikmi@gmail.com, ³radith_danar@yahoo.com

Email Corresponding Author: agusa424@gmail.com

Abstrak—Dalam era globalisasi ini, industri ritel mengalami perkembangan yang pesat. Salah satu sektor penting dalam industri ritel adalah penjualan barang, yang merupakan kebutuhan bagi masyarakat. Dengan jumlah transaksi yang tinggi, data penjualan menjadi sumber berharga untuk menggali informasi dan pola yang dapat meningkatkan efisiensi bisnis. **Masalah** dalam konteks ini, identifikasi pola asosiasi dalam data penjualan barang menjadi penting. Pola-pola ini dapat mengungkapkan hubungan dan ketergantungan antara berbagai produk yang dibeli konsumen. Namun, kompleksitas data yang tinggi dan jumlah transaksi yang besar membuat penggunaan metode analisis yang efisien dan akurat menjadi suatu tantangan. **Tujuan** penelitian ini untuk menerapkan metode Fp-Growth (*Frequent Pattern Growth*) dalam analisis penjualan barang guna mengidentifikasi pola asosiasi yang signifikan. Dengan menganalisis data penjualan, tujuan utama adalah menemukan kombinasi produk yang kemungkinan sering dibeli bersama oleh konsumen. Hasil dari analisis ini diharapkan dapat memberikan wawasan baru kepada pemilik toko atau pengecer dalam merencanakan strategi stok, promosi, dan penempatan produk yang lebih efektif. **Metode** menggunakan algoritma Fp-Growth dipilih karena kemampuannya dalam mengatasi kompleksitas analisis asosiasi pada dataset besar. Metode ini mengidentifikasi pola asosiasi dengan menghasilkan itemset yang sering muncul bersama dalam transaksi, yang menggambarkan frekuensi kemunculan itemset, serta ekstraksi pola asosiasi berdasarkan struktur tersebut. **Hasil** yang diperoleh dengan analisis menggunakan metode Fp-Growth dapat menghasilkan nilai confidence sebesar 0.97 artinya dapat memberikan pandangan baru mengenai perilaku pembelian konsumen. Pola-pola ini dapat digunakan untuk mengoptimalkan strategi penjualan, seperti penempatan produk di rak yang sesuai atau penawaran yang lebih menarik bagi konsumen.

Kata Kunci: Analisa, Asosiasi Penjualan, Algoritma, Fp Growth

Abstract—In this era of globalization, the retail industry is experiencing rapid development. One of the crucial sectors within the retail industry is the sale of goods, which is a necessity for the community. With a high volume of transactions, sales data becomes a valuable source for extracting information and patterns that can enhance business efficiency. The issue in this context is the identification of association patterns within sales data, which becomes essential. These patterns can reveal relationships and dependencies among various products purchased by consumers. However, the high complexity of data and the large number of transactions make the use of efficient and accurate analytical methods a challenge. The objective of this research is to implement the Fp-Growth (*Frequent Pattern Growth*) method in the analysis of merchandise sales to identify significant association patterns. By analyzing sales data, the main goal is to discover combinations of products that are likely to be frequently purchased together by consumers. The results of this analysis are expected to provide new insights to store owners or retailers in planning more effective stock strategies, promotions, and product placements. The method using the Fp-Growth algorithm was chosen because of its ability to handle the complexity of association analysis in large datasets. This method identifies association patterns by generating frequently occurring itemsets in transactions, which depict the frequency of itemset occurrences, and extracts association patterns based on this structure. The results obtained through the analysis using the Fp-Growth method can yield a confidence value of 0.97, meaning it can offer new insights into consumer purchasing behavior. These patterns can be used to optimize sales strategies, such as placing products on appropriate shelves or offering more attractive deals to consumers.

