

IMPLEMENTASI POLA PENJUALAN MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH PADA TOKO BANGUNAN HADI JAYA

Nursuviyani Jannah, Willy Prihartono

Program Studi Komputerisasi Akuntansi, Sekolah Tinggi Manajemen Informatika dan Komputer (STMIK) IKMI Cirebon Jl. Perjuangan No.10B, Karyamulya, Kec. Kesambi, 45131, Cirebon, Indonesia
Nursuvi82@gmail.com

ABSTRAK

Dalam industri ritel, memahami pola penjualan merupakan faktor utama dalam meningkatkan efisiensi operasional dan menyusun strategi pemasaran yang efektif. Toko Bangunan Hadi Jaya menghadapi tantangan dalam pengelolaan stok akibat perubahan permintaan yang tidak terduga. Ketidakseimbangan stok, baik berlebih maupun kurang, dapat menghambat operasional dan berdampak pada kepuasan pelanggan. Oleh karena itu, diperlukan metode analisis yang mampu mengidentifikasi pola pembelian guna mengoptimalkan pengelolaan stok serta meningkatkan strategi pemasaran. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma FP-Growth dalam menganalisis pola penjualan sehingga dapat membantu toko dalam manajemen stok dan pengambilan keputusan bisnis secara lebih akurat. Studi ini menggunakan pendekatan *Knowledge Discovery in Databases* (KDD), yang mencakup tahapan seleksi data, preprocessing, transformasi, data mining, dan evaluasi. Data transaksi selama satu tahun dianalisis menggunakan perangkat lunak RapidMiner untuk mengidentifikasi keterkaitan antar produk berdasarkan nilai support dan confidence. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa beberapa produk, seperti pasir, semen, pintu, dan jendela, memiliki keterkaitan dalam pola pembelian dengan confidence lebih dari 0,6. Hasil analisis ini dapat digunakan sebagai acuan dalam perencanaan stok, pengelompokan produk, serta strategi pemasaran untuk meningkatkan efisiensi operasional dan kepuasan pelanggan.

Kata kunci : Data mining , Algoritma FP-Growth, , Pola pembelian, Manajemen stok, Toko bangunan..

1. PENDAHULUAN

Dalam era digital saat ini, analisis data penjualan menjadi sangat penting bagi keberlangsungan bisnis, termasuk dalam sektor ritel bahan bangunan. Toko Bangunan Hadi Jaya, sebagai salah satu pelaku usaha di bidang ini, perlu memahami pola penjualan untuk meningkatkan efisiensi operasional dan strategi pemasaran.

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk menganalisis pola penjualan adalah algoritma *FP-Growth* (*Frequent Pattern Growth*). Algoritma ini efektif dalam menemukan pola asosiasi dalam data besar, sehingga dapat membantu dalam pengambilan keputusan yang lebih baik terkait produk yang sering dibeli bersamaan oleh konsumen. Dengan menggunakan *FP-Growth*, Toko Bangunan Hadi Jaya dapat mengidentifikasi produk-produk yang memiliki hubungan kuat dalam penjualannya, yang pada gilirannya dapat meningkatkan penjualan dan kepuasan pelanggan.

Dalam penelitian terdahulu yang berjudul "Identifikasi Pola Penjualan Kategori Barang dalam Menjaga Stabilitas Stok Barang Menggunakan Algoritma *FP-Growth*", peneliti mengidentifikasi masalah terkait pengelolaan stok barang di Ulfamart *MiniMarket* yang tidak optimal, yang dapat mempengaruhi kemampuan memenuhi kebutuhan konsumen. Peneliti mengidentifikasi masalah terkait pengelolaan stok barang di Ulfamart *MiniMarket* yang tidak optimal, yang dapat mempengaruhi kemampuan memenuhi kebutuhan konsumen. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah algoritma *FP-*

Growth untuk menganalisis data transaksi penjualan, dengan nilai minimum *support* sebesar 30% dan *confidence* 70%. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma ini berhasil menghasilkan aturan asosiasi yang menunjukkan pola pembelian konsumen, yang dapat digunakan sebagai pedoman untuk menjaga stabilitas stok barang dan meningkatkan penjualan. Penelitian ini menegaskan pentingnya penerapan algoritma *FP-Growth* dalam memahami pola pembelian, yang sejalan dengan tujuan penelitian ini untuk menganalisis pola penjualan di Toko Bangunan Hadi Jaya. [1]

Toko Bangunan Hadi Jaya menghadapi berbagai masalah yang menghalangi pertumbuhan penjualannya. Salah satu masalah utama adalah adanya fluktuasi permintaan yang tidak terduga, yang menyulitkan pengelolaan stok barang. Contohnya, beberapa produk terjual dengan baik pada bulan tertentu, sementara yang lainnya kurang diminati, sehingga menyebabkan kelebihan atau kekurangan stok.

