

ANALISIS PENGARUH POLA PENJUALAN DENGAN MENGGUNAKAN FREQUENT PATTERN GROWTH DI TOKO AZZAHRA SNACK

Nazwa Alkatiri, Irfan Ali*

Manajemen Informatika, STMIK IKMI Cirebon, Rekayasa Perangkat Lunak
Jalan Perjuangan No. 10B Karyamulya Kec. Kesambi Kota Cirebon, Jawa Barat 45131
irfanaali0.0@gmail.com

ABSTRAK

Dalam bisnis yang berkembang pesat, peran teknologi informasi sangat penting. Analisis belanja keranjang pasar (Market Basket Analysis) menggunakan algoritma FP-Growth telah menjadi metode yang relevan untuk memahami pola transaksi penjualan. Penelitian ini bertujuan menganalisis pola transaksi di Toko Azzahra Snack dengan menerapkan algoritma FP-Growth. Data Mining dengan algoritma FP-Growth digunakan untuk menemukan pola kombinasi hubungan antar item-set melalui Association Rules. Hasil analisis dapat membimbing manajemen stok produk yang kurang diminati, melalui tahapan Knowledge Discovery in Database (KDD) yang melibatkan Data Selection, Data Cleaning, Transformation Data, Data Mining, dan Interpretation atau Evaluation. Eksperimen pertama mengungkapkan empat item makanan paling sering dibeli oleh pelanggan: Lemper, Dimsum, Combro, dan Donat. Eksperimen kedua menunjukkan lima item makanan yang sering dibeli, termasuk Putu Ayu. Rules Support (X,Y) menunjukkan Support dan Confidence tertinggi untuk masing-masing item, memberikan wawasan untuk mengoptimalkan penjualan pada makanan yang diminati pelanggan. Berdasarkan hasil eksperimen, Association Rules pada 4 item makanan pertama dan 5 item makanan kedua dapat mengoptimalkan penjualan pada produk yang sering dibeli pelanggan, dengan Support dan Confidence tertinggi untuk setiap item.

Kata kunci : FP-Growth, KDD, Confidence, Penjualan, Market Basket Analysis

1. PENDAHULUAN

Saat ini perkembangan teknologi data semakin luar biasa khususnya di dunia bisnis. Inovasi diharapkan dapat mempercepat penyampaian perkiraan apakah pemeriksaan barang yang dijual telah memenuhi keinginan pembeli, barang apa saja yang dibeli pembeli, dan kecenderungan membeli suatu barang dibandingkan barang lainnya. [1]

Salah satu unsur penentu suatu sistem bisnis adalah mengejar pilihan secara cepat dan tepat. Dalam pengambilan keputusan sederhana, pemimpin tidak dapat lagi menggunakan naluri, namun harus melakukannya berdasarkan informasi[2]. Dengan asumsi kurangnya pemahaman mengenai hal ini maka toko Tidbit Azzahra diberikan saran untuk melihat desain produk yang paling diminati klien dengan menggunakan teknik information mining khususnya FP-Development untuk membuat proposal kepada kepala informasi. di Azzahra Bite Shop untuk lebih mengembangkan sistem bisnisnya dan mencari tahu apa saja yang sedang populer. oleh pelanggan, dan singkirkan barang yang tidak laku. Analisis keranjang belanja pasar, suatu teknik untuk menganalisis perilaku belanja konsumen, dapat digunakan untuk memastikan hal ini. Tujuan dari analisis ini adalah untuk mengetahui barang yang dibeli pada waktu yang sama atau mendekati waktu transaksi.[3]

Berdasarkan penelitian terdahulu yang dilakukan oleh Elvira Munanda dan Siti Monalisa dapat dilihat pada jurnal Ilmiah Rekayasa dan Manajemen Sistem Informasi, Vol.7, No.2, Agustus 2021, Hal. 173-184 e-ISSN 2502-8995 p-ISSN 2460-8181 yang berjudul “Penerapan Algoritma Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Untuk Penentuan Tataletak

Barang” dan Maksudnya dalam penjelajahan ini, dalam mengatur desain barang dagangan, toko ini sebenarnya menempatkan produk sesuai dengan kumpulan dan jenis barang dagangan sehingga mempengaruhi administrasi dan pencarian barang dagangan, khususnya pembeli akan menghabiskan sebagian besar waktunya untuk mencari produk dengan asumsi pelanggan membeli lebih dari satu barang dan melihat produknya satu per satu. yang lain terletak jauh. Usaha terakhir ini menggunakan perhitungan FP-Development. Dari 6.366 informasi bursa yang ditangani, kemeja pria dan celana pendek pria paling banyak dibeli dengan nilai kepastian 15% dan backing 2%. Berdasarkan temuan penelitian ini, tata letak toko Doa Bunda sebaiknya memiliki celana pendek dan kaos pria yang berdekatan.[4].

