

MODEL POLA PENJUALAN SPAREPART MOTOR DI BENGKEL RiANA DITINGKATKAN MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH

Shofi Sa'idatun Nisa Aprilliyani¹, Ade Irma Purnamasari², Agus Bahtiar³, Edi Wahyudin⁴

¹²Teknik Informatika/STMIK IKMI Cirebon

³Sistem Informasi/STMIK IKMI Cirebon

⁴Komputerisasi Akuntansi/STMIK IKMI Cirebon

*Email: shofisaidatunnisa@gmail.com¹, irma2974@yahoo.com², agusbahtiar038@gmail.com³,
ediwahyudin@gmail.com⁴*

^{1,2,3,4} STMIK IKMI Cirebon

Jl. Perjuangan No.10B, Karyamulya, Kec. Kesambi, Kota Cirebon, Jawa Barat 45135

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengeksplorasi pola asosiatif dalam data transaksi menggunakan algoritma FP-Growth dalam kerangka Knowledge Discovery in Database (KDD) untuk mendukung pengambilan keputusan yang lebih efektif di sektor layanan dan produk. Proses analisis dimulai dari seleksi data, pra-pemrosesan, transformasi data, penerapan algoritma FP-Growth menggunakan RapidMiner, hingga interpretasi dan evaluasi hasil. Algoritma FP-Growth digunakan untuk mengidentifikasi frequent itemset secara efisien tanpa perlu menghasilkan kandidat itemset secara eksplisit, sehingga lebih cepat dalam menangani data transaksi yang besar. Hasil penelitian mengungkap beberapa pola penting, seperti asosiasi dengan confidence tinggi antara "Ganti Oli" dan "Unit Steam" yang muncul bersama dengan confidence 1.000 (100%). Pola ini memberikan peluang untuk strategi promosi seperti bundling produk atau diskon paket. Di sisi lain, ditemukan juga pola dengan confidence rendah, seperti antara "Lampu Belakang" (0.148) dan "Kampas Rem Depan" (0.152) yang mengindikasikan potensi peningkatan strategi pemasaran untuk produk-produk tersebut. Penelitian ini memberikan wawasan berharga tentang perilaku pembelian pelanggan yang dapat diterapkan untuk meningkatkan efisiensi operasional, mengoptimalkan persediaan, dan menyusun strategi pemasaran yang lebih responsif terhadap kebutuhan pasar.

Keywords: *FP-Growth, Knowledge Discovery in Database, Analisis Data Transaksi, Confidence, Strategi Bisnis.*

ABSTRACT

This research aims to explore associative patterns in transaction data using the FP-Growth algorithm within the Knowledge Discovery in Database (KDD) framework to support more effective decision making in the service and product sectors. The analysis process starts from data selection, pre-processing, data transformation, application of the FP-Growth algorithm using RapidMiner, to interpretation and evaluation of the results. The FP-Growth algorithm is used to identify frequent itemsets efficiently without the need to generate candidate itemsets explicitly, making it faster in handling large transaction data. The results of the study revealed several important patterns, such as an association with high confidence between "Oil Change" and "Steam Unit" which appeared together with a confidence of 1,000 (100%). This pattern provides opportunities for promotional strategies such as product bundling or package discounts. On the other hand, patterns with low confidence were also found, such as between "Rear Lights" (0.148) and "Front Brake Pads" (0.152) which indicated the potential for increased marketing strategies for these products. This research provides valuable insights into customer purchasing behavior that can be applied to improve operational efficiency, optimize inventory, and develop marketing strategies that are more responsive to market needs.

Keywords: *Fp-Growth, Knowledge Discovery in Database, Transaction Data Analysis, Confidence, Business Strategy.*

