



Analisis Penjualan Sparepart Motor Matic Menggunakan Algoritma Fp-Growth

Dodi Irmanto Tanggela^{1*}, Andreas Ariyanto Rangga², Karolus Wulla Rato²

^{1,2,3} Teknik Informatika. Universitas Stella Maris Sumba

Email: dodiirmantotanggela@gmail.com¹, alvisrangga.83@gmail.com²

*Korespondensi penulis: dodiirmantotanggela@gmail.com

Abstract: Automatic motorcycle spare part sales have increased along with the high use of automatic two-wheeled vehicles in the community. To support optimal sales strategies and stock management, customer purchasing pattern analysis is required. This study uses the FP-Growth algorithm to identify association patterns between automatic motorcycle spare part products that are frequently purchased together. FP-Growth was chosen because of its ability to efficiently find frequent itemsets without the need to generate candidate itemsets as in the Apriori algorithm. Transaction data is processed to form an FP-Tree which is then extracted to find relationships between items. The analysis results show combinations of products that frequently appear together, such as brake pads and engine oil, which can be used as a basis for compiling sales packages, product placement, and product recommendations. By implementing the FP-Growth algorithm, spare part stores or workshops can improve service and efficiency in sales management.

Keywords: Sales Analysis, Automatic Motorcycle Spare Parts, FP-Growth Algorithm.

Abstrak: Penjualan spare part motor matic mengalami peningkatan seiring dengan tingginya penggunaan kendaraan roda dua jenis matic di masyarakat. Untuk mendukung strategi penjualan dan pengelolaan stok yang optimal, diperlukan analisis pola pembelian pelanggan. Penelitian ini menggunakan algoritma FP-Growth untuk mengidentifikasi pola asosiasi antar produk spare part motor matic yang sering dibeli secara bersamaan. FP-Growth dipilih karena kemampuannya dalam menemukan *frequent itemset* secara efisien tanpa perlu menghasilkan kandidat itemset seperti pada algoritma Apriori. Data transaksi diolah untuk membentuk pohon FP-Tree yang kemudian diekstraksi untuk menemukan hubungan antar item. Hasil analisis menunjukkan kombinasi produk yang sering muncul bersama, seperti kampas rem dan oli mesin, yang dapat dijadikan dasar dalam penyusunan paket penjualan, penempatan barang, dan rekomendasi produk. Dengan penerapan algoritma FP-Growth, toko atau bengkel spare part dapat meningkatkan pelayanan dan efisiensi dalam pengelolaan penjualan.

Kata kunci: Analisis Penjualan, Sparepart Motor Matic, Algoritma FP-Growth.

1. LATAR BELAKANG

Pertumbuhan kendaraan bermotor di Indonesia, khususnya sepeda motor jenis matic, mengalami peningkatan yang signifikan dalam satu dekade terakhir. Berdasarkan data dari Asosiasi Industri Sepeda Motor Indonesia (AISII), lebih dari 80% sepeda motor yang terjual di pasar domestik merupakan motor matic, yang mencerminkan tingginya dominasi kendaraan jenis ini di pasar nasional [1]. Fenomena ini mendorong pertumbuhan bisnis pada sektor penjualan suku cadang (sparepart) motor matic, baik di tingkat retail maupun grosir. Namun, di tengah tingginya permintaan pasar, tidak sedikit pelaku usaha yang masih mengalami kendala dalam mengelola stok barang serta meramalkan kebutuhan pasar secara akurat.

Permasalahan seperti kelebihan stok (overstock) dan kekurangan stok (stock-out) menjadi tantangan utama dalam manajemen inventori. Banyak pelaku usaha, masih mengandalkan pencatatan manual atau hanya berdasarkan intuisi dalam menentukan sparepart

yang perlu disediakan. Padahal, data transaksi penjualan yang tersimpan dapat dimanfaatkan untuk menggali pola pembelian konsumen melalui pendekatan data mining [2].

Salah satu algoritma yang efektif dalam penggalian pola asosiatif adalah FP-Growth (Frequent Pattern Growth). FP-Growth dikembangkan sebagai solusi atas keterbatasan algoritma Apriori, karena mampu membangun struktur frequent pattern tree yang memungkinkan analisis dilakukan secara lebih efisien tanpa perlu membangkitkan kandidat itemset secara eksplisit [3]. Dengan memanfaatkan algoritma ini, pelaku bisnis dapat mengetahui kombinasi sparepart yang sering dibeli secara bersamaan, yang kemudian dapat dijadikan dasar dalam pengambilan keputusan bisnis, seperti pengadaan barang, penataan display, hingga strategi promosi berbasis paket atau bundling produk.