Tabel 1. Transaksi Pembelian Kue

Pembeli 1	Makanan Yang Terjual
Pembeli 1	Kue sus, Lemper, Dimsum, Putu Ayu, Bolu Brownis
Pembeli 2	Kue sus , Bakpau
Pembeli 3	Donat, Lemper, Dimsum, Combro, Putu Ayu
...	...
Pembeli 999	Kue Sus
Pembeli 1000	Buras, Bolu Brownis

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Landasan Teori

2.1.1. Data Mining

Ada beberapa penelitian terkait yang telah dilakukan diantaranya, Tidak ada batasan jumlah data

yang dapat digunakan dalam data mining; Anda dapat menggunakan data transaksi penjualan hingga satu bulan untuk mencari hubungan antar barang menggunakan teknik data mining[5].

Data mining merupakan cara paling umum untuk mencari contoh atau data menarik yang dipilih menggunakan prosedur atau strategi berbeda. Penambangan data menggunakan berbagai macam algoritma, metode, dan teknik. Penentuan teknik atau perhitungan yang paling sesuai bergantung pada target dan siklus Pengungkapan Informasi dalam Kumpulan Data (KDD) secara keseluruhan. [6]

Jelas dari definisi di atas bahwa data mining adalah suatu ilmu. berkonsentrasi pada perkembangan siklus dalam menghilangkan informasi atau melacak contoh untuk menghasilkan data yang ideal dari kumpulan data atau kumpulan informasi yang sangat besar. Data yang menghasilkan pengetahuan inilah yang telah diolah menjadi informasi, dengan pengetahuan tersebut nilai dari sebuah data akan semakin tinggi.[7]

Adapula pengertian lain data mining yang dapat dianggap sebagai rekayasa perangkat lunak yang digunakan untuk mengekstrak dan membedakan informasi dari koleksi informasi yang sangat besar. penuh dengan informasi yang dapat diakses, terdapat kebutuhan untuk memanfaatkan prosedur terukur, matematika, kekuatan otak buatan manusia, dan AI untuk mendapatkan data yang berharga [8].

2.1.2. Rapid Miner

Rapidminer adalah pemrograman yang dibuat oleh Dr. Markus Hofman dan Ralf Klinkenberg dari Blanchardstown Organization of Innovation dan bekerja dengan pemrograman berbasis GUI (Graphical UI). Rapidminer juga Digunakan untuk aplikasi bisnis dan bisnis serta mengenai penelitian, pelatihan, kesiapan, pembuatan prototipe cepat, dan peningkatan aplikasi[9].

2.1.3. Asosiasi

Asosiasi adalah salah satu tugas penambangan informasi yang artinya menemukan aturan tentang bagaimana item data berhubungan satu sama lain. Langkah mendasar yang digunakan dalam aturan afiliasi ini adalah untuk mengetahui seberapa sering campuran hal-hal muncul dalam kumpulan data.[10] Pertambangan umumnya menerapkan aturan asosiasi, namun penerapannya sering kali menghasilkan terlalu banyak contoh sehingga memerlukan penyelidikan lebih lanjut untuk menemukan pedoman yang menarik dan signifikan. (Firmansyah & Nurdiawan, 2023).

2.1.4. Algoritma FP-Growth

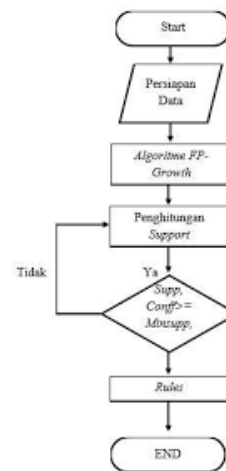
Frequent Pattern Growth (FP-Growth) adalah perhitungan pilihan yang dapat digunakan untuk menentukan jenis data yang paling sering muncul (frequent itemset) dalam daftar data [11].

Perhitungan ini dapat dianggap sebagai perhitungan terbaik dalam menentukan contoh-contoh

reguler dalam besar atau kecilnya informasi dibandingkan dengan perhitungan turunan [12].

Struktur data FP-Tree merupakan salah satu ciri dari algoritma FP-Growth. Memanfaatkan FP-Tree, perhitungan FP-Growth tidak diragukan lagi dapat memisahkan Itemset normal dari FP-Tree. Untuk menentukan Itemset reguler dalam pertukaran informasi, langkah-langkah berikut dapat dilakukan: (Sihombing et al., 2022)

1. Menentukan Minimum Support
2. Menentukan Header Frequent Itemset
3. Membuat FP-Tree
4. Membuat Conditional Pattern berdasarkan FP-Tree
5. Menentukan Frequent Item-set



Gambar 1. Flowchart *FP-Growth*

Berikut ini penjelasan dari setiap tahapan di Flowchart *FP-Growth*

1. Masukan dataset yang akan diproses pada sistem
2. Melakukan data perawi akan dihitung frekuensinya (FP-Growth)
3. Menentukan nilai minimum support lalu melakukan seleksi terhadap data yang telah memenuhi nilai minimum support.
4. Menentukan nilai Confidence (kepercayaan) lalu melakukan seleksi terhadap data yang telah memenuhi nilai Confidencenya.
5. Lalu, jika nilai confidence sudah diseleksi dan mendapatkan kan nilai yang bagus maka akan mendapatkan hasil Assosiasi Rules dengan nilai kepercayaan tinggi.

