

IMPLEMENTASI ALGORITMA FP-GROWTH UNTUK REKOMENDASI PRODUK DI TOKO LM MART

Happy Dewi Ariyantini¹, Dhika Malita Puspita², Andri Triyono³

Prodi Ilmu Komputer, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas An Nuur Purwodadi,
Indonesia

ABSTRACT

LM Mart is one of the BumDesa shop businesses located on Jl Raya Purwodadi-Semarang Km.13, Godong sub-district, Grobogan Regency. The products sold include various basic food items (nine basic commodities) for general community needs. Data is stored in the LM Mart store database. One of them is increasing transaction data. With the increasing volume of data at LM Mart, the analyst's function of analyzing data manually must be replaced by computer-based applications. The problem with the LM Mart Store is that traders lack the ability to observe consumers' desires and needs, which of course will have an impact on increasing product sales. Besides that, sales transaction data, if processed, can produce useful information which can become a sales strategy to improve marketing. The FP-Growth algorithm will be used for the association approach in this research. The FP-Growth algorithm is a development of the apriori algorithm, it corrects the shortcomings of the apriori algorithm. To obtain a frequent item set, the a priori algorithm must generate candidates. From the research results, calculations using RapidMiner with a Support value of 30% and a Confidence value of 80% with transaction data of 800 records produced 36 rules.

ABSTRAK

LM Mart merupakan salah satu usaha toko BumDesa yang berlokasi di Jl Raya Purwodadi-Semarang Km.13 kecamatan Godong Kabupaten Grobogan. Produk yang dijual meliputi berbagai bahan pangan pokok (sembilan bahan pokok) untuk kebutuhan masyarakat umum. Data disimpan dalam database toko LM Mart. Salah satunya adalah memperbanyak data transaksi. Dengan semakin meningkatnya volume data di LM Mart, fungsi analisis yang menganalisis data secara manual harus digantikan dengan aplikasi berbasis komputer. Permasalahan yang ada pada Toko LM Mart adalah pedagang kurang mempunyai kemampuan dalam mengamati keinginan dan kebutuhan konsumen yang tentunya akan berdampak pada peningkatan penjualan produk. Selain itu data transaksi penjualan jika diolah dapat menghasilkan informasi bermanfaat yang dapat menjadi strategi penjualan untuk meningkatkan pemasaran. Algoritma FP-Growth akan digunakan untuk pendekatan asosiasi pada penelitian ini. Algoritma FP-Growth merupakan pengembangan dari algoritma apriori, memperbaiki kekurangan dari algoritma apriori. Untuk mendapatkan kumpulan item yang sering, algoritma apriori harus menghasilkan kandidat. Dari hasil penelitian perhitungan menggunakan RapidMiner dengan nilai Support sebesar 30% dan nilai Confidence sebesar 80% dengan data transaksi sebanyak 800 record menghasilkan 36 rule.

Kata Kunci: Data Mining; Fp-Growth; Asosiasi;

Correspondence:

Happy Dewi Ariyantini

Universitas An Nuur Purwodadi, Email; happyda2001@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Dewasa ini, kemajuan teknologi informasi berdampak di peningkatan volume data yang dikumpulkan dalam database dengan cepat dan terus menerus. Demikian juga dengan data transaksi penjualan dari waktu ke waktu akan semakin meningkat, seperti halnya permintaan konsumen yang semakin tinggi yang harus diimbangi dengan menggunakan teknologi untuk proses penjualan dan melaporkan hasil penjualan.

Suatu usaha selalu mengusahakan untuk memaksimalkan keuntungan. Keuntungan ini dapat dicapai jika pemilik usaha dapat memanfaatkan potensi dan peluang bisnis saat ini. Dengan meningkatkan strategi pemasaran yang tepat dan akurat. Namun, menjalankan bisnis membutuhkan waktu, pengalaman, kesabaran, manajemen yang kompeten, dan faktor lainnya.

Toko LM Mart adalah salah satu usaha toko BumDesa yang berdomisili di Jl Raya Purwodadi-Semarang Km.13 kecamatan Godong Kabupaten Grobogan. Produk-produk yang dijual dari berbagai barang sembako (sembilan bahan pokok) kebutuhan masyarakat secara umum.

Permasalahan Toko LM Mart adalah pedagang kurang memiliki kemampuan untuk mengamati antara, keinginan dan kebutuhan konsumen, yang tentunya akan berdampak pada peningkatan penjualan produk.

Algoritma FP-Growth adalah pengembangan dari algoritma apriori, ia mengoreksi kekurangan dari algoritma

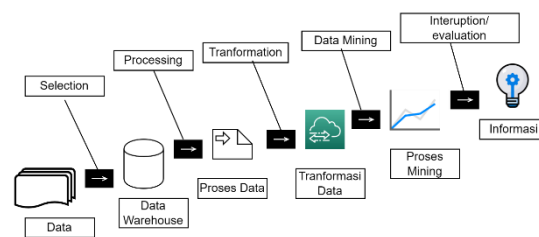
apriori. Untuk mendapatkan frequent item set, algoritma apriori harus menghasilkan kandidat. Namun, algoritma FP-Growth tidak menghasilkan kandidat karena menggunakan konsep pembangunan pohon dalam pencariannya untuk set item yang sering yang disebut dengan FP-Tree.