Dalam konteks ini, penelitian mengenai analisis penjualan sparepart motor matic menggunakan algoritma FP-Growth menjadi sangat relevan. Penelitian ini tidak hanya ditujukan untuk meningkatkan efisiensi pengelolaan persediaan, tetapi juga menjadi bagian dari transformasi digital pelaku usaha otomotif skala kecil dan menengah. Dengan demikian, pengambilan keputusan berbasis data dapat diwujudkan secara lebih sistematis, akurat, dan berkelanjutan.

2. METODE PENELITIAN

Jenis Penelitian

Jenis penelitian yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah metode deskriptif dengan pendekatan kuantitatif. Menurut Nasir (Rukajat, 2018) Metode Deskriptif adalah suatu metode dalam penelitian status sekelompok manusia, suatu objek, suatu set kondisi, suatu sistem pemikiran atau pun suatu kelas peristiwa pada masa sekarang. Tujuan dari penelitian deskriptif adalah untuk membuat deskripsi, gambaran atau lukisan secara sistematis, faktual dan akurat mengenai fakta-fakta, sifat-sifat serta hubungan antar fenomena yang diselidiki. Ciri-ciri deskriptif bukan hanya menggambarkan mengenai situasi atau kejadian, tetapi juga menerangkan hubungan, menguji, hipotesa-hipotesa, membuat prediksi serta mendapatkan arti dan implikasi dari suatu masalah yang ingin dipecahkan. Dalam mengumpulkan data digunakan teknik wawancara, dengan menggunakan beberapa pertanyaan tertulis yang telah disiapkan maupun interview guide.

Menurut (Mukhid, 2021) Penelitian kuantitatif adalah penelitian yang menggunakan data dalam bentuk angka-angka yang bersifat kuantitatif, untuk dapat meramalkan kondisi populasi, atau kecenderungan masa datang. Penelitian kuantitatif memungkinkan adanya generalisasi untuk hasilnya, yang dihitung dengan analisis statistik.

Adapun tujuan dari melakukan jenis penelitian ini adalah tidak lain membantu dalam mengambil kesimpulan atau membantu dalam menggeneralisasi prediktif teori yang tepat. Untuk itu penelitian ini akan menggunakan metode penelitian kuantitatif, karena peneliti ingin mengkaji secara detail dan mendeskripsikan efektivitas dalam penentuan pola penjualan obat di apotek.

Analisis Data

Menurut (Situmorung dan Lufi, 2014) mengemukakan Analisis data bertujuan untuk menyusun data dalam cara yang bermakna sehingga dapat dipahami. Para peneliti berpendapat bahwa tidak ada cara yang paling benar secara absolut untuk mengorganisasi, menganalisis, dan menginterpretasikan data. Karena itu, maka prosedur analisis data dalam penelitian disesuaikan dengan tujuan penelitian. Untuk memudahkan dalam analisa data metode yang digunakan adalah metode statistik. Statistika adalah serangkaian metode yang dipakai untuk mengumpulkan, menganalisa, menyajikan dan memberi makna, data. Metode statistik mempermudah para pengambil keputusan memahami informasi mana yang harus dimanfaatkan, agar keputusan mereka tepat. Berikut adalah langkah-langkah yang dapat diikuti:

1. Pemrosesan Data:

- Kumpulkan data penjualan obat dari apotek. Data ini harus mencakup informasi tentang transaksi penjualan obat, seperti kode obat, jumlah penjualan, tanggal transaksi, dan informasi pelanggan jika tersedia.
- Lakukan preprocessing data seperti penghapusan data yang tidak relevan, pengelompokan data jika diperlukan, dan penanganan nilai-nilai yang hilang atau tidak valid.

2. Konversi Data Ke Format Yang Sesuai:

- Konversi data penjualan obat ke dalam format transaksi yang sesuai dengan yang diperlukan oleh algoritma FP-Growth. Setiap transaksi harus direpresentasikan sebagai kumpulan item obat yang dibeli oleh pelanggan pada satu waktu.

3. Implementasi Algoritma Fp-Growth:

- Terapkan algoritma FP-Growth pada data transaksi obat yang telah dikonversi. Algoritma ini akan mengekstrak pola-pola yang sering muncul (*frequent patterns*) dari data transaksi tersebut.
- Identifikasi *frequent itemsets* yang mencerminkan kombinasi obat-obatan yang sering dibeli bersama-sama oleh pelanggan.

4. Evaluasi Hasil:

- Evaluasi hasil dari algoritma FP-Growth untuk memastikan keakuratan dan kebergunaannya dalam menganalisis pola penjualan obat di apotek.
- Tinjau *frequent itemsets* yang dihasilkan dan identifikasi pola-pola penjualan yang signifikan atau menarik.