Keywords: Analysis, Sales Association, Algorithm, FP-Growth

1. PENDAHULUAN

Menurut Lutfiyatul Ulfa, Syaifur Rahmatullah, Irmawati, yang berjudul “Analisa Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Algoritma Fp-Growth Pada Nusa Ricebowl & Burger” dalam kajiannya menyimpulkan bahwa Berdasarkan hasil pembahasan maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut: 1) Hasil keseluruhan yang didapat pada data sampel penjualan diperoleh 22 rule yang terdiri dari 2 rule asosiasi yang memenuhi support 20% dan 2 rule yang memenuhi confidence 30%. 2) Dari 110 data transaksi dapat disimpulkan bahwa menu Nusa Dua dan Aqua adalah yang paling sering dibeli konsumen secara bersamaan. 3) Dari rule yang telah menghasilkan informasi baru tentang pola pembelian konsumen. Dari hasil yang di dapatkan Algoritma FP-Growth bisa digunakan untuk membantu pemilik toko untuk melihat pola pembelian konsumen untuk keputusan persediaan stok bahan menu dan memberikan rekomendasi menu paket makan terhadap pola pembelian yang memiliki nilai confidence tertinggi (Foezi Arisandi¹, Kristanto², Christina Juliane³, 2023). Menurut Subagja Putra Pratama yang berjudul “Analisa Data Mining Asosiasi Fp-Growth Pada Penjualan

Produk Di Toko Ritel Agung” dalam kajiannya menyimpulkan bahwa 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 (Subagja Putra Pratama, 2023).

Menurut Lutfiyatul Ulfa, dkk yang berjudul “Analisa Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Algoritma Fp-Growth Pada Nusa Ricebowl & Burger.” dalam kajiannya menyimpulkan bahwa Analisis untuk penempatan barang pada Toko Surya Desa Pudak yaitu bisa digunakan untuk penyusunan barang, mengatur letak penempatan barang dan mempermudah penyusunan stok barang, Penerapan algoritma apriori pada penempatan barang pada Toko Surya Desa Pudak yaitu menggunakan data transaksi pada bulan April, Mei, Juni, Juli, Agustus dan September. Dengan menggunakan Algoritma Apriori menghasilkan Market Basket Analysis antar item dengan item yang dibeli dan hubungan tersebut menghasilkan rule kesamaan barang (Lutfiyatul Ulfa 1, Syaifur Rahmatullah 2, Irmawati 3, 2023).

Menurut Fandi Achmad, dkk yang berjudul “Analisa Pola Transaksi Pembelian Konsumen Pada Toko Ritel Kesehatan Menggunakan Algoritma Fp-Growth” dalam kajiannya menyimpulkan bahwa Dari hasil pembahasan yang telah diperoleh, kesimpulan yang dapat diambil selama penelitian sebagai berikut: 1. Data Mining dengan Algoritma FP-Growth dapat diimplementasikan dengan menggunakan database stok barang warung karena dapat menemukan pola kombinasi itemsets. Sehingga nanti dapat membantu mengembangkan strategi stok barang warung. 2. Algoritma FP-Growth dapat dimanfaatkan dalam proses penjualan, dengan memberikan hubungan antar data penjualan, dalam hal ini adalah produk yang dibeli sehingga dapat memanfaatkan informasi tersebut untuk mengambil tindakan bisnis yang sesuai, informasi ini dapat menjadi bahan pertimbangan untuk menentukan strategi penjualan selanjutnya (Fandi Achmad 1, Odi Nurdiawan 2, Yudhistira Arie Wijaya 3, 2023).

Menurut Ariyanti, dkk yang berjudul “Analisa Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Algoritma Fp-Growth Pada Nusa Ricebowl & Burger” dalam kajiannya menyimpulkan bahwa Secara keseluruhan dari data sample transaksi penjualan diperoleh 155 Rule dari 101 rule asosiasi yang memenuhi support dengan ambang batas 50%, Dari rule yang diperoleh didapatkan sebuah informasi baru tentang pola pembelian konsumen. Dan juga bisa digunakan untuk menentukan keputusan persediaan barang dan memberikan paket diskon terhadap pola pembelian produk yang memiliki nilai confidence tinggi sedangkan support yang kecil., Dengan Algoritma fp-growth dapat membantu perusahaan memantau stok barang yang sering dibeli oleh konsumen sehingga tidak akan terjadi kelangkaan pasokan atau kehabisan (Ariyanti 1, Jasmir 2, Silvia Rianti Agustini 3, 2022).

2. KERANGKA TEORI

2.1 Algoritma FG-Growth

Algoritma FP-Growth telah menemukan aturan asosiasi lebih banyak dan proses lebih cepat dibandingkan Apriori (Annisa Siti Habibah 1, Arip Solehudin 2, Aji Primajaya 3, 2022). FP-Growth adalah salah satu alternatif algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (frequent itemset) dalam sebuah kumpulan data (Rangga Yogasuwara*, Ferdiansyah, Andri, Linda Atika, 2022).