FP-Tree yang dihasilkan dapat menggunakan data transaksi dengan item yang sama, mengurangi pemindaian database berulang dalam proses penambangan dan membuatnya lebih cepat dengan alat RapidMiner.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 DATA MINING

Data Mining adalah teknik penggalian informasi dari volume data yang sangat besar dengan mencari pola dan hubungan yang tersembunyi di dalam jumlah data yang besar.



Gambar 2 Data Mining

Tahapan-tahapan proses KDD ;

1. Pembersih data (data cleaning) : Pembersihan data mencakup aktivitas seperti menghilangkan kebisingan dan data yang salah atau tidak relevan..
2. Integrasi data (data integration) yaitu proses pengumpulan data ke dalam database baru.

3. Seleksi data (data selection) Pemilihan data yang sesuai dalam proses analisis database, langkah ini dilakukan karena beberapa data dalam database seringkali tidak diperlukan.
4. Transformasi data (data transformation) yaitu data diubah menjadi format yang sesuai untuk diproses.
5. Proses mining merupakan metode prosedur utama dalam penelitian ini, menggunakan pendekatan yang bertujuan untuk menemukan pengetahuan penting dan tersembunyi.
6. Evaluasi pola (pattern evaluation) Temuan fase ini dapat diidentifikasi dalam bentuk pola yang berbeda dalam bentuk analisis berbasis pengetahuan dan prediksi dan model evaluasi untuk menentukan apakah asumsi benar-benar direalisasikan atau sebaliknya.
7. Presentasi pengetahuan (knowledge presentation) Metode yang dilakukan untuk memperoleh pengetahuan melalui penyajiannya secara visualisasi.

2.2 ASSOCIATION RULES

Association Rules adalah metode data mining yang berupaya untuk mencari sekumpulan items yang sering muncul bersamaan. Aturan asosiasi ini biasanya disebut Market Basket Analysis.

Dalam menentukan suatu association rule, terdapat ukuran yang menentukan bahwa informasi atau knowledge dianggap menarik (interestingness measure). Ukuran ini berasal dari hasil pengolahan data menggunakan rumus tertentu.

Berikut rumus support dan confidence sebagai berikut:

- Support adalah nilai yang menunjukkan seberapa sering item

atau kumpulan item muncul dalam keseluruhan transaksi.

Nilai Support dari 1 item diperoleh dengan menggunakan rumus berikut;

Support (A) :

$$\frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A}}{\text{Total Transaksi}} \times 100\%$$

Sedangkan nilai support dari 2 item diperoleh dari rumus berikut :

Support (A∩B) :

$$\frac{\sum \text{Jumlah Transaksi Mengandung A dan B}}{\sum \text{Total Transaksi}} \times 100\%$$

- Confidence adalah nilai menunjukkan hubungan antara dua objek, khususnya seberapa sering item B muncul dalam transaksi termasuk item A.

Nilai pada Confidence diperoleh dengan menggunakan rumus berikut;

Confidence :

$$\frac{\sum \text{Jumlah Transaksi Mnengandung A dan B}}{\sum \text{Jumlah Transaksi Mengandung A}} \times 100$$

2.3 Frequent Pattern Growth

Frequent Pattern Growth yaitu algoritma yang sering digunakan untuk menemukan hubungan asosisasi dalam data yang terdiri dari beberapa kelompok data dengan memeriksa pola yang sering muncul secara bersamaan.

2.4 RapidMiner

Rapid Miner adalah perangkat lunak yang dibuat oleh Dr. Markus Hofmann dari Institut Teknologi Blanchardstown dan Ralf Klinkenberg dari rapidi.com yang berbasis GUI (Graphical User Interface) untuk memudahkan pengguna menggunakannya. RapidMiner adalah program gratis dan bersifat terbuka (open source).

3. METODELOGI PENELITIAN

3.1 Tempat dan Waktu

3.1.1 Tempat

Dalam menyelesaikan penelitian ini tentunya membutuhkan tempat dan waktu untuk penyediaan penelitian. Penelitian ini dilaksanakan di LM Mart .