5. Interpretasi Hasil:

- Interpretasikan hasil analisis untuk mendapatkan pemahaman yang lebih dalam tentang pola-pola penjualan obat di apotek.
- Identifikasi tren penjualan, hubungan antar produk, preferensi pelanggan, atau pola-pola lain yang dapat membantu meningkatkan strategi pemasaran atau pengelolaan stok.

6. Penerapan Model Klasifikasi (Opsional):

- Jika tujuan analisis adalah untuk membangun model klasifikasi untuk memprediksi penjualan obat di masa mendatang, gunakan pola-pola yang ditemukan sebagai fitur untuk melatih model klasifikasi.
- Evaluasi kinerja model klasifikasi menggunakan metrik evaluasi yang sesuai seperti akurasi, presisi, recall, atau F1-score.

7. Pengambilan Keputusan Dan Tindak Lanjut:

- Gunakan wawasan yang diperoleh dari analisis data untuk membuat keputusan yang lebih baik dalam manajemen penjualan obat di apotek.
- Lakukan tindak lanjut seperti pengoptimalan strategi pemasaran, penyesuaian stok obat, atau perbaikan layanan pelanggan berdasarkan temuan dari analisis data.

Dengan mengikuti langkah-langkah ini, Maka dapat dilakukan analisis data dengan menggunakan metode FP-Growth untuk mengidentifikasi pola-pola penjualan obat di apotek dan mendapatkan wawasan yang bermanfaat untuk pengambilan keputusan.

Identifikasi Metode *Association Rule Mining* Algoritma *FP-Growth*

Analisis asosiasi atau *association rule mining* adalah proses pengumpulan data yang dikenal sebagai Association Rule Mining, frequent itemset—kombinasi yang sering kali muncul dalam sebuah itemset dan harus memenuhi minimum dukungan dan kepercayaan pertama kali dicari. Dan harus memenuhi minimal support dan confidence. Untuk mencari hubungan antar item dalam suatu dataset. Analisis Market Basket Analysis adalah nama lain untuk analisis asosiasi. Algoritma Frequent Pattern Growth adalah metode alternatif untuk mengidentifikasi kumpulan data yang paling sering muncul (frequent itemset) di dalam kumpulan data (Komariyah, 2023)

Metode Association Rule Mining, terutama yang melibatkan algoritma FP-Growth, adalah teknik yang digunakan dalam data mining untuk menemukan hubungan atau asosiasi antara item-item dalam dataset transaksional. Dengan menggunakan FP-Growth, kita dapat mengidentifikasi kumpulan item yang sering muncul bersama-sama dalam transaksi, yang kemudian dapat digunakan untuk membuat aturan asosiasi yang dapat memberikan wawasan tentang hubungan antar-item tersebut.

Berikut adalah langkah-langkah untuk mengidentifikasi metode Association Rule Mining menggunakan algoritma FP-Growth:

a. Pembentukan FP-Tree:

- Langkah pertama dalam algoritma FP-Growth adalah membangun struktur data yang disebut FP-Tree dari dataset transaksional.
- FP-Tree adalah pohon yang digunakan untuk merepresentasikan frekuensi item dalam dataset transaksional.

b. Penghitungan Frekuensi Item:

- Selama pembentukan FP-Tree, frekuensi setiap item dalam dataset transaksional dihitung.
- Item-item yang jarang muncul atau memiliki frekuensi yang rendah mungkin dihilangkan untuk mempercepat proses analisis.

c. Pembentukan Header Table:

- FP-Growth juga menggunakan tabel header yang menyimpan referensi ke setiap jenis item dalam FP-Tree.
- Header table digunakan untuk mempercepat proses pencarian pola yang sering muncul dalam FP-Tree.

d. Pencarian Pola yang Sering Muncul (Frequent Patterns):

- FP-Growth menggunakan pendekatan rekursif untuk menelusuri FP-Tree dan mengidentifikasi jalur-jalur yang sesuai dengan pola-pola yang sering muncul.
- Frekuensi setiap pola yang ditemukan dihitung menggunakan teknik backtracking.

e. Penggunaan Teknik Pemangkasan (Pruning):

- FP-Growth menggunakan teknik pemangkasan untuk menghilangkan cabang-cabang dalam FP-Tree yang tidak relevan untuk pencarian pola-pola yang sering muncul.
- Hal ini membantu meningkatkan efisiensi dalam pencarian pola dan mengurangi kompleksitas FP-Tree.

f. Generasi Aturan Asosiasi:

- Setelah pola-pola yang sering muncul telah diidentifikasi, langkah terakhir adalah menghasilkan aturan asosiasi yang bermanfaat dari pola-pola tersebut.
- Aturan asosiasi dapat memberikan wawasan tentang hubungan antar-item dalam dataset transaksional.