2.2 Asosiasi (Apriori)

Salah satu tahap analisis asosiasi yang menarik perhatian banyak peneliti untuk menghasilkan algoritma yang efisien adalah analisis pola frekuensi tinggi (frequent pattern mining). Penting tidaknya suatu asosiasi dapat diketahui dengan dua tolak ukur, yaitu: support dan confidence. Support (nilai penunjang) adalah persentase kombinasi item tersebut dalam database, sedangkan confidence (nilai kepastian) adalah kuatnya hubungan antar-item dalam aturan asosiasi. Algoritma apriori dapat membantu untuk pengembangan strategi pemasaran (Alexander Radityo Wibowo 1, Arief Jananto 2, 2020).

2.3 Data Mining

Data mining merupakan analisis dari peninjauan kumpulan data untuk menemukan hubungan yang tidak diduga dan meringkas data dengan cara berbeda dengan cara yang berbeda dengan sebelumnya, yang dapat dipahami dan bermanfaat bagi pemilik data. Data mining merupakan bidang dari beberapa bidang keilmuan yang menyatukan teknik dari pembelajaran mesin, pengenalan pola, statistic, database, dan visualisasi untuk penanganan permasalahan pengambilan informasi dari database yang besar (Sindhya Genjang Setyorini 1, Mustakim 2, Jeni Adhiva 3, Shinta Ayunda Putri 4, 2020).

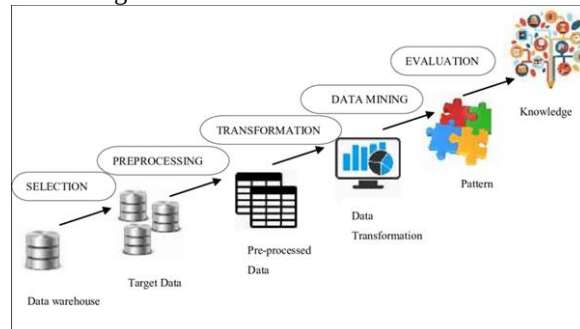
3. METODE PENELITIAN

Metode penelitian ini dalam menyusun skripsi menggunakan *Metode naïve bayes*. Penelitian dapat diartikan sebagai kegiatan yang dilakukan secara sistematis untuk mengumpulkan, mengolah, dan menyimpulkan data dengan menggunakan metode/teknik tertentu guna mencari jawaban atas permasalahan yang dihadapi dalam

penelitian kepustakaan. Dalam metode penelitian ini terdapat beberapa tahapan yang diuraikan berikut dibawah ini (Bekri Murdianto1, Arief Jananto2, 2023)

3.1 Teknik Analis Data

Adapun untuk menganalisis data dalam penerapan data mining ini menggunakan proses tahapan *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) yang terdiri dari, *Data Cleaning*, *Data transformation*, *Data mining*, *Pattern evolution*, *knowledge*, seperti terlihat gambar 1:



Gambar 1. Knowledge Discovery in Databases (KDD)

Penjelasan dari KDD adalah:

a. *Selection*

Untuk membaca dataset dalam bentuk *file excel*, menggunakan operator *Read Excel* bersumber dari Kaggle. Data yang digunakan pada penelitian ini ialah sebanyak 222 record dataset.

b. *Preprocessing*

Proses *cleansing* atau pembersihan data yang *missing* atau memiliki nilai yang tidak konsisten pada langkah *preprocessing*. Sebelum melakukan proses ini, dilakukan analisa terlebih dahulu apakah dataset memiliki nilai *missing* atau tidak serta memiliki data yang konsisten atau tidak.

c. *Data transformation*

adalah proses transformasi pada data yang telah dipilih, sehingga data tersebut sesuai untuk proses *data mining*. Pada langkah transformation dilakukan untuk data bertipe *polynomial* menjadi numerik agar data dapat diolah berdasarkan jarak. Untuk mengubah data bertipe *polynomial* menjadi numerik menggunakan operator *Nominal to Numerical*.