3.1.2 Waktu

No	Waktu	Maret	April	Mei	Juni	Juli
1	Perencanaan					
2	Pengumpulan data					
3	Analisis Data					
4	Pengujian					

Tabel 3.1 Waktu Penelitian

3.2 Bahan dan Alat Penelitian

3.2.1 Hardware

Perangkat keras yang digunakan;

Hardware	
Laptop :	Hp
Prosesor :	Intel(R) Core(TM) i5-4210U CPU @ 1.70GHz 2.40 GHz
RAM :	4.00 GB

Tabel 3.2 Perangkat Keras

3.2.2 Software

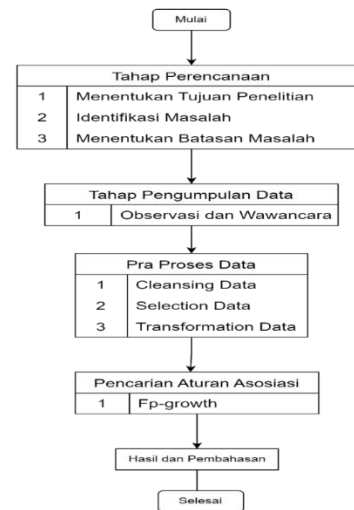
Perangkat lunak yang digunakan;

NO	SOFTWARE
1	Windows 10 Pro
2	Microsoft Office Excel
3	RapidMiner 9.10

Tabel 3.3 Perangkat Lunak

3.3 Pemodelan Penelitian

Alur penelitian yang digunakan peneliti;



Gambar 3.1 Alur Penelitian

3.3.1 Tahap Perencanaan

1. Menentukan tujuan penelitian Pada tahap ini menentukan judul tugas akhir, serta tujuan dan ruang lingkup kesulitan yang muncul, pada tahap ini. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk merekomendasikan produk berdasarkan algoritma FP-Growth.
2. Mengidentifikasi masalah artinya merumuskan masalah yang hendak dijadikan penelitian dari permasalahan-permasalahan yang didapatkan pada survei lapangan.
3. Menetapkan Batasan Masalah. Dalam kegiatan ini, peneliti mengidentifikasi batas-batas masalah penelitian.

3.3.2 Teknik Pengumpulan Data

1. Studi observasi yaitu teknik atau pendekatan untuk mendapatkan data primer dengan cara mengamati langsung objek datanya.
2. Studi wawancara yaitu studi yang dilakukan peneliti langsung ketempat dengan memberikan pertanyaan yang terencana dan diajukan secara lisan kepada responden dengan tujuan

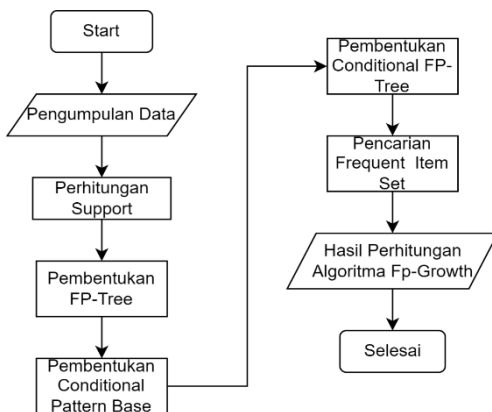
mendapatkan informasi mengenai data yang dibutuhkan.

3.3.3 Teknik Preprocessing Data

1. Cleaning data adalah proses membersihkan data untuk memastikan keakuratan, konsistensi dan kegunaan data.
2. Seleksi Atribut bertujuan untuk menentukan atribut atau kolom beserta record data yang hendak digunakan pada proses mining selanjutnya agar memudahkan proses Analisa data dan memastikan kualitas data.
3. Transformasi data, setelah melalui proses seleksi proses selanjutnya adalah Transformasi data yang bertujuan untuk membentuk format data yang sesuai dengan format mining Algoritma Fp-Growth.

3.3.4 Aturan Asosiasi FP-Growth

Untuk menentukan frequent itemset pada data transaksi tersebut, dapat digambarkan dalam blok diagram sebagai berikut:



Gambar 3.2 Aturan Asosiasi

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Tahap Perencanaan

Tahapan awal yang dilakukan adalah mempersiapkan data transaksi dari LM Mart dari bulan Oktober sampai September

2022. Untuk mendapat analisa data maka data penjualan di export kedalam database Microsoft excel karena database Microsoft excel bersifat spreadsheet sehingga sangat mendukung dalam analisa data.

4.2 Pengumpulan Data

Data ini sendiri adalah hal utama yang digunakan untuk penelitian. Data yang digunakan data transaksi yang terdiri dari 800 record lebih dari bulan Oktober sampai September 2022. Kemudian data tersebut akan diseleksi dengan milih, membersihkan dan memisahkan data yang akan digunakan.

Gambar 4.1 Data transaksi yang mentah

4.3 Tahap Preprocessing

Tahap preprocessing ini adalah tahap dimana data transaksi akan dikelompokkan berdasarkan atribut yang akan digunakan. Data transaksi LM Mart yang sebelumnya berbentuk file excel (.xlsx), selanjutnya akan dibersihkan yang digunakan untuk penelitian.

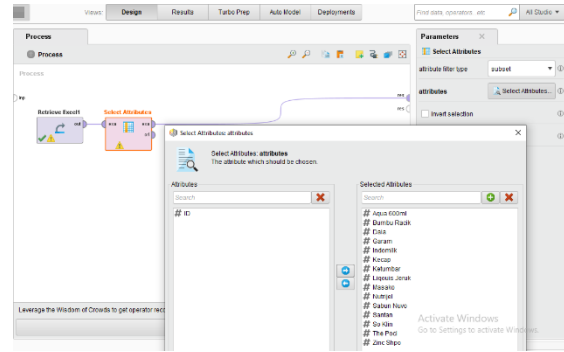
1. Proses Cleaning Data.
2. Proses Seleksi Data.