2.1.5. Penerapan Algoritma FP-Growth

Mengungkap Itemset berurutan menggunakan penilaian FP-Growth diselesaikan dengan mengirimkan konstruksi data pohon atau disebut FP-Tree. FP-Tree adalah struktur kapasitas informasi yang dipadatkan. FP-Tree bekerja dengan menunjukkan setiap pertukaran informasi dengan cara tertentu di FP-Tree.[11]

2.1.6. Penjualan

Penjualan suatu gerakan menjual suatu barang atau jasa yang tidak mempunyai tujuan lain selain untuk mendapatkan keuntungan yang sebesar-besarnya. Perencanaan produksi adalah proses menentukan berapa banyak yang harus diproduksi sebagai respons terhadap permintaan pelanggan dan berapa lama waktu yang dibutuhkan untuk menyelesaikannya. Ada juga satu lagi arti penjualan, yaitu siklus yang digunakan vendor untuk menawarkan tenaga kerja dan produk kepada pembeli untuk memastikan bahwa tidak ada masalah nyata yang muncul selama perdagangan. Sesuai definisi lain, kesepakatan adalah cara paling umum untuk memindahkan tanggung jawab atau administrasi dari dealer ke pembeli.[13]

3. METODE PENELITIAN

3.1. Sumber Data

Sumber data dalam penelitian adalah subjek dari mana data dapat diperoleh. Sumber data meliputi, Nama Sumber Informasi, Alamat, Waktu Pengumpulan Data, dan Data Penelitian Ada dua bagian dalam data penelitian ini:

3.1.1. Data Primer

Informasi Penting adalah data yang diperoleh oleh para ahli secara langsung (dari langsung), atau langsung pada bagian objek yang diteliti. Contoh Data dasar adalah data yang diperoleh dari responden melalui survei, fokus dan pertemuan eksekutif, atau data tambahan dari pertemuan ahli dengan narasumber.

3.1.2. Data Sekunder

Data Sekunder adalah data yang diperoleh dari responden melalui survei, pertemuan fokus dan eksekutif, atau data tambahan dari pertemuan penyelidik dengan sumber. Data sekunder mencakup, namun tidak terbatas pada, catatan kehadiran, catatan gaji, laporan pemerintah, data yang diperoleh dari majalah, laporan keuangan terbitan perusahaan, dan sebagainya. Pada penelitian ini data sekunder didapatkan dari Toko Azzahra Snack. Data yang digunakan dataset pola transaksi penjualan, dataset ini berupa dari 20 kategori dan 1.000 data.

3.2. Teknik Pengumpulan Data

Ini adalah metodologi atau prosedur yang digunakan untuk mengumpulkan data. Metodologi ini menjabarkan suatu prosedur sehingga pemanfaatannya dapat ditunjukkan melalui teknik belajar, wawancara, penegasan, tes, dokumentasi, dan lain sebagainya. Macam-macam metode pengumpulan informasi yang sering digunakan, persepsi, jajak pendapat, studi dokumentasi. Dalam eksplorasi ini, strategi yang digunakan termasuk, khususnya:

3.2.1. Observasi

Dalam tahapan observasi yang dilakukan yaitu Tahap persepsi diakhiri dengan memperhatikan ketidakjelasan pada tempat ujian untuk mengumpulkan data informasi yang digunakan untuk membantu perencanaan tugas akhir. Tugas akhir ini dihasilkan oleh Toko Azzahra Snack, yang nantinya dapat dijadikan dataset dalam Rapidminer.

3.2.2. Wawancara

Pada tahap penelitian ini, penelitian mencari dan mengumpulkan informasi dengan cara mewawancarai orang yang menjual makanan di Toko Azzahra Snack tersebut. Teknik wawancara ini digunakan untuk mengetahui masalah secara keseluruhan sehingga dapat memiliki konsep untuk memecahkan masalahnya. Peneliti juga meminta izin untuk menggunakan informasi yang diberikan oleh Toko tersebut sebagai bahan penelitian.

3.2.3. Studi Pustaka

Analisis mengumpulkan data dari berbagai bahan perpustakaan terkait dan memimpin penelitian yang terkait dengan isu utama dan utama. Pada studi pustaka ini dilakukan dengan cara mencari serta mempelajari referensi terdahulu atau yang sudah ada sesuai dengan penelitian ini berdasarkan pada penelitian terdahulu, jurnal, internet, dan sebagainya. Untuk diskusi survei, informasi yang diperoleh melalui penelitian kepustakaan merupakan sumber informasi yang disusun oleh para ahli yang ahli di bidangnya.