Tujuan penelitian ini adalah untuk membantu Toko Bangunan Hadi Jaya dengan menggunakan algoritma *FP-Growth* untuk mengekstraksi data penjualan yang paling sering di beli atau paling banyak terjual. Hasil pengekstraksi data ini dapat digunakan sebagai referensi mengelola stok dengan lebih efisien dan mengurangi beberapa produk yang jarang dibeli oleh pelanggan. Selain itu, hasil pengeksekusian data ini dapat membantu dalam keputusan pemasaran dan perencanaan stok barang.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penjualan

Penjualan adalah proses pertukaran produk atau layanan dengan uang atau nilai lainnya antara penjual dan pembeli. Dalam konteks bisnis, analisis pola penjualan adalah pendekatan untuk memahami tren dan perilaku konsumen saat membeli produk atau layanan. Untuk membantu perusahaan membuat strategi penjualan yang lebih baik, mengelola stok, dan membuat keputusan bisnis lainnya[2].

Penjualan juga dapat didefinisikan sebagai usaha atau tindakan nyata yang dilakukan untuk mentransfer suatu produk, baik itu barang atau jasa, dari produsen ke konsumen yang dituju. Tujuan utama penjualan adalah keuntungan, atau keuntungan dari barang atau jasa yang dibuat oleh produsen dengan manajemen yang baik. Selama proses penjualan, aktor seperti pelaku penjualan, agen, staf pemasaran, dan pedagang memainkan peran penting dalam menjalankannya.

2.2. Data Mining

Data mining adalah istilah yang digunakan untuk menemukan pengetahuan yang tersembunyi di dalam *database*. *Data mining* merupakan proses semi otomatis yang menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan *machine learning* untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi pengetahuan potensial dan berguna yang bermanfaat yang tersimpan di dalam *database* besar [3].

2.3. Algoritma FP-Growth

Algoritma *Frequent pattern Growth* (FP-Growth) adalah salah satu algoritma alternatif yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (*frequent itemset*) dalam kumpulan data[4].

Algoritma ini efektif dalam menangani kumpulan data yang besar dan menemukan pola asosiatif tanpa perlu membuat himpunan kandidat *itemset* secara eksplisit. Keunggulan algoritma FP-Growth terletak pada pendekatan berbasis pohon (*tree-based*), yang memungkinkan peningkatan efisiensi proses pencarian pola dan pengurangan redundansi dalam *dataset*. Secara keseluruhan, ulasan literatur tentang penggunaan *data mining* dengan algoritma FP-Growth menunjukkan bahwa teknik tersebut telah terbukti efektif dalam mengungkap pola penjualan produk yang dapat membantu pengambilan keputusan bisnis.

Dalam Teknik FP-Growth dapat dibagi menjadi tiga tahapan yaitu [5] :