Gambar 4.2 Data yang sudah dibersihkan

Gambar 4.5 Tampilan Seleksi Data

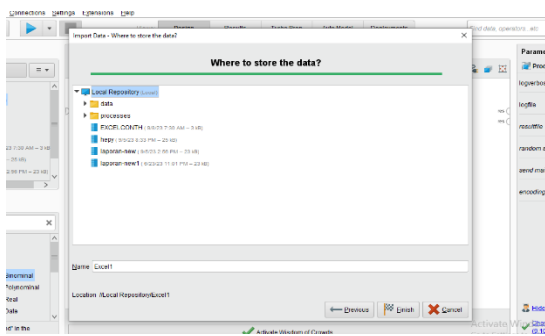
3. Proses Transformasi Data.

Selanjutnya adalah proses dimana menyeleksi atribut yang tidak akan digunakan dalam pengolahan. Contohnya pada gambar diatas masih ada atribut Id, karena atribut Id tidak ikut diproses, hanya atribut nama barang saja yang diperlukan. Maka perlu diseleksi agar hilang, seperti gambar dibawah ini adalah proses seleksi.

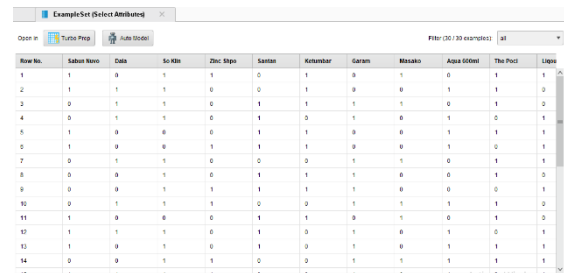


Gambar 4.4 Tampilan hasil transformasi

1. Pilih importing data ke dalam repositori yang akan diproses

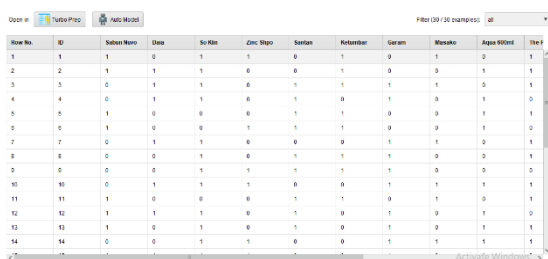


Gambar 4.2 Import ke Rapidminer



Gambar 104.5 Hasil Transformasi Data

2. Masuk ke menu Design, Pilih data yang sudah diimport tadi lalu drag and drop ke dalam Proses.



Gambar 4.3 Tampilan data yang sudah diimport

3. Untuk menghilangkan id, peneliti akan melakukan seleksi data untuk menghilangkan id tersebut. Pilih Operator Select Attributes, di bawah ini gambar tahap seleksi.

Setelah proses transformasi dan seleksi selesai, selanjutnya memulai melakukan pengolahan dengan RapidMiner untuk mencari hasil asosiasi menggunakan algoritma Fp-Growth.

4.4 Mencari Aturan Asosiasi

Peneliti akan melakukan perhitungan support dan confidence dengan tujuan memberi batasan nilai min support dan nilai min confidence yang akan digunakan dalam pengolahan nantinya.

Dibawah ini merupakan beberapa nilai yang peneliti gunakan antara 10%, 20%,30%, 40%.

Min support 10 %	Hasil
2 kombinasi	Tidak ada 2 kombinasi dengan nilai support 10%
3 kombinasi	Menghasilkan 16 rules terbaik dengan 3 kombinasi. Garam, Zinc Shampo -> So Klin (support 16% confidence 83%)
4 kombinasi	Menghasilkan 82 rules tertinggi dengan 4 kombinasi. Rules terbaik adalah So Klin,

	Santan, Bumbu Racik -> The Poci (support 16% confidence 83%)
5 kombinasi	Menghasilkan 16 Rules tertinggi dengan 5 Kombinasi. Rules terbaik adalah So Klin, Santan, Liqouis Jeruk, Aqua 600ml -> Garam (Support 16% Confidence 83%)

Tabel 4.1 Perhitungan MinSupp 10%

Min support 20%	Hasil
2 kombinasi	Tidak ada hasil dengan 2 kombinasi dengan support 20%
3 kombinasi	Menghasilkan 65 rules terbaik dengan 3 kombinasi. Rules tertingi adalah The Poci, Kecap -> So Klin (Support 20% dan Confidence 85%).
4 kombinasi	Menghasilkan 7 Rules Terbaik dengan 4 kombinasi. Rules tertingii adalah So Klin, Santan, Liqouis Jeruk -> Garam (Support 23% dan Confidence 87%)
5 kombinasi	Hanya 1 rules yang memenuhi support dari 5 kombinasi. Rules tertinggi adalah So Klin, Santan, Garam, Kecap -> Indomilk (Support 20% dan Confidence 85%).