d. *Data mining*

Data mining adalah proses mengeksplorasi dan menganalisa data dalam jumlah yang besar yang bertujuan untuk menemukan suatu pola atau informasi yang menarik dari data yang tersimpan dalam jumlah yang besar dengan menggunakan teknik atau metode tertentu. Teknik, metode, atau algoritma yang tepat sangat bergantung pada tujuan dan proses *knowledge discovery in databases* (KDD) secara keseluruhan. Tahap ini merupakan inti dari tahapan *knowledge discovery in databases* (KDD) yang dilakukan untuk menganalisis data yang telah dibersihkan.

e. *Evaluation*

Penerjemah alur yang dihasilkan dari data mining, alur informasi yang dihasilkan dari proses perlu ditampilkan dalam bentuk yang mudah dimengerti oleh pihak yang berkepentingan. Proses ini merupakan proses KDD yang mencakup pemeriksaan apakah alur atau informasi yang ditemukan bertentangan dengan fakta atau hipotesa yang ada pada sebelumnya (Kukuh Truna Wijaya1*, Irfan Pratama2, 2022).

4. HASIL

4.1 Hasil Penelitian

Hasil penelitian yang dilakukan dalam pembahasan ini yaitu akan menguraikan proses bagaimana mengelompokkan atau clusterisasi dataset penjualan barang dengan menggunakan *Algoritma apriori*. penelitian ini dilaksanakan dengan proses pengujian machine learning yaitu *Software RapidMiner Studio*.

4.2 Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah dataset barang sebanyak 222 record dan terdiri 15 atribut. Dataset tersebut bersumber dari *Repository Kaggle.go.id* dengan situs publik <https://Kaggle.com> Hasil penelusuran Data tersebut dalam bentuk dokumen *soft file format file csv*. **Data** dalam bentuk file excel yang bernama penjualan diperoleh dari Data publik <https://Kaggle.com> Jumlah record sebanyak 222 record, terdiri dari 15 atribut seperti tampak pada tabel 1 dibawah ini.

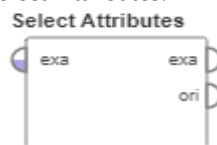
4.3 PEMBAHASAN

Operator yang digunakan secara default. Dari hasil pembacaan Read CSV didapatkan informasi sebagai berikut.

Tabel 1. Atribut

No.	Nama Atribut	Jenis Data	Missing
1	no	Integer	0
2	tanggal	Data-time	0
3	nama toko	Nominal	0
4	pembelian	Nominal	0
5	jumlah	Integer	0
6	total	Integer	0
7	asal	Nominal	0
8	latitude	Real	0
9	longtitue	Real	0
10	asal negara	Nominal	0
11	benua	Nominal	0
12	provinsi	Nominal	0
13	id	Nominal	0
14	point	Nominal	0
15	lokasi	Nominal	0

Dan dataset tersebut memiliki 15 regular atribut dan 222 record. Selanjutnya menentukan atribut yang akan digunakan dengan menggunakan operator Select Attributes.

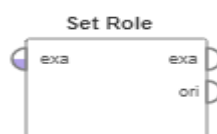


Gambar 1. Operator Select Attributes

Operator ini memilih subset Atribut dari ExampleSet dan menghapus Atribut lainnya. Operator menyediakan berbagai jenis filter untuk memudahkan pemilihan Atribut. Kemungkinannya misalnya: Pemilihan Atribut secara langsung. Seleksi dengan ekspresi reguler atau hanya memilih Atribut tanpa nilai yang hilang. Lihat jenis filter atribut parameter untuk penjelasan rinci tentang berbagai jenis filter. Parameter yang digunakan pada operator ini:

Tabel 2. Parameter

No.	Parameter	Value
1	type	include attributes
2	attribute filter type	a subset
3	select subset	select attributes:
		nama toko
		pembelian



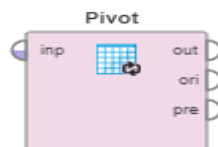
Gambar 2. Operator Set Role

Operator ini digunakan untuk mengubah peran satu atau lebih Atribut. Peran Atribut menjelaskan bagaimana Operator lain menangani Atribut ini. Peran default adalah reguler, peran lainnya diklasifikasikan sebagai khusus. Sebuah ExampleSet dapat memiliki banyak Atribut khusus, namun setiap peran khusus hanya dapat muncul satu kali. Jika peran khusus ditetapkan ke lebih dari satu Atribut, semua peran akan diubah menjadi peran biasa kecuali Atribut terakhir. Parameter yang digunakan pada operator ini:

Tabel 3. Atribut Terakhir

No.	Parameter	Value
1	set roles	Edit List
2		attribute name: nama toko
		target role: id

Dataset tersebut memiliki 1 special attribute, 1 regular attribute dan 222record. Dataset perlu dilakukan perhitungan jumlah dari setiap atribut pembelian pada masing-masing nama toko di atribut nama toko dengan menggunakan operator Pivot.



Gambar 4. Operator Pivot

Operator Pivot membuat tabel pivot, merangkum data dalam tabel yang lebih besar dengan mengatur ulang ke dalam kelompok dan menghitung jumlah, rata-rata, atau statistik lainnya untuk setiap kelompok.

Parameter yang digunakan pada operator ini:

Tabel 5. Parameter yang digunakan

No.	Parameter	Value
1	group by attributes	Select attributes
		nama toko
2	column grouping attributes	pembelian
3	aggregation attributes	Edit List
		pembelian : count

Dataset tersebut memiliki 1 special attribute, 5 regular attribute dan 98record. Karena terdapat penambahan atribut baru, maka perlu data tersebut harus disimpan agar selanjutnya dapat dioleh lebih optimal dengan menggunakan operator Store.



Gambar 3. Operator Store

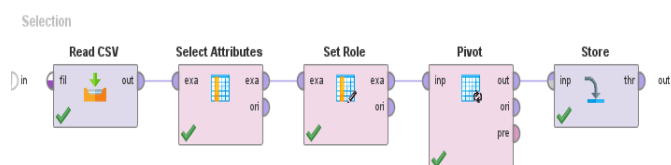
Operator ini menyimpan Objek IO di repositori data. Operator ini menyimpan Objek IO di lokasi penyimpanan data. Lokasi objek yang akan disimpan ditentukan melalui parameter entri repositori.

Parameter yang digunakan pada operator ini:

Tabel 6. Parameter yang digunakan

No.	Parameter	Value
1	Repository entry	1

Model process sampai dengan tahapan Data Selection:



Gambar 6. Tahapan Data Selection

a. Data Preprocessing

Data yang tersimpan hasil operator Store, dapat dibaca dengan menggunakan operator Retrieve.



Gambar 7. Operator Retrieve

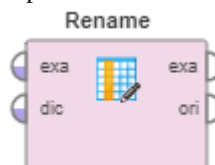
Operator ini dapat mengakses informasi yang tersimpan di Repositori dan memuatnya ke dalam Proses. Operator Retrieve memuat Objek RapidMiner ke dalam Proses. Objek ini seringkali berupa ExampleSet namun bisa juga berupa Koleksi atau Model. Mengambil data dengan cara ini juga menyediakan meta data dari Objek RapidMiner.

Parameter yang digunakan pada operator ini:

Tabel 7. Parameter yang digunakan-2

No.	Parameter	Value
1	Repository entry	1

Sebelum melakukan penyelesaian terhadap nilai missing, lebih baik mengubah nama-nama atribut hasil dari operator Pivot dengan menggunakan operator Rename.



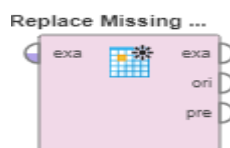
Gambar 8. Operator Rename

Operator ini dapat digunakan untuk mengganti nama satu atau lebih atribut dari ExampleSet. Operator Rename digunakan untuk mengganti nama satu atau lebih atribut dari input ExampleSet. Harap diingat bahwa nama atribut harus unik. Operator Ganti Nama tidak berdampak pada jenis atau peran atribut. Misalnya, bayangkan Anda memiliki atribut bernama 'alpha' dengan tipe integer dan peran reguler. Mengganti nama atribut menjadi 'beta' hanya akan mengubah namanya. Ini akan mempertahankan tipe integer dan role regulernya. Untuk mengubah peran operator, gunakan operator Tetapkan Peran. Banyak operator konversi tipe tersedia untuk mengubah tipe atribut di 'Transformasi Data/Konversi Tipe'.