3.2.4. Jenis Data

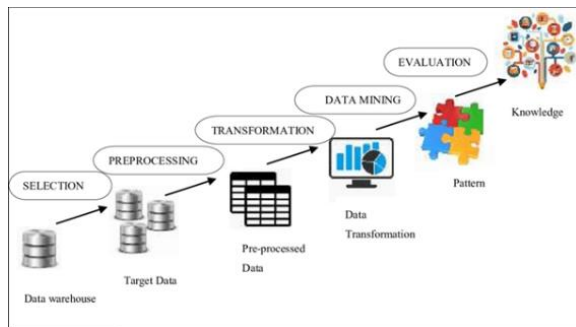
Dalam penyelesaian permasalahan Data kuantitatif dikumpulkan dan dimanfaatkan oleh peneliti dalam penelitian ini. Datanya dapat ditemukan pada tabel di bawah ini:

Tabel 2. Transaksi Pembelian Kue

Pembeli 1	Makanan Yang Terjual
Pembeli 1	Kue sus, Lemper, Dimsum, Putu Ayu, Bolu Brownis
Pembeli 2	Kue sus , Bakpau
Pembeli 3	Donat, Lemper, Dimsum, Combro, Putu Ayu
...	...
Pembeli 999	Kue Sus
Pembeli 1000	Buras, Bolu Brownis

3.3. Tahapan Perancangan

Untuk analisis Informasi dalam pelaksanaan data Mining informasi melibatkan proses tahapan Knowledge Discovery in Database (KDD), dengan beberapa siklus untuk memecah informasi, khususnya:



Gambar 2. Tahapan Knowledge Discovery in Database (KDD)

3.3.1. Penilaian data (Data Selection)

Ini adalah pilihan indeks informasi yang harus diselesaikan dalam Kumpulan Data Pengungkapan Informasi (KDD) sebelum dimulainya tahap penambangan informasi. Kemudian, informasi dari hasil seleksi akan digunakan untuk penanganan informasi, kemudian disimpan ke dalam dokumen, dan diisolasi dari tugas-tugas informasi dasar. Pemilihan informasi karakteristik yang akan dimanfaatkan berikut ini prasyarat penanganan terakhir Rapidminer 9.10.001, yaitu harus mempunyai nilai binomial.

3.3.2. Preprocessing

Proses pembersihan data yang menjadi fokus utama Knowledge Discovery in Database (KDD) harus dilakukan sebelum proses data mining. Akan ada penghapusan beberapa data penjualan jika informasinya tidak mencukupi. Proses pembersihan informasi mencakup menghilangkan informasi salinan, benar-benar melihat informasi yang bertentangan dan memperbaiki kesalahan informasi, seperti kesalahan ketik.

3.3.3. Transformation

Merupakan proses perubahan informasi yang dipilih, sehingga informasi yang akan digunakan secara tepat pada saat proses penambangan informasi. Jenis informasi yang akan diperiksa dalam kumpulan data umumnya akan menentukan teknik ini.

3.3.4. Data Mining

Merupakan metode paling terkenal untuk mencari rencana atau informasi menarik dari pemilihan informasi dengan menggunakan strategi atau teknik tertentu. Tujuan keseluruhan Proses Keterbukaan Informasi di Pangkalan Data Knowledge Discovery in Database (KDD) harus memandu pemilihan metode dan algoritma.

3.3.5. Interpretation/Evaluasi

Model informasi dihasilkan oleh siklus penambangan informasi harus diperkenalkan dalam struktur yang dapat dipahami secara efektif oleh individu yang terlibat erat. Dengan penambangan informasi Anda akan mendapatkan berlian sebagai data dalam koleksi informasi yang sangat besar.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Cara Menerapkan algoritma Frequent Pattern Growth (FP-Growth) pada transaksi penjualan di Toko Azzahra Snack

4.4.1. Database Transaksi Pembelian Kue pada Toko Azzahra Snack

- a. Database transaksi pembelian kue pada Toko Azzahra

Tabel 3. Transaksi Pembelian Kue

Pembeli	Makanan Yang Terjual
Pembeli 1	Kue sus, Lemper, Dimsum, Putu Ayu, Bolu Brownis
Pembeli 2	Kue sus, Bakpau
Pembeli 3	Donat, Lemper, Dimsum, Combros, Putu Ayu
...	...
Pembeli 1000	Buras, Bolu Brownis

- b. Database transaksi berbentuk tabular

Tabel 4. Tabel Tabular

Nama Pembeli	Kue Sus	Bakpau	...	Putu ayu
Pembeli 1	2	0	...	2
Pembeli 2	4	2	...	0
Pembeli 3	0	0	...	1
...	...	...	...	...
Pembeli 1000	0	0	...	0