Tabel 4.2 Perhitungan MinSupp 20%

Min Support 30%	Hasil
2 Kombinasi	Hanya 1 Rules yang masuk kedalam Support 30%, yaitu Kecap -> Santan (Support 36% dan Confidence 84%).
3 Kombinasi	Menghasilkan 2 Rules terbaik memenuhi Support 30%. Rules tertinggi adalah So Klin, Liqouis Jeruk -> Garam (Support 33% dan Confidence 83%).
4 Kombinasi	Tidak ada hasil dari 4 kombinasi yang memenuhi support 30%.

Tabel 4.3 Perhitungan MinSupp 30%

Min Support 40%	Hasil

2 kombinasi	Hanya 1 rules terbaik yang memenuhi support 40%. Rules tertinggi adalah Garam -> So Klin (Support 46% dan Confidence 82%).
-------------	--

Tabel 4.4 Perhitungan MinSupp 40%

Dari hasil perhitungan support dari 10%,20%,30% dan 40% dapat diambil kesimpulan bahwa support 30% adalah support yang bisa digunakan untuk penelitian. Karena support 30% memenuhi dari semua kombinasi.

Lalu peneliti akan melakukan perhitungan pada Confidence, diantara nilai 50%,60%,70%, 80%, 90%

Min Confidence 50 %	Menghasilkan 22 rules terbaik dengan Nilai Min Confidence 50%. Rules tertinggi adalah Santan -> Kecap (Support 36 dan Confidence 55%).
Min Confidence 60%	Hanya 4 rules terbaik dari Support 30% dan Confidence 60%. Rules Tertinggi adalah Masako -> So Klin (Support 33% dan Confidence 66%).
Min Confidence 70%	Hanya 12 Rules terbaik yang memenuhi Support 30% dan Confidence 70%. Rules tertinggi adalah Liqouis Jeruk, Garam -> Santan (Support 30% dan Confidence 75%).
Min Confidence 80%	Hanya 3 Rules terbaik yang memenuhi Support 30% dan Confidence 80%. Rules terbaik adalah So Klin, Liqouis Jeruk -> Garam (Support 33% dan Confidence 83%)
Min Confidence 90%	Tidak ada hasil dari Confidence 90%.

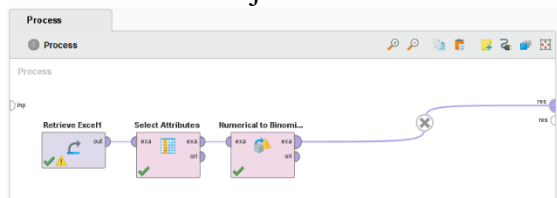
Tabel 4.5 Perhitungan Perbandingan MinConf

Hasil pengolahan diatas menjelaskan semakin rendah nilai confidence maka semakin banyak rules yang dihasilkan. Kemudian dari item yang dihasilkan tersebut ternyata nilai confidence 0,899 atau 89% yang paling tertinggi yang dapat

dihasilkan aturannya (rules), sedangkan nilai 90% tidak menghasilkan rules/ aturan. Jadi nilai support dan nilai min confidence yang digunakan untuk pengolahan adalah Support 30% dan Confidence 80%.

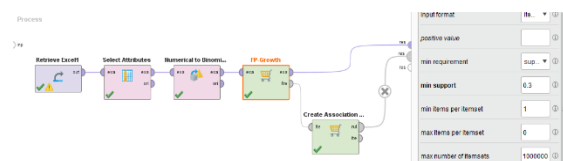
Berikut langkah-langkah proses metode Asosiasi;

1. Gunakan operator Numerical to Binominal untuk keperluan Asosiasi FP-Growth maka value pada data akan kita ubah menjadi binominal.



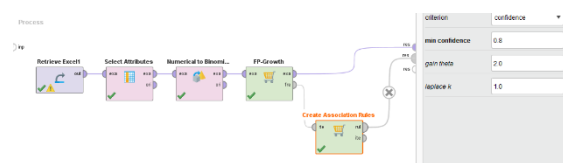
Gambar 4.6 Operator Numerical to Binominal

2. Setelah Numeric to Binominal, selanjutnya adalah menerapkan operator Fp-Growth. Operator Fp-Growth ini digunakan untuk menghasilkan frequent item set yang akan digunakan oleh operator berikutnya.



Gambar 4.7 Operator FP-Growth

3. Selanjutnya Operator Asosiasi ini digunakan untuk menghasilkan aturan asosiasi dengan menentukan nilai minimal confidence dari item set data transaksi yang sudah dimasukkan ke dalam model.



Gambar 4.8 Operator Association

Gambar diatas sudah terealisasi atribut-atribut yang digunakan dalam pengujian. Seperti read excel, selection atribut,

numerical to binominal, fp-growth, dan create association rules.