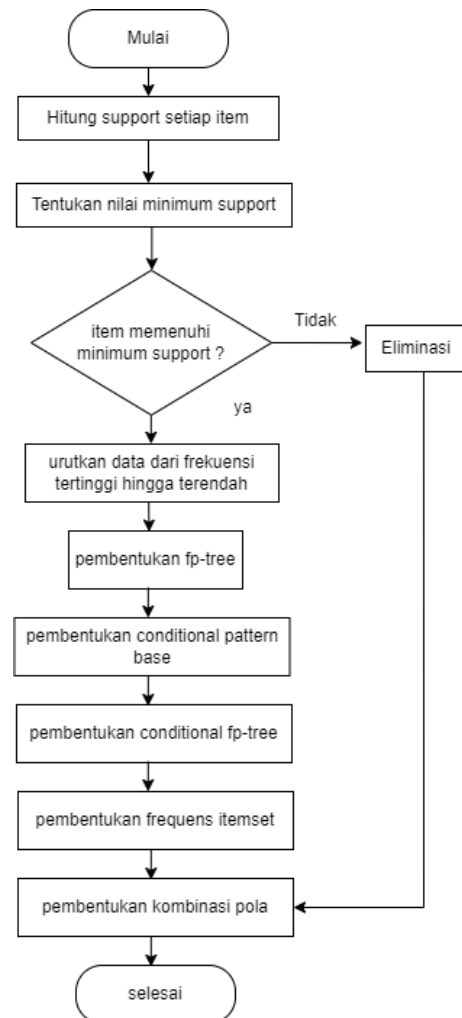
- a. Tahapan pembangkitan *Conditional Pattern Base*
Conditional Pattern Base merupakan sub database yang berisi lintasan *prefix* dan *suffix pattern*. Pembangkitan *conditional pattern base* didapatkan melalui FP-Tree yang telah dibangun sebelumnya
2. Tahapan pembangkitan *Conditional FP-Tree*
Support count dari setiap item pada setiap *conditional pattern base* dijumlahkan, lalu setiap item yang memiliki jumlah *support count* lebih

besar sama dengan minimum *support count* ξ akan dibangkitkan dengan *conditional FP-Tree*.

3. Tahapan pencarian *Frequent Itemset*.

Apabila *Conditional FP-Tree* merupakan lintasan tunggal, maka didapatkan *frequent itemset* dengan melakukan kombinasi item untuk setiap *conditional FP-Tree*. Jika bukan lintasan tunggal, maka dilakukan pembangkitan FP-Growth secara rekursif.

Proses *data mining* menggunakan algoritma FP-Growth dapat dijelaskan melalui suatu diagram alir atau flowchart sebagai berikut :



Gambar 1. Flowchart FP-Growth

Association rule mining atau analisis asosiasi adalah teknik suatu *data mining* untuk menemukan aturan asosiasi antara suatu kombinasi item. *Interestingness measure* yang dapat digunakan dalam *data mining* yaitu:

- a. *Support* adalah suatu ukuran yang menunjukkan seberapa besar tingkat dominasi suatu item atau itemset dari keseluruhan transaksi.
- b. *Confidence* adalah suatu ukuran yang menunjukkan hubungan antar dua item secara *conditional* (berdasarkan suatu kondisi tertentu).

2.4. Penelitian Terdahulu

Penelitian yang berjudul “Analisis Pola Penjualan Menggunakan Algoritma Asosiasi *FP-Growth* Di PT. ABC “. Penelitian ini berfokus pada pola penjualan yang rumit dan masalah mengelola dan memahami preferensi pembelian pelanggan PT. ABC. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menggunakan algoritma asosiasi *FP-Growth* untuk menganalisis pola penjualan sehingga perusahaan dapat menemukan dan memahami pola pembelian yang rumit dan secara efektif menanggapi perubahan pasar. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah algoritma asosiasi *FP-Growth*, yang diterapkan untuk menganalisis pola penjualan di PT. ABC. Dimulai dengan pengumpulan data penjualan dari Januari 2020 hingga Januari 2021, yang kemudian diproses untuk mempersiapkan kumpulan data yang akan dianalisis. Setelah data selesai, algoritma *FP-Growth* mengidentifikasi pola hubungan antara item penjualan dan kemudian melakukan analisis hasil untuk mendapatkan pemahaman tentang Metode ini diharapkan dapat membantu PT. ABC membuat strategi pemasaran yang lebih efisien dan meningkatkan efisiensi operasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa nilai *support* adalah 1% dan nilai *confidence* adalah 50%. Diharapkan bahwa temuan ini akan memberikan pemahaman yang lebih baik tentang pola penjualan di gudang PT. ABC sehingga PT. ABC dapat mengoptimalkan strategi pemasarannya, meningkatkan efisiensi operasionalnya, dan meningkatkan profitabilitasnya. Dengan memahami pola penjualan dengan lebih baik, PT. ABC dapat mengambil keputusan yang lebih baik [2].

3. METODE PENELITIAN

3.1. Sumber Data

Sumber data dalam penelitian ini berasal dari Toko Bangunan Hadi Jaya, yang merinci data transaksi yang terjadi dari bulan Januari sampai dengan bulan Desember tahun 2023. Lokasi Toko Bangunan Hadi Jaya terletak Jl. Talang Tembaga, Margadadi, Kec. Indramayu, Kabupaten Indramayu, Jawa Barat 45211.