Dengan mengikuti langkah-langkah ini, metode Association Rule Mining menggunakan algoritma FP-Growth dapat digunakan untuk mengidentifikasi pola-pola asosiasi yang signifikan dalam dataset transaksional, yang kemudian dapat digunakan untuk membuat aturan asosiasi yang memberikan wawasan yang berharga tentang hubungan antar-item.

Proses Asosiasi Algoritma FP-Growth

FP-Growth merupakan salah satu algoritma dari data mining asosiasi. Algoritma FP-Growth digunakan untuk menemukan himpunan data yang sering muncul (frequent itemset) dari kumpulan data. Ada tiga tahapan utama dalam algoritma FP-Growth yaitu tahap pembangkitan conditional pattern base, tahap pembangkitan conditional FP-Tree, dan tahap pencarian frequent itemset. Namun sebelum ketahapan utama tersebut, ada beberapa tahap yang harus dilakukan terlebih dahulu antara lain (Wibowo & Jananto, 2020):

Penyiapan dataset

- a. Pencarian frequent itemset
- b. Mengurutkan berdasarkan priority
- c. Dataset (item dalam setiap transaksi) diurutkan berdasarkan priority
- d. Membentuk FP-Tree

Setelah FP-Tree terbentuk, barulah melakukan tiga tahapan utama dalam algoritma FP-Growth

a. Tahap Pembangkitan Conditional Pattern Base

Conditional pattern base merupakan hasil dari lintasan FP-Tree yang terbentuk dengan mempertimbangkan item dengan support count terkecil atau anak root terakhir.

b. Tahap Pembangkitan Conditional FP- Tree

Pertama yang dilakukan pada tahap ini ialah menentukan minimum support. Selanjutnya, menjumlahkan support count setiap item pada conditional pattern base. Hasil penjumlahan yang memenuhi minimum support akan dibangkitkan kembali dengan conditional FP-Tree.

c. Tahap Pembangkitan Frequent Itemset

Frequent Itemset dibentuk berdasarkan kombinasi setiap item dalam FP-Tree berupa rule. Apabila dalam FP-Tree terdapat item yang sama pilih support count dengan nilai terkecil.

Algoritma FP-Growth merupakan jenis aturan asosiasi pada data mining. Analisa asosiasi ini digunakan untuk menemukan aturan asosiatif antara suatu kombinasi item. Pada aturan asosiatif terdapat contoh analisa dari penjualan obat di apotek, dan tujuannya untuk mengetahui berapa besar penjualan obat di apotek tersebut. Algoritma FP-Growth merupakan metode yang paling sering digunakan karena dalam pengolahan frequent itemset yang ada pada database sangat sederhana, mudah dan penerapan metode fp-growth paling banyak diusulkan oleh beberapa peneliti di berbagai bidang karena memiliki kemampuan menemukan semua item peraturan asosiasi dalam basis data transaksi yang memenuhi persyaratan minimum dan batasan minimum. Analisis asosiasi atau Association Rule Mining adalah suatu prosedur untuk mencari hubungan antar item dalam suatu dataset. Dimulai dengan mencari frekuensi itemset, yaitu kombinasi yang paling sering terjadi dalam suatu itemset dan harus memenuhi minimal support.

Menurut (Ardianto & Fitriana, 2019) Association rule merupakan suatu proses pada data mining untuk menentukan semua aturan asosiatif yang memenuhi syarat minimum untuk support (minsup) dan confidence (minconf) pada sebuah database. Kedua syarat tersebut akan digunakan untuk interesting association rules dengan dibandingkan dengan batasan yang telah ditentukan, yaitu minsup dan minconf.

Terdapat dua ukuran kepercayaan yang menunjukkan kepastian dan tingkat kegunaan suatu rule yang ditemukan yaitu :

1. Support

Support dari suatu association rule adalah presentasi kombinasi item tersebut dalam database, dimana jika mempunyai item A dan item B maka support adalah proporsi dari transaksi dalam database yang mengandung A dan B. Rumus untuk menghitung nilai support dari dua item tersebut adalah sebagai berikut:

$$\text{Support (A,B)} = \frac{P(A \cap B)}{\text{Jumlah transaksi yang mengandung A dan B}} \times 100\%$$