4.4.2. Pola Itemset

- a. Percobaan Pertama

Pada percobaan pertama dengan min. Support = 0.01 dan min. Confidence = 0.9

Item	Support	Item 1	Item 2	Item 3	Item 4	Item 5
1	0.234	Kue Sus				
1	0.219	Dimsum-Kue Sus				
1	0.186	Bakpau				
1	0.176	Makanan Lain				
1	0.147	Dimsum				
1	0.133	Bolu Brownis				
1	0.131	Combros				
1	0.131	Donat				
1	0.131	Kue Sus				
1	0.130	Bolu Brownis				
1	0.130	Lemper				
1	0.124	Putu Ayu				
1	0.121	Kue Sus				
1	0.121	Tahu Pankaj				
1	0.109	Buras				
1	0.108	Jacuit				

Gambar 3. Pola Itemset 1

Item	Support	Item 1	Item 2	Item 3	Item 4	Item 5
2	0.107	Kue Sus	Dimsum-Kue Sus			
2	0.045	Kue Sus	Bakpau			
2	0.102	Kue Sus	Kue Sus			
2	0.106	Kue Sus	Combros			
2	0.105	Kue Sus	Bolu Brownis			
2	0.100	Kue Sus	Combros			
2	0.102	Kue Sus	Combros			
2	0.101	Kue Sus	Kue Sus			
2	0.100	Kue Sus	Dimsum-Kue Sus			
2	0.102	Kue Sus	Lemper			
2	0.102	Kue Sus	Putu Ayu			
2	0.103	Kue Sus	Kue Sus			
2	0.102	Kue Sus	Tahu Pankaj			
2	0.100	Kue Sus	Buras			
2	0.106	Kue Sus	Jacuit			
2	0.100	Kue Sus	Kue Sus			

Gambar 4. Pola Itemset 2

No. of Item	Size	Support	Item 1	Item 2	Item 3	Item 4	Item 5
1	3	0.011	Kue Dac	Siak Kinca	Muna Dac		
2	3	0.010	Kue Dac	Siak Kinca	Putu Ayu		
3	3	0.012	Kue Dac	Baligau	Muna Dac		
4	3	0.010	Siak Kinca	Baligau	Taman Ibi		
5	3	0.010	Siak Kinca	Dimsum	Kado Guth		
6	3	0.012	Siak Kinca	Tahu Fartasi	Jasuka		
7	3	0.011	Baligau	Kado Guth	Bulu Bawis		
8	3	0.016	Dimsum	Combro	Donat		
9	3	0.016	Dimsum	Combro	Lemper		
10	3	0.016	Dimsum	Combro	Putu Ayu		
11	3	0.016	Dimsum	Donat	Lemper		
12	3	0.016	Dimsum	Donat	Putu Ayu		
13	3	0.013	Dimsum	Lemper	Kado Guth		
14	3	0.016	Bulu Bawis	Kado Guth	Bulu		
15	3	0.016	Combro	Donat	Lemper		
16	3	0.016	Combro	Donat	Putu Ayu		

Gambar 5. Pola Itemset 3

Size	Support	Item 1	Item 2	Item 3	Item 4	Item 5
4	0.016	Dimsum	Combro	Donat	Lemper	
4	0.016	Dimsum	Combro	Donat	Putu Ayu	
4	0.016	Dimsum	Combro	Lemper	Putu Ayu	
4	0.016	Dimsum	Donat	Lemper	Putu Ayu	
4	0.016	Combro	Donat	Lemper	Putu Ayu	
5	0.016	Dimsum	Combro	Donat	Lemper	Putu Ayu

Gambar 6. Pola Itemset 4 dan 5

b. Percobaan Kedua

Pada percobaan kedua ini dengan min. Support = 0.015 dan min. Confidence = 0.8

Size	Support	Item 1	Item 2	Item 3	Item 4
1	0.034	Kue Dac			
1	0.210	Siak Kinca			
1	0.195	Baligau			
1	0.170	Muna Dac			
1	0.147	Dimsum			
1	0.152	Bulu Bawis			
1	0.131	Combro			
1	0.131	Donat			
1	0.121	Kado Guth			
1	0.130	Bulu Bawis			
1	0.130	Lemper			
1	0.124	Putu Ayu			
1	0.121	Tahu Fartasi			
1	0.121	Bulu			
1	0.120	Jasuka			
1	0.102				

Gambar 7. pola itemset 1 item

Size	Support	Item 1	Item 2	Item 3	Item 4
2	0.037	Kue Dac	Siak Kinca		
2	0.045	Kue Dac	Baligau		
2	0.032	Kue Dac	Muna Dac		
2	0.035	Kue Dac	Dimsum		
2	0.035	Kue Dac	Bulu Bawis		
2	0.030	Kue Dac	Combro		
2	0.032	Kue Dac	Donat		
2	0.021	Kue Dac	Kado Guth		
2	0.019	Kue Dac	Bulu Bawis		
2	0.023	Kue Dac	Lemper		
2	0.032	Kue Dac	Putu Ayu		
2	0.023	Kue Dac	Kado Guth		
2	0.032	Kue Dac	Tahu Fartasi		
2	0.029	Kue Dac	Bulu		
2	0.019	Kue Dac	Jasuka		
2	0.019	Kue Dac	Kue Dac		