Sumber data yang digunakan peneliti adalah data primer yang diperoleh dari data toko bangunan Hadi Jaya seperti penelitian dengan kode barang, nama barang, quantity, harga, satuan, jumlah.

3.2. Teknik Pengumpulan Data

Dalam Teknik pengumpulan ada dibagi menjadi tiga bagian yaitu:

- a. Observasi
Observasi, Pengumpulan data yang dilakukan langsung dengan cara mengamati langsung aktivitas penjualan dan mencatat pola transaksi, produk yang sering dibeli, dan interaksi pelanggan dengan petugas di Toko Bangunan Hadi Jaya.
- b. Dokumentasi
Teknik ini dilakukan dengan mempelajari dokumen dokumen seperti catatan transaksi

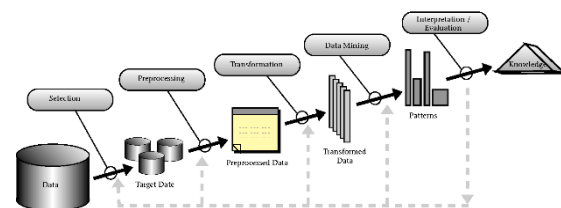
harian yang ada pada aplikasi Microsoft Excel, sehingga penulis mendapatkan gambaran dan informasi mengenai pola penjualan yang ada di Toko Bangunan Hadi Jaya.

c. Wawancara

Wawancara Untuk mendapatkan data yang akurat maka perlu tanya jawab secara langsung dengan pihak terkait yaitu toko bangunan Hadi Jaya. Dalam hal ini adalah proses dalam mengelola data transaksi dan pengelolaan stok. Objek yang ditargetkan dalam hal tanya jawab atau wawancara adalah pemilik toko bangunan Hadi Jaya.

3.3. Tahap Perancangan

Pada penelitian ini menggunakan metode *Knowledge Discovery In Databases* (KDD) sebagai kerangka utama untuk menganalisis data transaksi penjualan di Toko Bangunan Hadi Jaya. Metode KDD adalah pendekatan sistematis yang mencakup sejumlah langkah untuk menemukan, mengidentifikasi, dan menafsirkan pola dalam data yang sangat besar. Berikut ini adalah tahapan dalam proses *Knowledge Discovery In Databases* (KDD) [6]:



Gambar 2. Tahapan Penelitian menggunakan metode KDD

Langkah-langkah Metodologi *Knowledge Discovery In Databases* (KDD) dijelaskan sebagai berikut:

a. Selection

Pada tahap *selection* data, data transaksi dari Toko Bangunan Hadi Jaya yang mencakup daftar penjualan yang disiapkan. Data yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari 365 *entri* data dengan 16 atribut, dan format data ini menggunakan tabel excel yang sudah terorganisir.

b. Pre-processing

Preprocessing dilakukan untuk fokus pada data yang akan diolah. Selanjutnya, dilakukan pembersihan data atau data *cleaning* dengan tujuan mengatasi masalah seperti duplikasi, nilai *missing*, atau memiliki data yang tidak konsisten dan memperbaiki kesalahan data. *Pre-processing* dilakukan dengan baik agar data yang dibutuhkan dapat mengikuti ketentuan *Knowledge Discovery In Databases* (KDD).

c. Transformation

Data *transformation* adalah proses transformasi pada data yang telah dipilih, sehingga data tersebut sesuai untuk proses *data mining*. Hal

ini dilakukan untuk mengubah data bertipe polynominal menjadi binominal agar data dapat diolah dan di proses. Untuk transformasi data ini akan diolah menggunakan algoritma *FP-Growth*.

d. *Data Mining*

Data mining adalah proses menganalisa data yang dalam jumlah besar yang bertujuan untuk menemukan suatu pola atau informasi yang menarik dari data yang tersimpan. Dalam proses *data mining* untuk membentuk aturan asosiasi dari *itemset* yang telah ditetapkan, nilai *confidence* digunakan untuk menyusun aturan yang relevan.

e. *Interpretation /Evaluation*

Evaluasi merupakan tahap akhir dalam penelitian ini, pola informasi yang dihasilkan dari *mining* proses perlu ditampilkan dalam bentuk yang

mudah dimengerti oleh semua pihak yang berkepentingan. Analisis ini akan mengkaji pola yang menunjukkan nilai kinerja algoritma *FP-Growth*.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Data Selection