No.	Premises	Conclusion	Support	Confidence	LaPlace	Gain	p-s	LIR
12	Garam	So Klin	0.467	0.824	0.936	-0.567	0.070	1.176
13	So Klin, Liqueus Jeruk	Garam	0.333	0.833	0.952	-0.467	0.107	1.471
14	Liqueus Jeruk, Garam	So Klin	0.333	0.833	0.952	-0.467	0.053	1.190
15	Kecap	Santan	0.367	0.846	0.953	-0.500	0.078	1.209
16	So Klin, Kecap	Santan	0.267	0.889	0.974	-0.333	0.067	1.333
17	The Poci, Zinc Shpo	So Klin	0.267	0.889	0.974	-0.333	0.057	1.270
18	Garam, Aqua 600ml	So Klin	0.267	0.889	0.974	-0.333	0.057	1.270
19	Indomilk, Kecap	Santan	0.267	0.889	0.974	-0.333	0.067	1.333
20	Ketumbar, Nutrijel	Santan	0.267	0.889	0.974	-0.333	0.067	1.333
21	Garam, Aqua 600ml	Liqueus Jeruk	0.267	0.889	0.974	-0.333	0.077	1.404
22	Aqua 600ml, Sabun Nuvo	Liqueus Jeruk	0.267	0.889	0.974	-0.333	0.077	1.404
23	Garam, Kecap	Indomilk	0.267	0.889	0.974	-0.333	0.097	1.569
24	Indomilk, Kecap	Garam	0.267	0.889	0.974	-0.333	0.097	1.569
25	Santan, Garam, Indomilk	Kecap	0.267	0.889	0.974	-0.333	0.137	2.051
26	Santan, Kecap	Santan, Indomilk	0.267	0.889	0.974	-0.333	0.137	2.051
27	Santan, Garam, Kecap	Indomilk	0.267	0.889	0.974	-0.333	0.097	1.569

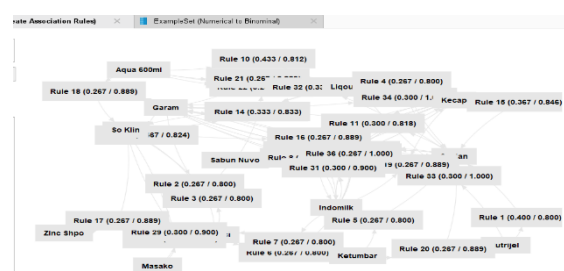
Gambar 4.9 Hasil MinSup 30% 2 Kombinasi

Hasil aturan asosiasi terbaik yang didapat dengan nilai min 30% dan nilai confidence 80% 2 kombinasi adalah jika konsumen membeli kecap juga membeli santan dengan nilai support 36% dan nilai min confidence 84%.

No.	Premises	Conclusion	Support	Confidence	LaPlace	Gain
10	So Klin, Liqueus Jeruk	Garam	0.333	0.833	0.952	-0.4
11	Liqueus Jeruk, Garam	So Klin	0.333	0.833	0.952	-0.4
12	So Klin, Bumbu Racik	The Poci	0.233	0.875	0.974	-0.3
13	The Poci, Bumbu Racik	So Klin	0.233	0.875	0.974	-0.3
14	The Poci, Dala	So Klin	0.233	0.875	0.974	-0.3
15	Garam, Nutrijel	So Klin	0.233	0.875	0.974	-0.3
16	Indomilk, Zinc Shpo	So Klin	0.233	0.875	0.974	-0.3
17	So Klin, Bumbu Racik	Sabun Nuvo	0.233	0.875	0.974	-0.3
18	Garam, Nutrijel	Santan	0.233	0.875	0.974	-0.3
19	Bumbu Racik, Kecap	Santan	0.233	0.875	0.974	-0.3
20	Liqueus Jeruk, Bumbu Racik	Sabun Nuvo	0.233	0.875	0.974	-0.3
21	Ketumbar, Zinc Shpo	Sabun Nuvo	0.233	0.875	0.974	-0.3
22	So Klin, Santan, Liqueus Jeruk	Garam	0.233	0.875	0.974	-0.3
23	So Klin, Santan, Kecap	Garam	0.233	0.875	0.974	-0.3
24	So Klin, Liqueus Jeruk, Aqua 600ml	Garam	0.233	0.875	0.974	-0.3
25	So Klin, Garam, Aqua 600ml	Liqueus Jeruk	0.233	0.875	0.974	-0.3

Gambar 4.10 Hasil Minsup 30% 3 Kombinasi

Hasil aturan asosiasi terbaik yang didapat jika menggunakan Nilai min support 30% dan nilai min confidence 80% 3 kombinasi adalah jika konsumen membeli So Klin dan Liqueus jeruk juga membeli Garam dengan nilai support 33% dan nilai confidence 83%.