Parameter yang digunakan pada operator ini:

Tabel 8. Paramater yang digunakan-2

No.	Parameter	Value	
1	rename attributes	Edit List	
		old name	new name
		count(pembelian)_BATIK BESUREK	BATIK BESUREK
		count(pembelian)_BATIK LONTARA	BATIK LONTARA
		count(pembelian)_JAM LOKES	JAM LOKES
		count(pembelian)_JAM LOKESWARA	JAM LOKESWARA
		count(pembelian)_JAM WISH	JAM WISH



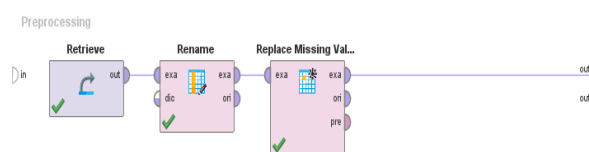
Gambar 9. Operator Replace Missing Values

Operator ini menggantikan nilai yang hilang dalam Contoh Atribut yang dipilih dengan pengganti yang ditentukan. Nilai yang hilang dapat diganti dengan nilai minimum, maksimum, atau rata-rata dari Atribut tersebut. Nol juga dapat digunakan untuk menggantikan nilai yang hilang. Nilai pengisian apa pun juga dapat ditentukan sebagai pengganti nilai yang hilang.

Tabel 9. Hasil operator yang digunakan-4

No.	Nama Atribut	Jenis Data	Missing
1	nama toko	Polynomial	0
2	BATIK BESUREK	Integer	0
3	BATIK LONTARA	Integer	0
4	JAM LOKES	Integer	0
5	JAM LOKESWARA	Integer	0
6	JAM WISH	Integer	0

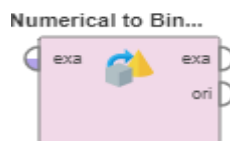
Dataset tersebut memiliki 1 special attribute, 5 regular attribute dan 98record. Model process sampai dengan tahapan Data Selection:



Gambar 10. Tahapan Data Selection

b. Data Transformation

Agar dataset dapat diolah menggunakan algoritma FPGrowth, maka perlu diubah jenis data tersebut menjadi Binominal. Untuk mengubah jenis data menjadi binominal dapat menggunakan operator Numerical to Binominal.

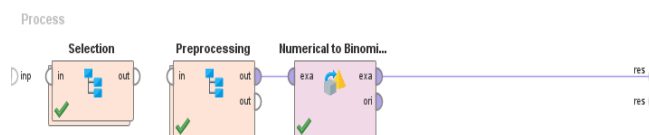


Gambar 11. Operator Numerical to Binominal

Operator ini mengubah tipe atribut numerik yang dipilih menjadi tipe binominal. Itu juga memetakan semua nilai atribut ini ke nilai binominal yang sesuai. Operator Numerik ke Binominal mengubah tipe atribut numerik menjadi tipe binominal (disebut juga biner). Operator ini tidak hanya mengubah jenis atribut yang dipilih tetapi juga memetakan semua nilai atribut tersebut ke nilai binominal yang sesuai. Atribut binominal hanya dapat memiliki dua kemungkinan nilai yaitu 'benar' atau 'salah'. Jika nilai suatu atribut berada di antara nilai minimal dan maksimal yang ditentukan, maka atribut tersebut menjadi 'salah', jika tidak, 'benar'. Nilai minimal dan maksimal dapat ditentukan masing-masing dengan parameter min dan max . Jika nilainya hilang, nilai baru akan hilang. Batasan default keduanya ditetapkan ke 0,0, sehingga hanya 0,0 yang dipetakan ke 'false' dan semua nilai lainnya dipetakan ke 'true' secara default.

Dataset tersebut memiliki 1 special attribute, 5 regular attribute dan 98 record.

Model process sampai dengan tahapan Data Tranformation:



Gambar 12. Tahapan Data Tranformation

c. Data Mining

Untuk menganalisa terhadap data penjualan dengan menggunakan operator FPGrowth.