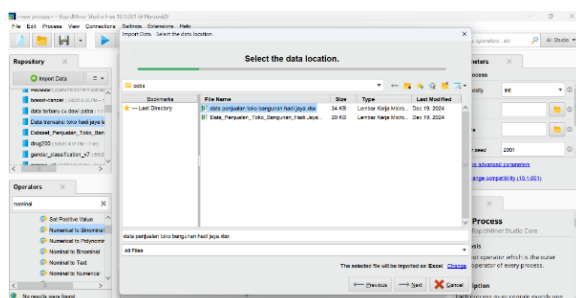
Pemilihan data, yang merupakan tahap dimana memilih atribut yang akan digunakan untuk analisis terhadap data yang relevan. Data yang digunakan berasal dari transaksi penjualan bahan bangunan di Toko Bangunan Hadi Jaya, mencakup periode dari bulan Januari hingga bulan Desember tahun 2023, dengan total 365 data. Sebagai berikut :

Tabel 1. Dataset Transaksi

No.	Tanggal	semen	cat tembok	cat kayu	thinner	paku		engsel	batako
1	01/01/2023	1	0	0	0	2		0	0
2	02/01/2023	2	1	0	1	0		0	2
3	03/01/2023	2	2	0	1	3		1	1
4	04/01/2023	2	1	1	0	2		2	0
5	05/01/2023	3	2	2	2	0		2	1
6	06/01/2023	1	0	1	1	0		0	1
7	07/01/2023	4	0	0	0	3		2	1
8	08/01/2023	4	0	0	1	3		1	1
9	09/01/2023	0	2	2	1	3		2	3
10	10/01/2023	3	1	0	0	2		2	2
11	11/01/2023	4	2	0	0	3		0	0
12	12/01/2023	1	0	0	2	0		0	0
13	13/01/2023	2	1	0	1	3		0	0
29	29/01/2023	4	0	1	0	0		0	0
30	30/01/2023	2	1	0	2	2		1	1
31	31/01/2023	4	0	1	0	0		0	0
.....									
363	29/12/2023	3	0	0	0	4		2	2
364	30/12/2023	4	0	0	2	3		0	1
365	31/12/2023	4	0	0	0	2		2	0

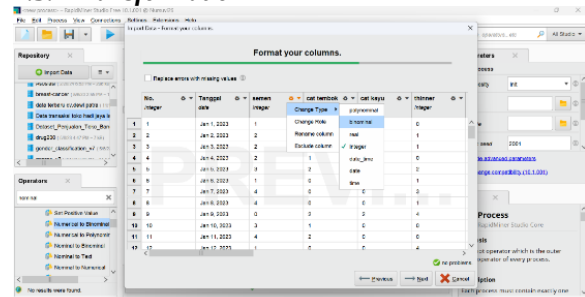
4.2. Preprocessing

Proses *Preprocessing* dilanjutkan dengan memasukkan *dataset* yang terdiri dari 365 transaksi dari bulan Januari sampai bulan Desember tahun 2023. Data ini tersimpan dalam aplikasi Microsoft Excel dengan nama file “data penjualan toko bangunan hadi jaya .xlsx” dan akan dikelola menggunakan perangkat lunak RapidMiner untuk melihat hasil *frequent*.



Gambar 2. Proses Memasukkan File Data Transaksi

4.3. Transformation



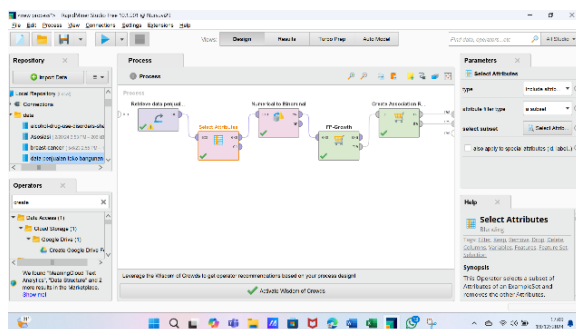
Gambar 3. Tahap Transformation Data

Tahap transformasi merupakan langkah berikutnya setelah *preprocessing*. Pada tahap ini, data diubah sesuai kebutuhan analisis atau pemodelan yang akan diterapkan. Dalam algoritma *FP-Growth*, transformasi dilakukan dengan mengubah format kolom data yang telah dimasukkan pada tahap

preprocessing. Untuk nama bahan bangunan, format data diubah dari integer menjadi binominal untuk mencegah munculnya nilai kosong atau *missing values*. Namun, kolom No dan Tanggal tidak perlu diubah formatnya karena tidak digunakan dalam metode asosiasi. Proses ini dapat dilihat pada gambar 4