2. Confidence

Confidence dari association rule adalah ukuran ketepatan suatu rule, yaitu presentasi transaksi dalam database yang mengandung A dan mengandung B. Dengan adanya confidence kita dapat mengukur kuatnya hubungan antar-item dalam association rule. Rumus untuk menghitung nilai confidence dari dua item tersebut adalah sebagai berikut:

$$\text{Confidence(A} \rightarrow \text{B)} = \frac{P(A \cap B)}{P(A)} = \frac{\text{Jumlah transaksi yang mengandung A dan B}}{\text{Jumlah transaksi yang mengandung A}} \times 100\%$$

3. Lift Ratio

Lift ratio adalah suatu ukuran untuk mengetahui kekuatan aturan asosiasi (association rule) yang telah terbentuk. Nilai lift ratio biasanya digunakan sebagai penentu apakah aturan asosiasi valid atau tidak valid . Untuk menghitung lift ratio digunakan rumus sebagai berikut:

$$\text{Lift ratio} = \frac{\text{Confidence (A, B)}}{\text{Benchmark Confidence (A,B)}}$$

Untuk mendapatkan nilai benchmark confidence sendiri dapat dihitung menggunakan rumus sebagai berikut:

$$\text{Benchmark Confidence} = \frac{NC}{N}$$

Keterangan:

Nc = jumlah transaksi dengan item yang menjadi consequent

N = jumlah transaksi basis data

Penggalan frequent itemset dengan menggunakan algoritma FP-Growth dilakukan dengan cara membangkitkan struktur data tree atau disebut dengan FP- Tree. FP-tree merupakan struktur penyimpanan data yang dimampatkan. FP-tree dibangun dengan memetakan setiap data transaksi ke dalam setiap lintasan tertentu dalam FP-tree. Metode Algoritma FP-Growth dibagi menjadi tiga langkah utama, yaitu :

1. Tahap Pembangkitan Conditional Pattern Base

Conditional Pattern Base merupakan subdatabase yang berisi prefix path (lintasan prefix) dan suffix pattern (pola akhiran). Pembangkitan conditional pattern base didapatkan melalui FP-tree yang telah dibangun sebelumnya.

2. Tahap Pembangkitan Conditional FP-tree

Pada tahap ini, 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 akan dibangkitkan dengan conditional FPtree.

3. Tahap Pencarian Frequent Itemset

Apabila Conditional FP-tree merupakan lintasan tunggal (single path), maka didapatkan frequent itemset dengan melakukan kombinasi item untuk setiap conditional FP-tree. Jika bukan lintasan tunggal, maka dilakukan pembangkitan FP-Growth secara rekursif.

Cara Kerja Frequent Pattern-Growth

Menurut (Munanda & Monalisa, 2021) Association rule dengan menentukan minimum support dan confidence untuk dapat menunjukan seberapa besar suatu rule yang dapat dipercaya dengan penjelasan sebagai berikut:

1. Support : adalah suatu ukuran atau nilai penunjang yang menunjukkan seberapa besar tingkat dominasi suatu item atau itemset dari keseluruhan transaksi berdasarkan persentase kombinasi item dalam database.

2. Confidence : adalah suatu ukuran atau nilai yang menunjukkan kuatnya hubungan antar dua item dalam aturan asosiasi berdasarkan suatu kondisi tertentu.

Berikut adalah tahapan-tahapan proses algoritma fp-growth, untuk mencari kombinasi item yang memenuhi syarat minimum dari nilai support.

a. Tentukan Frekuensi Tinggi (Support)

Minimum Support yaitu 10%. Itemset yang dihitung berisi tiga item.

Support (A,B → C)

$$\begin{aligned}
 &= \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung } A, B \rightarrow C}{\text{Total transaksi}} \times 100\% \\
 &= \frac{2}{20} \times 100\% = 0,1\%
 \end{aligned}$$

Support (A → B)

$$\begin{aligned}
 &= \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung } A \rightarrow B}{\text{Total transaksi}} \times 100\% \\
 &= \frac{4}{20} \times 100\% = 0,2\%
 \end{aligned}$$

Support (L → U)

$$\begin{aligned}
 &= \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung } A \rightarrow C}{\text{Total transaksi}} \times 100\% \\
 &= \frac{3}{20} \times 100\% = 0,15\%
 \end{aligned}$$

b. Tentukan Confidence

Selanjutnya setelah selesai mencari nilai support maka langkah selanjutnya mencari confidence masing-masing item. Dimana minimum confidence yaitu 0,3 (30%).