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi telah menciptakan perubahan signifikan dalam berbagai bidang, termasuk bisnis, pendidikan, dan industri, yang menuntut adanya inovasi dalam pengelolaan data yang semakin kompleks [1]. Salah satu teknik yang banyak digunakan untuk mengelola dan menganalisis data besar adalah data mining, yang memungkinkan pemanfaatan data untuk penarikan pola serta pengambilan keputusan. Dalam konteks penjualan, algoritma data mining seperti FP-Growth sangat relevan untuk meningkatkan efisiensi dan keakuratan dalam menganalisis pola penjualan, terutama di bidang penjualan suku cadang motor. FP-Growth, sebagai teknik yang mampu menemukan pola pembelian yang sering tanpa pembuatan kandidat, menawarkan efisiensi yang dibutuhkan untuk mengelola kumpulan data yang besar dan kompleks, yang sering ditemui dalam industri suku cadang motor [2]. Salah satu teknik data mining yang menarik perhatian adalah algoritma FP-Growth yang efektif dalam menemukan pola asosiasi dalam data transaksi. Di sektor otomotif khususnya penjualan *sparepart* motor pemahaman mengenai pola pembelian konsumen menjadi sangat penting untuk pengelolaan inventaris dan penyusunan promosi. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma FP-Growth pada data transaksi penjualan *sparepart* motor dengan harapan dapat mengidentifikasi pola pembelian yang dapat digunakan untuk merumuskan strategi pemasaran yang lebih efektif dan meningkatkan penjualan. Hasil analisis menunjukkan adanya pola pembelian yang signifikan, seperti asosiasi antara oli dan filter oli, serta pembelian *sparepart* lainnya yang sering dilakukan bersamaan. Temuan ini memberikan wawasan penting bagi manajemen toko dalam menyusun strategi promosi dan bundling produk yang lebih tepat sasaran. Diskusi dalam penelitian ini menekankan pentingnya pemanfaatan pola pembelian untuk meningkatkan kepuasan pelanggan dan efisiensi penjualan. Dengan memahami pola-pola ini, pengelola dapat merespons kebutuhan konsumen dengan lebih baik yang pada gilirannya dapat meningkatkan loyalitas pelanggan dan penjualan.

Riana Motor yang tepat berada di Jln. Citarip Kopo Bandung merupakan salah satu bengkel motor yang tidak hanya menjamin kenyamanan pengguna motor, memperbaiki motor melainkan juga menjual segala *sparepart* kebutuhan perbaikan dan perawatan motor. Tidak lepas dari pola pemikiran pembelian konsumen dalam aspek keamanan, kenyamanan dan jenis barang yang di perjualkan, dengan banyaknya kegiatan yang dilakukan tiap hari data semakin bertambah banyak. Data yang telah di kumpulkan tidak hanya sebagai data arsip oleh pihak bengkel melainkan di manfaatkan sebagai data yang di olah sebagai data informasi yang digunakan untuk dapat meningkatkan penjualan *sparepart* motor. Kondisi ini juga berdampak pada pemanfaatan data transaksi penjualan yang ada, yang biasanya diarsipkan tetapi belum sepenuhnya dimanfaatkan untuk keuntungan potensialnya. Namun, dengan pengolahan yang tepat data ini bisa menjadi informasi berharga untuk pengambilan keputusan dan mendapatkan wawasan baru tentang tren penjualan [3].

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Data Mining

Ada beberapa penelitian terkait yang telah dilakukan diantaranya, tentang teknik data mining khususnya FP-Growth dapat diintegrasikan dalam strategi manajemen inventaris untuk meningkatkan daya saing bisnis dan tata letak produk serta menawarkan rekomendasi produk yang relevan [4].

Selanjutnya penelitian oleh [5] dengan judul “Analisa Pola Transaksi Pembelian Konsumen pada Toko Ritel Kesehatan Menggunakan Algoritma FP-Growth” dengan inti permasalahan untuk menganalisis pola pembelian konsumen di CV Harmoni Medicine Indonesia, sebuah perusahaan ritel yang menjual produk kesehatan dan kecantikan.

Penelitian selanjutnya “Analisa Data Transaksi Penjualan Barang Menggunakan Algoritma Apriori dan FP-Growth” oleh [6] Penelitian ini sangat relevan mengingat pentingnya pemahaman pola pembelian pelanggan dalam meningkatkan strategi penjualan.