4.4. Data Mining

Teknik *Data mining* menyimpan data untuk menghasilkan informasi yang berguna. Pada tahap penelitian ini, *data mining* dengan menggunakan metode *FP-Growth* untuk mengidentifikasi atau menemukan nilai *support* dan nilai *confidence* untuk menentukan pola penjualan di Toko Bangunan Hadi Jaya. Untuk dapat melakukan proses data yang sesuai dengan teknik *data mining* maka digunakan operator-operator yang telah tersedia pada *tools* RapidMiner, masing-masing operator tersebut memiliki fungsi yang berbeda-beda.



Gambar 4. Perancangan Pada RapidMiner

Setelah melakukan penginputan dataset tambahkan tools *FP-Growth* untuk melakukan analisis frekuensi itemset. Tambahkan operator *Association rules* untuk menghitung nilai minimum confidence dan lift dari setiap item yang diasosiasikan. Sesuaikan konfigurasi pada operator tersebut untuk menetapkan batas minimum confidence yang diinginkan.

Gambar 5. Nilai confidence pada RapidMiner

Aturan asosiasi dapat dipengaruhi oleh keakuratan dan relevansi jika Anda menetapkan nilai *confidence* pada aturan asosiasi pada rapidminer. Nilai

kepercayaan minimum ditentukan oleh tingkat kepercayaan minimum dari aturan asosiasi yang ditemukan. Tingkat kepercayaan ini berkisar antara 0 dan 1, di mana 1 adalah tingkat kepercayaan *maksimal*. Sebagai contoh, jika nilai *confidence* ditetapkan pada 0.6, maka hanya akan ditemukan aturan asosiasi dengan tingkat kepercayaan setidaknya 0.6. Penetapan nilai *confidence* pada *Association rules* pada Rapidminer dapat mempengaruhi hasil akhir dari analisis.

Sebagai hasil dari peraturan asosiasi, kami dapat menentukan bahwa jika ada pelanggan yang membeli batu bata, kemungkinan besar mereka akan membeli jendela dengan nilai kepastian atau confidence 0,6.

Gambar 6. Hasil dari perhitungan Association rules

Association rules

[batu bata] --> [jendela] (*confidence*: 0.600)
 [semen, kayu] --> [engsel] (*confidence*: 0.600)
 [pasir] --> [jendela] (*confidence*: 0.601)
 [semen, jendela] --> [kayu] (*confidence*: 0.601)
 [thinner] --> [engsel] (*confidence*: 0.602)
 [semen, thinner] --> [jendela] (*confidence*: 0.602)
 [semen, thinner] --> [paku] (*confidence*: 0.602)
 [semen, thinner] --> [engsel] (*confidence*: 0.602)
 [pintu, keramik] --> [pasir] (*confidence*: 0.754)
 [cat kayu] --> [pasir] (*confidence*: 0.755)
 [kayu, paku] --> [pasir] (*confidence*: 0.756)
 [semen, cat kayu] --> [pasir] (*confidence*: 0.756)
 [keramik, jendela] --> [pasir] (*confidence*: 0.759)
 [keramik, paku] --> [pasir] (*confidence*: 0.761)

Setelah kita mengetahui nilai "*rules*" dan nilai "*confidence*", kita juga dapat melihat nilai "*support*" untuk setiap itemset harus lebih dari 0.4. *Itemset* yang memiliki nilai 0.4 memenuhi nilai *support* minimum, sehingga dapat ditunjukkan pada gambar berikut :

Gambar 7. Frequent nilai support

Bisa dilihat pada gambar di atas bahwa item semen memiliki nilai support tertinggi dengan 0,6, dan item pasir dan semen masing-masing memiliki nilai support 0,6.