Confidence = (A,B → C)

$$= \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung A, B} \rightarrow \text{C}}{\text{Jumlah Transaksi mengandung A, B}} \times 100\%$$

$$= \frac{2}{4} \times 100\% = 0,5\%$$

Confidence = (A → B)

$$= \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung A} \rightarrow \text{B}}{\text{Jumlah Transaksi mengandung A}} \times 100\%$$

$$= \frac{4}{7} \times 100\% = 0,5714\% = 0,571\%$$

Confidence = (L → U)

$$= \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung L} \rightarrow \text{U}}{\text{Jumlah Transaksi mengandung L}} \times 100\%$$

$$= \frac{3}{4} \times 100\% = 0,75\%$$

c. Tentukan Pengukuran Lift Ratio

Lift ratio digunakan untuk mengetahui korelasi antar item dalam rule. Jika Nilai Lift Ratio lebih besar dari 1 menunjukkan adanya manfaat dari aturan tersebut. Lebih tinggi lift ratio, lebih besar kekuatan assosiasinya. Untuk mengukur tingkat kekuatan aturan assosiasi yang didapatkan menggunakan nilai Lift Ratio.

Expected Confidence = Banyaknya Jumlah Transaksi Memuat C

Total Banyaknya Transaksi

$$\text{Expected Confidence} = \frac{2}{20} \times 100\% = 0,1$$

$$\text{Lift Ratio} = \frac{\text{Confidence}}{\text{Expected Confidence}}$$

Expected Confidence

$$\text{Lift Ratio (A,B dan C)} = \frac{0,5}{0,1} \times 100\% = 5$$

Expected Confidence = Banyaknya Jumlah Transaksi Memuat B

Total Banyaknya Transaksi

$$\text{Expected Confidence} = \frac{4}{20} \times 100\% = 0,2\%$$

$$\text{Lift Ratio} = \frac{\text{Confidence}}{\text{Expected Confidence}}$$

Expected Confidence

$$\text{Lift Ratio (A dan B)} = \frac{0,5714}{0,2} \times 100\% = 2,857\%$$

Expected *Confidence* = $\frac{\text{Banyaknya Jumlah Transaksi Memuat U}}{\text{Total Banyaknya Transaksi}}$

$$\text{Expected Confidence} = \frac{4}{20} \times 100\% = 0,2$$

Lift Ratio = $\frac{\text{Confidence}}{\text{Expected Confidence}}$

$$\text{Lift Ratio (L dan U)} = \frac{0,75}{0,2} \times 100\% = 3,750$$

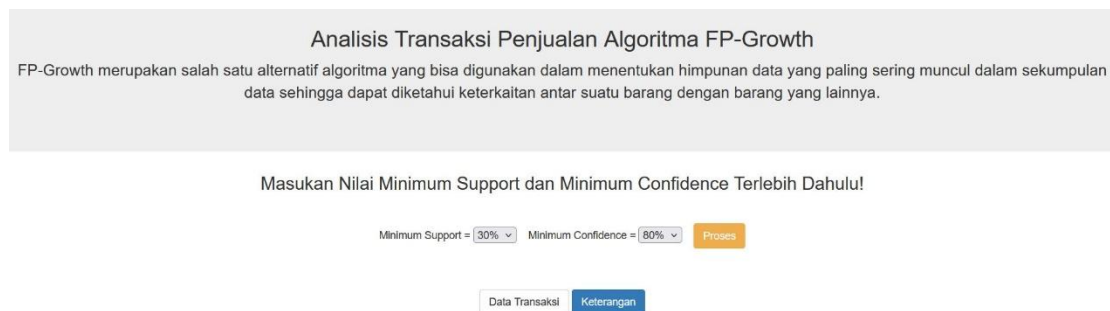
Penjelasan dari hasil Pencarian association rule adalah sebagai berikut :

1. If pelanggan membeli barang A ,B, then membeli C dengan Support 10% dan Confidence 50% dari data keseluruhan dengan nilai liftratio 5 menunjukkan bahwasanya rule ini memiliki manfaat dan kekuatan assosiasi yang tinggi.
2. If pelanggan membeli barang A ,B, dengan Support 20% dan Confidence 57.1% dari data keseluruhan dengan nilai lift ratio 2.857 menunjukkan bahwasanya rule ini memiliki manfaat dan kekuatan assosiasi yang tinggi.
3. If pelanggan membeli L then membeli U dengan Support 15% dan Confidence 75% dari data keseluruhan dengan nilai lift ratio 3.750 menunjukkan bahwasanya rule ini memiliki manfaat dan kekuatan assosiasi yang tinggi.

3. HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

1) Halaman Utama Aplikasi

Halaman utama akan tampil pada saat web diakses. Adapun tampilannya dapat di lihat pada gambar 1,2, berikut :



Analisis Transaksi Penjualan Algoritma FP-Growth

FP-Growth merupakan salah satu alternatif algoritma yang bisa digunakan dalam menentukan himpunan data yang paling sering muncul dalam sekumpulan data sehingga dapat diketahui keterkaitan antar suatu barang dengan barang yang lainnya.