Gambar 8. pola item set 2

Size	Support	Item 1	Item 2	Item 3	Item 4
3	0.016	Dimsum	Combro	Donat	
3	0.016	Dimsum	Combro	Lemper	
3	0.016	Dimsum	Donat	Lemper	
3	0.016	Combro	Donat	Lemper	
4	0.016	Dimsum	Combro	Donat	Lemper

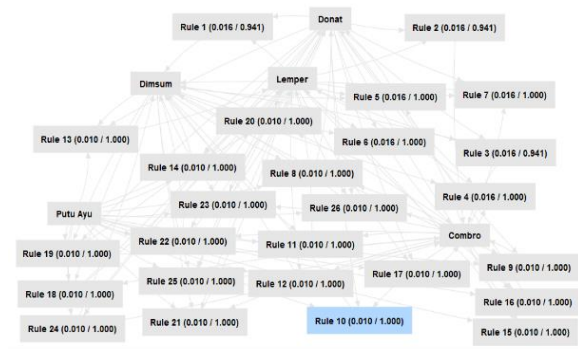
Gambar 9. pola item set 3 dan 4 item

4.2. Hasil analisis dari penerapan algoritma Frequent Pattern Growth (FP-Growth) pada transaksi penjualan di Toko Azzahra Snack

4.2.1. Interpretation / Evaluation

Hasil dari Rapidminer yaitu berupa graph dan description. Hasil graph dan hasil description bisa dilihat pada gambar dibawah ini.

a. Hasil Percobaan Pertama



Gambar 10. Hasil Graph pada percobaan pertama

Association Rules

```

Association Rules
[Donat, Lemper] --> [Dimsum] (confidence: 0.941)
[Donat, Lemper] --> [Combro] (confidence: 0.941)
[Donat, Lemper] --> [Dimsum, Combro] (confidence: 0.941)
[Dimsum, Combro, Donat] --> [Lemper] (confidence: 1.000)
[Dimsum, Combro, Lemper] --> [Donat] (confidence: 1.000)
[Dimsum, Donat, Lemper] --> [Combro] (confidence: 1.000)
[Combro, Donat, Lemper] --> [Dimsum] (confidence: 1.000)
[Dimsum, Combro, Putu Ayu] --> [Donat] (confidence: 1.000)
[Dimsum, Donat, Putu Ayu] --> [Combro] (confidence: 1.000)
[Combro, Donat, Putu Ayu] --> [Dimsum] (confidence: 1.000)
[Dimsum, Combro, Putu Ayu] --> [Lemper] (confidence: 1.000)
[Combro, Lemper, Putu Ayu] --> [Dimsum] (confidence: 1.000)
[Dimsum, Donat, Putu Ayu] --> [Lemper] (confidence: 1.000)
[Donat, Lemper, Putu Ayu] --> [Dimsum] (confidence: 1.000)
[Combro, Donat, Putu Ayu] --> [Lemper] (confidence: 1.000)
[Combro, Lemper, Putu Ayu] --> [Donat] (confidence: 1.000)
[Donat, Lemper, Putu Ayu] --> [Combro] (confidence: 1.000)
[Dimsum, Combro, Putu Ayu] --> [Donat, Lemper] (confidence: 1.000)
[Dimsum, Donat, Putu Ayu] --> [Combro, Lemper] (confidence: 1.000)
[Combro, Donat, Putu Ayu] --> [Dimsum, Lemper] (confidence: 1.000)
[Dimsum, Combro, Donat, Putu Ayu] --> [Lemper] (confidence: 1.000)
[Combro, Lemper, Putu Ayu] --> [Dimsum, Donat] (confidence: 1.000)
[Dimsum, Combro, Lemper, Putu Ayu] --> [Donat] (confidence: 1.000)
[Donat, Lemper, Putu Ayu] --> [Dimsum, Combro] (confidence: 1.000)
[Dimsum, Donat, Lemper, Putu Ayu] --> [Combro] (confidence: 1.000)
[Combro, Donat, Lemper, Putu Ayu] --> [Dimsum] (confidence: 1.000)

```

Gambar 11. Hasil Description pada percobaan pertama

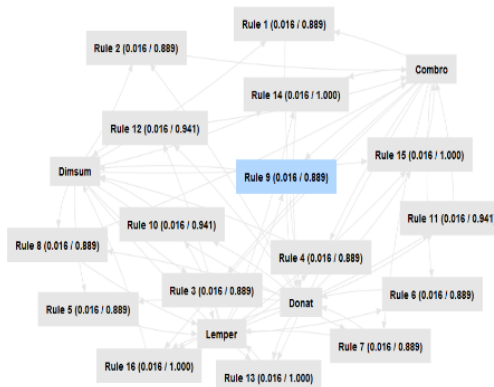
Tabel 5. Hasil Tabel Description pada percobaan pertama

Donat, Lemper	Dimsum	0.941
Donat, Lemper	Combro	0.941
Donat, Lemper	Dimsum, Combro	0.941
...	...	...
Dimsum, Donat, Lemper, Putu Ayu	Combro	1.000
Combro, Donat, Lemper, Putu Ayu	Dimsum	1.000