Gambar 13. Operator FPGrowth

Operator ini secara efisien menghitung semua kumpulan item yang sering muncul dalam ExampleSet,

menggunakan struktur data pohon FP. Saat berbelanja online, terkadang Anda akan mendapat saran berupa: "Pelanggan yang membeli barang X juga membeli barang Y." Saran ini adalah contoh aturan asosiasi. Untuk memperolehnya, pertama-tama Anda harus mengetahui item mana di pasar yang paling sering muncul bersamaan di keranjang belanja pelanggan, dan di sini algoritma FP-Growth berperan.

Tabel 10. Hasil operator yang digunakan-6

Size.	Support	Item 1	Item 2
1	0.990	JAM LOKESWARA	
1	0.398	BATIK LONTARA	
2	0.388	JAM LOKESWARA	BATIK LONTARA

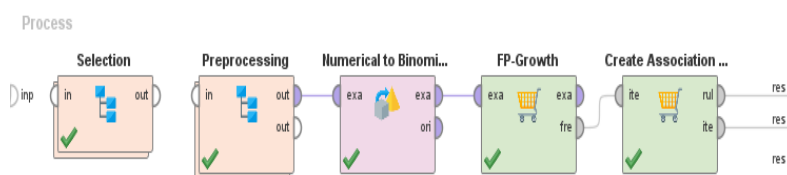
Untuk membuat aturan asosiasi menggunakan operator Create Association Rule



Gambar 4. Operator Create Association Rule

Operator ini menghasilkan seperangkat aturan asosiasi dari kumpulan item frekuensi tertentu. Aturan asosiasi adalah pernyataan jika/maka yang membantu mengungkap hubungan antara data yang tampaknya tidak berhubungan.

Model process sampai dengan tahapan Data Mining:



Gambar 5. Model process sampai dengan tahapan Data Mining

d. Data Evaluasi

Informasi yang diperoleh dari hasil Data Mining dievaluasi sebagai berikut.

Ketika membeli BATIK LONTARA maka akan membeli juga JAM LOKESWARA dengan nilai:

Support: 0,39

Confidence: 0,97

Catatan:

- Confidence
Confidence suatu aturan didefinisikan $\text{conf}(X \text{ menyiratkan } Y) = \frac{\text{supp}(X \cup Y)}{\text{supp}(X)}$. Keyakinan berkisar dari 0 hingga 1. Keyakinan adalah perkiraan $\text{Pr}(Y | X)$, probabilitas mengamati Y jika diberikan X. Dukungan dukungan(X) dari suatu itemset X didefinisikan sebagai proporsi transaksi dalam kumpulan data yang berisi kumpulan item.
- Lift
Kenaikan aturan didefinisikan sebagai $\text{lift}(X \text{ menyiratkan } Y) = \frac{\text{supp}(X \cup Y)}{(\text{supp}(Y) \times \text{supp}(X))}$ atau rasio support yang diamati dengan yang diharapkan jika X dan Y independen. Lift juga dapat didefinisikan sebagai $\text{lift}(X \text{ menyiratkan } Y) = \frac{\text{conf}(X \text{ menyiratkan } Y)}{\text{supp}(Y)}$. Lift mengukur seberapa jauh X dan Y dari independensi. Rentangnya antara 0 hingga positif tak terhingga. Nilai yang mendekati 1 berarti bahwa X dan Y independen dan aturannya tidak menarik.
- Conviction
Conviction peka terhadap arah aturan yaitu $\text{konv}(X \text{ menyiratkan } Y)$ tidak sama dengan $\text{konv}(Y \text{ menyiratkan } X)$. Keyakinan agak terinspirasi dalam definisi logis dari implikasi dan upaya untuk mengukur tingkat implikasi suatu aturan. Keyakinan didefinisikan sebagai $\text{conv}(X \text{ menyiratkan } Y) = \frac{1 - \text{supp}(Y)}{1 - \text{conf}(X \text{ menyiratkan } Y)}$