Masukan Nilai Minimum Support dan Minimum Confidence Terlebih Dahulu!

Minimum Support = Minimum Confidence =

Gambar 1. Tampilan Halaman Utama Aplikasi.

Analisis Transaksi Penjualan Algoritma FP-Growth

FP-Growth merupakan salah satu alternatif algoritma yang bisa digunakan dalam menentukan himpunan data yang paling sering muncul dalam sekumpulan data sehingga dapat diketahui keterkaitan antar suatu barang dengan barang yang lainnya.

Masukan Nilai Minimum Support dan Minimum Confidence Terlebih Dahulu!

Minimum Support = Minimum Confidence = Proses

Data Transaksi
Keterangan

Header Atau F-List
Support dan Confidence
Benchmark dan Lift Ratio
Hasil

Gambar 2. Tampilan Halaman Utama Aplikasi.

2) Halaman Data Transaksi

Data Transaksi
✕

1. Layar LCD,Charger,Kampas Rem,Saringan Udara,Oli Garden,Sok Belakang,Spion,Air Radiator,
2. Oli Mesin Matic,Oli Garden,Roller,Saringan Udara,Aki Motor,Sok Depan,Sekring,Mur,Lampu Depan,Busi,
3. Oli Mesin Matic,Oli Mesin,Busi,Roller,Air Radiator,Saringan Udara,Kampas Rem,
4. Oli Mesin,Oli Mesin Matic,Saringan Udara,Sok Belakang,Sok Depan,Oli Garden,Kampas Rem,
5. Oli Mesin,Oli Mesin Matic,Roller,Saringan Udara,O-Ring,Geer,
6. Mur,Oli Mesin,Oli Garden,Sekring,Felk,Busi,
7. Oli Mesin Matic,Oli Mesin,Saringan Udara,Aki Motor,O-Ring,
8. Oli Mesin Matic,Kampas Rem,Speedo Meter,Saringan Udara,Oli Garden,Sepion,Roller,
9. Oli Mesin Matic,Oli Mesin,Roller,Saringan Udara,Oli Garden,Busi,Aki Motor,
10. Oli Mesin,Saringan Udara,Oli Mesin Matic,Oli Garden,Roller,Kampas Rem,

Jumlah Transaksi = 10

Close

Gambar 3. Tampilan Data Transaksi.

Keterangan
✕

KODE	KETERANGAN
1	OliMesinMatic
2	OliGarden
3	OliMesin
4	SaringanUdara
5	Roller
6	AkiMotor
7	Sekring
8	Mur
9	LampuDepan
10	Busi
11	SokBelakang
12	Sepion
13	KampasRem
14	AirRadiator
15	O-Ring
16	SpeedoMeter
17	Geer
18	Felk
19	SokDepan
20	Ban

Close

Gambar 4. Tampilan Halaman Keterangan Spare Part Motor.

3) Tampilan Header atau F-List

Header Atau F-list ×

ID ITEM	N(A)
1	9
3	8
13	5
4	9
2	7
5	6
6	3
10	4

Close

Gambar 5. Tampilan Header atau F-List.

4) Tampilan Halaman Hasil Nilai Support dan Confidence

HASIL NILAI SUPPORT DAN CONFIDENCE ×

RULE	COUNT	SUPPORT	CONFIDENCE
Rule 1 & 4 => 5	6	90	
Rule 1 & 4 => 2	6	90	
Rule 1 => 2	6	90	
Rule 13 => 1	5	50	1.00
Rule 5 => 1	6	60	1.00
Rule 3 => 1	7	80	0.88
Rule 4 => 1	9	90	1.00

Close

Gambar 6. Nilai Support dan Confidence.

5) Halaman Nilai Benchmark Dan Lift Ratio

NILAI BENCHMARK DAN LIFT RATIO						
ITEM	COUNT	SUPPORT	CONFIDENCE	Frekuensi Item Consequent	BENCHMARK	LIFTRATIO
Oli Mesin Matic & Saringan Udara => Oli Garden	6	90		6	0.6	1.12
Oli Mesin Matic & Saringan Udara => Roller	6	90		7	0.7	0.96
Oli Mesin Matic & Oli Garden	6	90		7	0.7	0.96
Kampas Rem & Oli Mesin Matic	5	50	1.00	9	0.9	1.11
Roller & Oli Mesin Matic	6	60	1.00	9	0.9	1.11
Oli Mesin & Oli Mesin Matic	7	80	0.88	9	0.9	0.98
Saringan Udara & Oli Mesin Matic	9	90	1.00	9	0.9	1.11

Close

Gambar 7. Nilai Benchmark Dan Lift Ratio.