4.5. Evaluation

Pada tahap *evaluation* maka kita dapat mengetahui *rules asosiasi* Berikut dengan nilai “*support*” dan “*confidence*” pada setiap *itemset* nya.:

Tabel 2. Rules yang terbentuk

Rules	Support	Confidence
[batu bata] --> [jendela]	0.271	0.600
[semen, kayu] --> [engsel]	0.304	0.600
[pasir] --> [jendela]	0.441	0.601
[semen, jendela] --> [kayu]	0.310	0.601
[thinner] --> [engsel]	0.340	0.602
[semen, thinner] --> [jendela]	0.282	0.602
[semen, thinner] --> [paku]	0.282	0.602
[semen, thinner] --> [engsel]	0.282	0.602
[pasir, jendela] --> [paku]	0.266	0.602
[pasir, jendela] --> [semen, pintu]	0.266	0.602
[semen] --> [kayu]	0.507	0.603
.....		
[semen, jendela] --> [pasir]	0.386	0.750
[pintu] --> [pasir]	0.493	0.753
[paku] --> [pasir]	0.444	0.753

Berdasarkan data, pasir adalah item yang paling dominan muncul dalam berbagai aturan asosiasi dengan nilai *support* dan *confidence* yang tinggi, seperti pada aturan [semen] --> [pasir] (*support* 0.622, *confidence* 0.739) dan [pintu] --> [pasir] (*support* 0.493, *confidence* 0.753). Selain itu, kombinasi item seperti semen dan keramik menunjukkan hubungan yang signifikan dengan kebutuhan pasir atau item terkait lainnya. Beberapa aturan kompleks, seperti [semen, keramik] --> [jendela] (*support* 0.323, *confidence* 0.656), mengindikasikan adanya pola keterkaitan antara pembelian barang tertentu. Temuan ini dapat dimanfaatkan untuk mengelola stok barang atau mengembangkan strategi penjualan dengan lebih efektif, memastikan barang yang sering dibeli bersama tersedia sesuai kebutuhan pelanggan.

4.6. Hasil akhir

Berdasarkan hasil evaluasi dihasilkan sebanyak 101 rules sehingga peneliti membatasi 10 rules berdasarkan nilai minimum support dan nilai minimum confidence. Sebagai berikut :

Tabel 3. Hasil Rules

Rules	Support	Confidence
[pasir, jendela] --> [paku]	0.266	0.602
[pasir, jendela] --> [semen, pintu]	0.266	0.602
[cat kayu] --> [jendela]	0.266	0.626
[pasir, engsel] --> [pintu]	0.266	0.655
[batu bata] --> [jendela]	0.271	0.600
[cat kayu] --> [semen, pasir]	0.271	0.639
[batu bata] --> [keramik]	0.277	0.612

Rules	Support	Confidence
[pasir, paku] --> [keramik]	0.279	0.630
[pasir, paku] --> [kayu]	0.279	0.630
[semen, thinner] --> [jendela]	0.282	0.602

Berdasarkan hasil *rules* di atas , terdapat sejumlah aturan asosiasi dengan tingkat *support* dan *confidence* yang cukup relevan . Kombinasi seperti [pasir, jendela] --> [paku] dan [pasir, jendela] --> [semen, pintu] memiliki nilai *support* 0.266 dan *confidence* 0.602, menunjukkan hubungan yang cukup signifikan. Selain itu, aturan seperti [cat kayu] --> [jendela] dengan *support* 0.266 dan *confidence* 0.626, serta [cat kayu] --> [semen, pasir] dengan *support* 0.271 dan *confidence* 0.639, menunjukkan keterkaitan yang kuat antara cat kayu dan bahan terkait lainnya. Pola [pasir, engsel] --> [pintu] memiliki nilai *support* 0.266 dan *confidence* tertinggi, yakni 0.655, mencerminkan keterhubungan yang kuat. Sementara itu, hubungan antara [batu bata] --> [jendela] dan [batu bata] --> [keramik] masing-masing memiliki *support* 0.271 dan 0.277, dengan *confidence* 0.600 dan 0.612, menunjukkan bahwa bahan-bahan tersebut sering digunakan bersama. Kombinasi [pasir, paku] --> [keramik] dan [pasir, paku] --> [kayu] juga memiliki *support* 0.279 dengan *confidence* 0.630, menandakan hubungan yang erat. Terakhir, aturan [semen, thinner] --> [jendela] dengan *support* 0.282 dan *confidence* 0.602 mengindikasikan keterkaitan antara bahan *finishing* dan elemen jendela.