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian pengelompokkan Dataset penjualan menggunakan pendekatan *Algoritma Apriori*, maka hasilnya dapat disimpulkan sebagai berikut : Dapat menentukan pola penjualan dan mengidentifikasi

faktor-faktor yang mempengaruhi penjualan produk seperti deskripsi berikut: Keyakinan didefinisikan $\text{conf}(X \text{ menyiratkan } Y) = \frac{\text{supp}(X \cup Y)}{\text{supp}(X)}$. Berhati-hatilah saat membaca ekspresi: di sini $\text{supp}(X \cup Y)$ berarti "dukungan untuk kemunculan transaksi di mana X dan Y keduanya muncul", bukan "dukungan untuk kemunculan transaksi di mana X atau Y muncul". Keyakinan berkisar dari 0 hingga 1. Keyakinan adalah perkiraan $\text{Pr}(Y | X)$, probabilitas mengamati Y mengingat X. Dukungan $\text{supp}(X)$ dari sebuah itemset X didefinisikan sebagai proporsi transaksi dalam kumpulan data yang berisi kumpulan item. Dalam penelitian ini, teknik data mining akan digunakan untuk menganalisis data penjualan Vitamin Blackmores selama satu tahun. Dapat membuat model prediksi pola penjualan di masa depan: Dalam penelitian ini, peneliti menggunakan teknik data mining untuk membuat model prediksi pola penjualan dimasa depan. Seperti deskripsi berikut: Gain: Saat opsi ini dipilih, gain dihitung menggunakan parameter gain theta. Laplace: Saat opsi ini dipilih, Laplace dihitung menggunakan parameter laplace k. p-s : Saat opsi ini dipilih, kriteria ps digunakan untuk pemilihan aturan.

DAFTAR PUSTAKA

- Alexander Radityo Wibowo¹, Arief Jananto². (2020). Implementasi Data Mining Metode Asosiasi Algoritma Fp-Growth Pada Perusahaan Ritel. *Inspiration : Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*.
- Annisa Siti Habibah¹, Arip Solehudin², Aji Primajaya³. (2022). Analisis Persediaan Stok Barang Warung Menggunakan Data Mining Dengan Algoritma Fp-Growth (Studi Kasus: Warung Bu Nani). *Analisis Persediaan Stok Barang Warung Menggunakan Data Mining Dengan Algoritma Fp-Growth (Studi Kasus: Warung Bu Nani)*.
- Ariyanti¹, Jasmir², Silvia Rianti Agustini³. (2022). Analisis dan Penerapan Algoritma Apriori Terhadap Penempatan Barang. *Jurnal Informatika Dan Rekayasa Komputer (JAKAKOM)*.
- Bekri Murdianto¹, Arief Jananto². (2023). Pola Asosiasi Untuk Rekomendasi Penataan Display Barang Menggunakan Algoritma Apriori dan FP-Growth (Study Kasus Gamefantasia Ada Swalayan Pati). *Jurnal Elektronika Dan Komputer*.
- Fandi Achmad¹, Odi Nurdiawan², Yudhistira Arie Wijaya³. (2023). Analisa Pola Transaksi Pembelian Konsumen Pada Toko Ritel Kesehatan Menggunakan Algoritma Fp-Growth. *Jati (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*.
- Foezi Arisandi¹, Kristanto², Christina Juliane³. (2023). Identifikasi Strategi Penjualan Dengan Pendekatan. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*.
- Kukuh Truna Wijaya^{1*}, Irfan Pratama². (2022). Penerapan Algoritma FP-Growth Untuk Analisis Data Transaksi Penjualan Di Internet Learning Cafe Kaliurang. *Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi*.
- Lutfiyatul Ulfa¹, Syaifur Rahmatullah², Irmawati³. (2023). Analisa Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Algoritma Fp-Growth Pada Nusa Ricebowl & Burger. *Journal of Information System, Applied, Management, Accounting and Research*.
- Rangga Yogasuwara*, Ferdiansyah, Andri, Linda Atika. (2022). Implementasi Algoritma Frequent Growth (FP-Growth) Menentukan Asosiasi Antar Produk. *Jurnal Sistem Komputer dan Informatika (JSON)*.
- Sindhy Genjang Setyorini¹, Mustakim² Jeni Adhiva³, Shinta Ayunda Putri⁴. (2020). Penerapan Algoritma FP-Growth dalam Penentuan Pola Pembelian Konsumen. *Nasional Teknologi Informasi, Komunikasi dan Industri (SNTIKI) 1*.
- Subagja Putra Pratama. (2023). Analisa Data Mining Assosiasi Fp-Growth. *Jurnal Tekinkom*.
- Subagja Putra Pratama. (2023). Analisa Data Mining Assosiasi Fp-Growth Pada Penjualan Produk Di Toko Ritel Agung. *Jurnal Tekinkom*.