6) Spesifikasi Spare Part Yang Banyak Diminati

SPESIFIKASI SPARE PART YANG BANYAK DIMINATI	
SPESIFIKASI	LIFTRATIO
Jika memilih item Oli Mesin Matic dan Saringan Udara maka akan memilih Oli Garden	1.12
Jika memilih item Oli Mesin Matic dan Saringan Udara maka akan memilih Roller	0.96
Jika memilih item Oli Mesin Matic maka akan memilih Oli Garden	0.96
Jika memilih item Kampas Rem maka akan memilih Oli Mesin Matic	1.11
Jika memilih item Roller maka akan memilih Oli Mesin Matic	1.11
Jika memilih item Oli Mesin maka akan memilih Oli Mesin Matic	0.98
Jika memilih item Saringan Udara maka akan memilih Oli Mesin Matic	1.11

Close

Gambar 8. Spare Part Yang Banyak Diminati.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang dilakukan penulis, penulis dapat menarik kesimpulan bahwa pembelian spare part motor pada bengkel motor yang paling banyak terjual dapat ditemukan menggunakan algoritma Fp-growth, dengan melihat spare part yang memenuhi minimal support 30% dan minimal confidence 80%. Produk yang paling banyak pembeli adalah oli

mesin, oli gardan dan kampas rem dengan kesimpulan bahwa oli mesin, oli gardan dan kampas rem dengan nilai support 0.333 atau 33% dan nilai kepercayaan 0,76 atau 76%.

Saran

Saran yang hendak disampaikan untuk peneliti selanjutnya adalah menggunakan metode yang berbeda sehingga bisa diketahui tingkat perbandingan kepuasan pembelian barang

DAFTAR PUSTAKA

- Annurullah, F. A., & Maulana, A. (2018). Penerapan Data Mining Untuk Analisis Pola Pembelian Konsumen Dengan Algoritma Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Spare Part Motor. *Jurnal Ilmu Komputer*, Vol. 05, pp.28.
- Ardianto, A., & Fitriana, D. (2019). Penerapan Algoritma FP-Growth Rekomendasi Trend Penjualan ATK Pada CV. Fajar Sukses Abadi. *Jurnal Telekomunikasi dan Kompute*, 50.
- Buulolo, E. (2020). *Data Mining Untuk Perguruan Tinggi*. Yogyakarta: CV Budi Utama.
- Komariyah, S. (2023). Implementasi Data Mining FP-Growth Untuk Analisis Pola Pembelian Pada Transaksi Penjualan. *Jurnal Manajemen Dan Bisnis Ekonomi*, Vol.1, No.2, pp.66-67.
- Mahmudah, R. R. (2014). Penggunaan Algoritma Fp-Growth Untuk Menemukan Aturan Asosiasi Pada Data Transaksi Penjualan Obat Di Apotek (Studi Kasus : Apotek Uad). *Jurnal Sarjana Teknik Informatika*, 130-134.
- Mukhid, A. (2021). *Metodologi Penelitian Pendekatan Kuantitatif*. Surabaya: CV Jagad Media Publishing.
- Munanda, E., & Monalisa, S. (2021). Penerapan Algoritma Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Untuk Penentuan Tata Letak Barang. *Jurnal Ilmiah Rekayasa dan Manajemen Sistem Informas*, Vol. 7, no.2 , pp.180-181.
- Noverman Ndruru, d. (2022). Penerapan Metode Fp-Growth Untuk Penjualan Produk Seni Ukir Pada Buulolo Galery. *Jurnal Teknologi Sistem Informasi dan Sistem Komputer TGD*, 46.
- Rukajat, A. (2018). *Pendekatan Penelitian Kuantitatif*. Yogyakarta: CV Budi Utama.
- Sikumbang, E. D. (2018). Penerapan Data Mining Penjualan Sepatu Menggunakan Metode Algoritma Apriori. *Jurnal Teknik Komputer*, 156.
- Situmorang, S. H., & Lufti, M. (2014). *Analisis Data Untuk Riset Manajemen Dan Bisnis*. Medan: USU Press.
- Vulandari, R. T. (2017). *Data Mining Teori Dan Aplikasi Rapidminer*. Yogyakarta: Gava Media.
- Wibowo, A. R., & Jananto, A. (2020). Implementasi Data Mining Metode Asosiasi Algoritma Fp-Growth Pada Perusahaan Ritel. *Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, Vol,10.No,2, pp.203-204.