Berdasarkan hasil aturan tersebut maka toko bangunan hadi jaya dapat menjadi referensi untuk memperbanyak stok barang yang kemungkinan sering dibeli oleh konsumen menurut pola yang dihasilkan yaitu barang-barang berupa semen, pasir, pintu, keramik, dan jendela.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian tugas akhir ini tujuannya adalah untuk menemukan pola penjualan bahan bangunan yang memiliki signifikansi dan relevansi bagi pelanggan. Dataset yang digunakan dalam tugas akhir ini terdiri 365 transaksi pembelian bahan bangunan dalam periode 1 tahun, yang diolah dan dianalisis dengan menggunakan Algoritma FP-Growth. Untuk menemukan pola produk yang sering dibeli bersamaan oleh pelanggan, Anda bisa menggunakan algoritma FP-Growth. Langkah pertama adalah menyiapkan data transaksi yang memuat daftar pembelian pelanggan. Kemudian, tentukan persentase nilai minimum support dan confidence yang akan digunakan.

Algoritma FP-Growth akan digunakan untuk membuat itemset berdasarkan data ini. Setelah itu, hitung frekuensi itemset pada data transaksi dan cari itemset yang memenuhi nilai minimum support. Selanjutnya, buat aturan asosiasi berdasarkan nilai confidence dari itemset yang memenuhi minimum support tersebut. Terakhir, evaluasi association rules yang dihasilkan berdasarkan nilai minimum support

dan confidence yang telah ditentukan. Hasil analisis dengan algoritma *FP-Growth* di Toko Bangunan Hadi Jaya berhasil mengungkap pola pembelian pelanggan yang signifikan, menghasilkan 10 aturan asosiasi berdasarkan nilai minimum *support* dan *confidence*. Temuan menunjukkan bahwa produk seperti pasir, jendela, paku, cat kayu, dan pintu sering dibeli bersamaan, dengan beberapa kombinasi memiliki tingkat *confidence* yang tinggi, seperti [pasir, engsel] -> [pintu] dengan *confidence* sebesar 0.655.

Berdasarkan analisis dalam tugas akhir ini, terdapat beberapa rekomendasi untuk meningkatkan pengembangan sistem algoritma mining, yaitu sebagai berikut: Toko bangunan Hadi Jaya dapat menggunakan referensi dari hasil analisis *data mining* berupa pola penjualan yang dituangkan dalam tugas akhir ini sehingga dapat mengidentifikasi pola penjualan dan memberikan kontribusi yang lebih luas terhadap pengembangan ilmu pengetahuan. Selain itu, penting untuk selalu mempersiapkan dan menyusun data transaksi perusahaan dengan terperinci sebelum dilakukan pengolahan atau analisis menggunakan algoritma *Frequent Pattern-Growth* demi mendukung riset di masa mendatang.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Nelisa, A. Halim, M. A. Negeri, and K. P. Panjang, "Jurnal Informatika Ekonomi Bisnis Identifikasi Pola Penjualan Kategori Barang dalam Menjaga Stabilitas Stok Barang Menggunakan Algoritma Fp-Growth," 2021, doi: 10.35134/infeb.v3i4.94.
- [2] D. Destiawati, N. Rahaningsih, A. Bahtiar, I. Ali, and N. D. Nuris, "ANALISIS POLA PENJUALAN MENGGUNAKAN ALGORITMA ASOSIASI FP-GROWTH DI PT ABC," 2024.
- [3] A. Nugraha, O. Nurdiawan, and G. Dwilestari, "PENERAPAN DATA MINING METODE K-MEANS CLUSTERING UNTUK ANALISA PENJUALAN PADA TOKO YANA SPORT," 2022.
- [4] F. Achmad, O. Nurdiawan, and Y. A. Wijaya, "ANALISA POLA TRANSAKSI PEMBELIAN KONSUMEN PADA TOKO RITEL KESEHATAN MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH," 2023. [Online]. Available: www.researchgate.net
- [5] A. Wahyu Sudrajat, "PENERAPAN METODE ASSOCIATION RULE MINING DALAM PENGEMBANGAN UMKM DENGAN ALGORITMA FP-GROWTH," 2021.
- [6] Y. S. Putra, R. Kurniawan, and Y. A. Wijaya, "PENERAPAN DATA MINING MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH PADA DATA PENJUALAN SEMBAKO," 2024.