Terdapat variasi hasil yang menunjukkan hubungan antar item-set, seperti yang digambarkan dalam grafik dan deskripsi percobaan kedua. Asosiasi tertinggi, seperti Dimsum Combro Donat dengan Lemper, memberikan insight bahwa jika konsumen membeli kombinasi tersebut, tingkat kemungkinan pembelian Lemper mencapai 100%. Sebaliknya, asosiasi dengan nilai terkecil, seperti Donat Lemper dengan Dimsum, Donat Lemper dengan Combro, dan Donat Lemper dengan Dimsum dan Combro, menunjukkan tingkat kemungkinan pembelian 94,1%. Dengan rumusan argumentatif ini, dapat dikatakan bahwa temuan analisis algoritma FP-Growth mengungkap pola dalam penjualan makanan di Toko

Azzahra Snack, memungkinkan perencanaan persediaan yang lebih efektif.

b. Hasil Percobaan Kedua



Gambar 12. Hasil Graph pada percobaan kedua

Association Rules

```
Association Rules
[Dimsum, Combro] --> [Donat] (confidence: 0.889)
[Dimsum, Donat] --> [Combro] (confidence: 0.889)
[Dimsum, Combro] --> [Lempur] (confidence: 0.889)
[Dimsum, Donat] --> [Lempur] (confidence: 0.889)
[Combro, Lempur] --> [Donat] (confidence: 0.889)
[Dimsum, Combro] --> [Donat, Lempur] (confidence: 0.889)
[Dimsum, Donat] --> [Combro, Lempur] (confidence: 0.889)
[Combro, Lempur] --> [Dimsum, Donat] (confidence: 0.889)
[Donat, Lempur] --> [Dimsum, Combro] (confidence: 0.941)
[Donat, Lempur] --> [Combro] (confidence: 0.941)
[Donat, Lempur] --> [Dimsum, Combro] (confidence: 0.941)
[Dimsum, Combro, Donat] --> [Lempur] (confidence: 1.000)
[Dimsum, Combro, Lempur] --> [Donat] (confidence: 1.000)
[Dimsum, Donat, Lempur] --> [Combro] (confidence: 1.000)
[Combro, Donat, Lempur] --> [Dimsum] (confidence: 1.000)
```

Gambar 13. Hasil Description pada percobaan kedua

Tabel 6. Hasil Description pada percobaan kedua

Dimsum, Combro	Donat	0.889
Dimsum, Donat	Combro	0.889
Dimsum, Combro	Lempur	0.889
...	...	...
Dimsum, Donat, Lempur	Combro	1.000
Combro, Donat, Lempur	Dimsum	1.000

Berdasarkan hasil percobaan kedua lanjutan dari pemeriksaan selanjutnya pada Gambar diatas, terdapat variasi hasil yang menunjukkan asosiasi yang berbeda. Asosiasi tertinggi, seperti Dimsum Combro Donat dengan Lempur, memberikan informasi bahwa jika konsumen membeli kombinasi tersebut, kemungkinan pembelian Lempur mencapai 100%. Sementara itu, asosiasi dengan tingkat sedang, seperti Donat Lempur dengan Dimsum, Donat Lempur dengan Combro, Donat Lempur dengan Dimsum dan Combro, menunjukkan tingkat kemungkinan pembelian sebesar 94,1%. Asosiasi dengan tingkat terendah, seperti Dimsum Combro dengan Donat, Dimsum Donat dengan Combro, dan lainnya, menunjukkan tingkat kemungkinan sebesar 88,9%. Dengan merumuskan argumen ini, dapat dinyatakan bahwa hasil analisis Menggunakan algoritma FP-Growth memungkinkan

Anda mengetahui seberapa sering Anda membeli makanan di Toko Azzahra Snack, memungkinkan perencanaan persediaan yang lebih efektif.

Dari hasil Data mining melibatkan perhitungan FP-Growth pada pengujian pertama dan kedua dengan tools Rapidminer dapat disimpulkan bahwa metode ini bisa jadi bahan referensi transaksi pada Toko Azzahra Snack dalam pengambilan keputusan pada perencanaan persediaan makanan mana saja yang sering dibeli dan jarang dibeli, sehingga dapat diperkirakan makanan apa saja yang ketersediaan yang harus didahulukan berdasarkan dengan permintaan konsumennya.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Dari hasil analisis algoritma FP-Growth pada transaksi pembelian makanan di Toko Azzahra Snack, dapat disimpulkan bahwa metode ini efektif dalam menentukan pola penjualan. Dengan menggunakan dataset sample berisi 1.000 data dan 19 atribut makanan, eksperimen dengan aturan asosiasi memberikan wawasan berharga. Percobaan pertama, dengan min. Support = 0.01 dan min. Confidence = 0.9, mengidentifikasi 4 item makanan paling sering dibeli oleh pelanggan, seperti Lempur, Dimsum, Combro, dan Donat. Percobaan kedua, dengan min. Support = 0.015 dan min. Confidence = 0.8, menyortir 5 item makanan, termasuk Putu Ayu.