Gambar 4.11 Hasil Grafik Asosiasi

AssociationRules

```
Association Rules
[Nutrijel ] --> [Santan] (confidence: 0.800)
[The Poci, Garam] --> [So Klin] (confidence: 0.800)
[The Poci, Sabun Nuvo] --> [So Klin] (confidence: 0.800)
[Liquois Jeruk, Kecap] --> [Santan] (confidence: 0.800)
[Indomilk, Ketumbar] --> [Santan] (confidence: 0.800)
[The Poci, Ketumbar] --> [Indomilk] (confidence: 0.800)
[Indomilk, Ketumbar] --> [The Poci] (confidence: 0.800)
[Garam, Indomilk] --> [Kecap] (confidence: 0.800)
[Garam, Indomilk] --> [Santan, Kecap] (confidence: 0.800)
[Aqua 600ml] --> [Liquois Jeruk] (confidence: 0.812)
[Santan, Kecap] --> [Garam] (confidence: 0.818)
[Garam] --> [So Klin] (confidence: 0.824)
[So Klin, Liquois Jeruk] --> [Garam] (confidence: 0.833)
[Liquois Jeruk, Garam] --> [So Klin] (confidence: 0.833)
[Kecap] --> [Santan] (confidence: 0.846)
[So Klin, Kecap] --> [Santan] (confidence: 0.889)
[The Poci, Zinc Shpo] --> [So Klin] (confidence: 0.889)
[Garam, Aqua 600ml] --> [So Klin] (confidence: 0.889)
[Indomilk, Kecap] --> [Santan] (confidence: 0.889)
[Ketumbar, Nutrijel ] --> [Santan] (confidence: 0.889)
[Garam, Aqua 600ml] --> [Liquois Jeruk] (confidence: 0.889)
[Aqua 600ml, Sabun Nuvo] --> [Liquois Jeruk] (confidence: 0.889)
[Garam, Kecap] --> [Indomilk] (confidence: 0.889)
[Indomilk, Kecap] --> [Garam] (confidence: 0.889)
[Santan, Garam, Indomilk] --> [Kecap] (confidence: 0.889)
[Garam, Kecap] --> [Santan, Indomilk] (confidence: 0.889)
[Santan, Garam, Kecap] --> [Indomilk] (confidence: 0.889)
[Indomilk, Kecap] --> [Santan, Garam] (confidence: 0.889)
```

Gambar 4.12 Hasil Aturan Asosiasi pada RapidMiner

Terlihat dari gambar diatas merupakan hasil spesifikasi asosiasi yang didapat dari proses perhitungan di Rapidminer yaitu ada 36 rules asosiasi.

Bedasarkan hasil pola kombinasi diatas, dapat dibaca nilai support dan confidence yang sudah ditentukan sebagai berikut :

1. Jika konsumen membeli Nutrijel juga membeli Santan dengan nilai confidence 80%.
2. Jika konsumen membeli Teh Poci, Garam juga membeli So Klin dengan nilai confidence 80%.
3. Jika konsumen membeli Teh Poci, Sabun Nuvo juga membeli So Klin dengan nilai confidence 80%.

5.KESIMPULAN DAN SARAN

Bedasarkan data dan hasil pembahasan maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Algoritma fp-growth dapat membantu sebuah usaha toko untuk mengetahui stok barang yang sering dibeli oleh konsumen sehingga tidak akan terjadi kelangkaan pasokan.

2. Dari keseluruhan data sampel penjualan dapat diperoleh 36 rules yang terdiri dari 3 Rules Asosiasi yang memenuhi Nilai Support 30% Nilai Kombinasi 83%, 9 rules yang memenuhi nilai confidence 80% Nilai Support 30% .
3. Bedasarkan pengujian pengolahan, peneliti menyimpulkan semakin tinggi nilai support dan confidence semakin sedikit aturan yang didapat dan sebaliknya. Jika nilai support dan confidence semakin kecil semakin banyak data aturan yang didapat.
4. Konsumen cenderung membeli item yang saling berhubungan yaitu jika konsumen membeli Kecap juga membeli Santan dengan nilai confidence 80%.

5.2 Saran

Adapun saran yang dapat dilakukan agar pengembangan sistem ini menjadi lebih baik adalah pada penelitian selanjutnya bisa menggunakan algoritma lain yang digunakan untuk penelitian ini. Dapat menggunakan Decision Tree, K-nearest neighbor.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdullah, Asrul. 2018. "Rekomendasi Paket Produk Guna Meningkatkan Penjualan Dengan Metode FP-Growth." *Khazanah Informatika: Jurnal Ilmu Komputer Dan Informatika* 4(1):21. doi: 10.23917/khif.v4i1.5794.
- Aprilla Dennis. 2013. "Belajar Data Mining Dengan RapidMiner." *Innovation and Knowledge Management in Business Globalization: Theory & Practice, Vols 1 and 2* 5(4):1-5.