Hasil eksperimen menunjukkan nilai Support dan Confidence tertinggi untuk masing-masing item. Analisis data mining ini memiliki potensi membantu dalam pengambilan keputusan dan memberikan informasi pola penjualan, memungkinkan perencanaan persediaan makanan yang lebih efektif. Saran untuk penelitian selanjutnya adalah membedah desain kesepakatan menggunakan Data Mining dengan beberapa teknik, bukan hanya satu, untuk memperoleh perbandingan yang komprehensif antara metode-metode tersebut.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] I. Astrina Í ½i³ §, M. Z. Arifin, and U. Pujianto, "Penerapan Algoritma FP-Growth Dalam Penentuan Pola Pembelian Konsumen Pada Kain Tenun Medali Mas," 2019.
- [2] A. R. Wibowo and A. Jananto, "IMPLEMENTASI DATA MINING METODE ASOSIASI ALGORITMA FP-GROWTH PADA PERUSAHAAN RITEL," vol. 10, no. 2, pp. 200–212, 2020.
- [3] Firmansyah and Odi Nurdian, "PENERAPAN DATA MINING MENGGUNAKAN ALGORITMA FREQUENT PATTERN-GROWTH UNTUK MENENTUKAN POLA PEMBELIAN PRODUK CHEMICALS."
- [4] E. Munanda and S. Monalisa, "PENERAPAN ALGORITMA FP-GROWTH PADA DATA TRANSAKSI PENJUALAN UNTUK PENENTUAN TATALETAK BARANG 1,"

- Jurnal Ilmiah Rekayasa dan Manajemen Sistem Informasi*, vol. 7, no. 2, pp. 173–184, 2021.
- [5] L. Kando Sihombing, U. Fatimah Sari Sitorus Pane, P. Studi Sistem Informasi, and S. Triguna Dharma, "Implementasi Data Mining Dalam Menganalisa Pola Penjualan Roti Menggunakan Algoritma Fp-Growth," *JURNAL SISTEM INFORMASI TGD*, vol. 1, pp. 228–238, [Online]. Available: <https://ojs.trigunadharma.ac.id/index.php/jsi>
- [6] B. Anugrah, "PENERAPAN DATA MINING MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH PADA DATA TRANSAKSI PENJUALAN DI INDOVAPING PALEMBANG," *Bina Darma Conference on Computer Science*.
- [7] H. Jurnal, A. P. Sandi, and V. W. Ningsih, "JURNAL PUBLIKASI ILMU KOMPUTER DAN MULTIMEDIA IMPLEMENTASI DATA MINING SEBAGAI PENENTU PERSEDIAAN PRODUK DENGAN ALGORITMA FP-GROWTH PADA DATA PENJUALAN SINARMART," *JUPIKOM*, vol. 1, no. 2, 2022.
- [8] H. Agustian Siregar, N. Yanti Lumban Gaol, S. Informasi, and S. Triguna Dharma, "Penerapan Data Mining Pada Penjualan Rumah Makan Kasih Ibu Menggunakan Metode K-Means Clustering", [Online]. Available: <https://ojs.trigunadharma.ac.id/index.php/jsi>
- [9] E. Nurarofah, R. Herdiana, and N. D. Nuris, "PENERAPAN ASOSIASI MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH PADA POLA TRANSAKSI PENJUALAN DI TOKO ROTI," 2023.
- [10] I. Abdur Rahman, R. Yanu Farifah, and F. Hamami, "Implementasi Data Mining Pada Penjualan Toko Sembako Dengan Algoritma Apriori," 2022.
- [11] A. Ardianto and D. Fitriana, "Penerapan Algoritma FP-Growth Rekomendasi Trend Penjualan ATK Pada CV. Fajar Sukses Abadi," *Jurnal Telekomunikasi dan Komputer*, vol. 9, no. 1, p. 49, Apr. 2019, doi: 10.22441/incomtech.v9i1.3263.
- [12] S. Syahrani, "Penerapan Data Mining Dalam Menentukan Pola Penjualan Sepatu Menggunakan Algoritma FP-Growth," *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, vol. 9, no. 6, p. 1920, Dec. 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i6.5148.
- [13] F. Rozi Tarigan, Azanuddin, and N. Yanti Lumban Gaol, "Implementasi Data Mining Menentukan Pola Penjualan Produk Toko Perabot Dua Bersaudara Kutalimbaru Dengan Menggunakan Fp-Growth Fahrul Rozi Tarigan*, Azanuddin **, Nur Yanti Lumban Gaol *** *Program Studi Sistem Informasi (SI), STMIK Triguna Dharma **Program Studi Sistem Informasi (SI), STMIK Triguna Dharma ***Program Studi Sistem Informasi (SI), STMIK Triguna Dharma," 2021, [Online]. Available: <https://ojs.trigunadharma.ac.id/>