- Ardiansyah, Dian, and Walim Walim. 2018. "Algoritma C4.5 Untuk Klasifikasi Calon Peserta Lomba Cerdas Cermat Siswa Smp Dengan Menggunakan Aplikasi Rapid Miner." *Jurnal Inkofar* 1(2):5–12.
- Astrina, Icca, Muhammad Zainal Arifin, and Utomo Pujiyanto. 2019. "Penerapan Algoritma FP-Growth Dalam Penentuan Pola Pembelian Konsumen Pada Kain Tenun Medali Mas." 9(1):32–40.
- Chen, Yen Liang, Kwei Tang, Ren Jie Shen, and Ya Han Hu. 2005. "Market Basket Analysis in a Multiple Store Environment." *Decision Support Systems* 40(2):339–54. doi: 10.1016/J.DSS.2004.04.009.
- Hasuna, Siti, Widi Hastomo, Ellya Sestri, and Nawang Kalbuana. 2020. "Implementasi Association Rule & Frequent Pattern Growth Untuk Penentuan Sistem Rekomendasi Keputusan Pembelian." *Prosiding SeNTIK* 4(1):175–79.
- Hossain, Mr, Arif Mohammad, Akib Khan, Kazi Mohammad Solaiman, Touhid Hossain Pritom, Kazi Mohammad, Solaiman Touhid, and Hossain Pritom. 2017. "Market Basket Analysis for Improving the Effectiveness of Marketing and Sales Using Apriori, FP Growth and Eclat Algorithm Signature of Supervisor Signature of Author." (August):1–61.
- Kurniawan, Sigit, Windu Gata, and Hari Wiyana. 2018. "Analisis Algoritma FP-Growth Untuk Rekomendasi Produk Pada Data Retail Penjualan Produk Kosmetik (Studi Kasus: MT Shop Kelapa Gading)." *Seminar Nasional Teknologi Informasi Dan Komunikasi 2018 (SENTIKA 2018)* 2018(8):61–69.
- Lestari, Lutvi, and Amalina Maryam Zakiyyah. 2020. "JAYA Universitas Muhammadiyah Jember ABSTRAK Toko Delima Jaya Merupakan Sebuah Toko Yang Berada Di Bidang Penjualan Barang Seperti Kosmetik Dan Peralatan Rumah Tangga . Permasalahan Yang Terjadi Pada Toko Delima Jaya Yaitu Terjadinya Kekurangan Di Suatu P."
- Lestari, Yuyun Dwi. 2015. "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma FP-Tree Dan FP-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Obat Yuyun Dwi Lestari Program Studi Teknik Informatika , Sekolah Tinggi Teknik Harapan Seminar Nasional Teknologi Informasi Dan Komunikasi (SNASTIKOM 2015)." *Seminar*

- Nasional Teknologi Informasi Dan Komunikasi (SNASTIKOM 2015)*
ISBN 976-602-19837-9-9
(Snastikom):60–65.
- Sholikin, Sholikin. 2019. “Algoritma Fp-Growth Dalam Teknik Market Basket Analysis Sparepart Komputer Pada Jasa Servis Komputer (Studi Kasus : Cv. Karya Computer Center).” *Pelita Informatika: Informasi Dan Informatika* 8(2):597–602.
- Soepomo, Prof. 2014. “PENGUNAAN ALGORITMA FP-GROWTH UNTUK MENEMUKAN ATURAN ASOSIASI PADA DATA TRANSAKSI PENJUALAN OBAT DI APOTEK (Studi Kasus : APOTEK UAD).” *JSTIE (Jurnal Sarjana Teknik Informatika) (E-Journal)* 2(3):130–39.
- Sudarsono, Bernadus Gunawan, Marcell Ignatius Leo, Ali Santoso, and Felix Hendrawan. 2021. “Analisis Data Mining Data Netflix Menggunakan Aplikasi Rapid Miner.” *JBASE - Journal of Business and Audit Information Systems* 4(1):13–21. doi: 10.30813/jbase.v4i1.2729.
- Suhada, Satia, Daniel Ratag, Gunawan Gunawan, Dede Wintana, and Taufik Hidayatulloh. 2020. “Penerapan Algoritma Fp-Growth Untuk Menentukan Pola Pembelian Konsumen Pada Ahass Cibadak.” *Swabumi* 8(2):118–26. doi: 10.31294/swabumi.v8i2.8077.
- Wadanur, Aditya, and Aprilisa Arum Sari. 2022. “Implementasi Algoritma Apriori Dan FP-Growth Pada Penjualan Spareparts.” *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika* 6(1):107–15. doi: 10.29408/edumatic.v6i1.5470.
- Wardani, Fajar Adhinda Kusuma, and Titin Kristiana. 2020. “Implementasi Data Mining Penjualan Produk Kosmetik Pada PT. Natural Nusantara Menggunakan Algoritma Apriori.” *Paradigma - Jurnal Komputer Dan Informatika* 22(1):85–90. doi: 10.31294/p.v22i1.6520.
- Wibowo, Alexander Radityo, and Arief Jananto. 2020. “Implementasi Data Mining Metode Asosiasi Algoritma FP-Growth Pada Perusahaan Ritel.” *Inspiration: Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi* 10(2):200. doi: 10.35585/inspir.v10i2.2585.
- Yoo, Byong Kook, and Soon Hong Kim. 2023. “Regional Difference in Retail Product Association of Market Basket

Analysis in US.” *Journal of*
Distribution Science 21(4):121–29.
doi: 10.15722/jds.21.04.202304.121.