Data mining merupakan tahap dari proses *Knowledge Discovery Database* (KDD), adalah kerangka kerja yang lebih luas yang mencakup proses data mining sebagai salah satu tahapannya. Metode ini mencakup berbagai 5 tahapan yaitu:

- a. Data Selection
- b. Preprocessing
- c. Transformation
- d. Data Mining
- e. Interpretation/Evaluation

2.2 FP-Growth

Algoritma FP-Growth (*Frequent Pattern Growth*) adalah metode dalam data mining yang digunakan untuk menemukan pola asosiasi dalam data transaksi tanpa memerlukan proses pembangkitan kandidat, seperti yang digunakan dalam algoritma Apriori. Algoritma ini lebih efisien karena menggunakan struktur data *tree* (disebut *FP-tree*) untuk merepresentasikan data dan mendeteksi pola yang sering muncul.

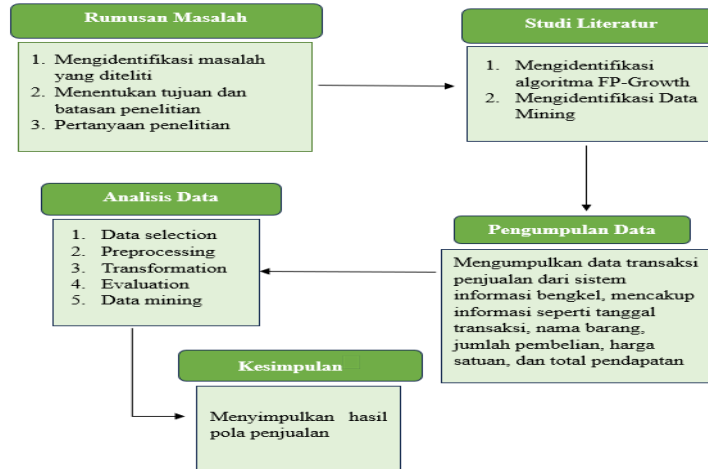
Tahapan yang akan dilakukan untuk mendapatkan frequent itemset menggunakan algoritma FP-growth terbagi menjadi tiga langkah, antara lain:

- a. Pembangkitan *Conditional Pattern Base*.
- b. Pembangkitan *Conditional FP- tree*.

3. METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan adalah metode *Knowledge Discovery in Database* (KDD), seperti yang diungkapkan oleh [7] metode KDD telah digunakan untuk meningkatkan akurasi pola penjualan pada data yang kompleks. Tahap pertama adalah *Data Selection* yaitu proses pengumpulan dan penyaringan data transaksi sparepart motor yang relevan seperti kode *sparepart*, waktu transaksi, dan kategori *sparepart*. Selanjutnya, tahap *Data Preprocessing* dilakukan untuk membersihkan data dari noise, duplikasi atau data yang tidak lengkap, mengikuti langkah serupa yang diambil oleh [8] untuk memastikan data yang bersih dan konsisten.

Setelah pra-pemrosesan *Data Transformation* digunakan untuk mengonversi data mentah ke dalam bentuk yang sesuai untuk algoritma FP- Growth mirip dengan pendekatan yang digunakan [9] dalam penelitian tentang penemuan pola pembelian menggunakan FP-Growth. Kemudian, pada tahap *Data Mining* RapidMiner menjalankan algoritma FP-Growth untuk menemukan kombinasi produk yang sering dibeli bersamaan. Pada tahap terakhir yaitu *Interpretation/Evaluation* kemudian menginterpretasi hasil berdasarkan nilai *support* dan *confidence* seperti dilakukan oleh [10] yang mengukur efektivitas pola untuk mendukung pengambilan keputusan bisnis. Berikut adalah tahapan metode penelitian yang dimana terdiri dari rumusan masalah, studi literatur, analisis data, dan kesimpulan.



Gambar 1. Tahapan Metode Penelitian

Selanjutnya adalah deskripsi aktivitas dalam metode penelitian yang penulis gunakan, yang disajikan dalam tabel. Tabel ini merinci setiap tahapan penelitian, mulai dari Rumusan Masalah, Studi Literatur, Pengumpulan Data, Analisis Data, hingga Kesimpulan.

Tabel 1. Deskripsi Aktivitas Metode Penelitian

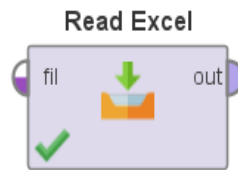
Tahapan	Aktivitas	Deskripsi Aktivitas
Rumusan Masalah	Mengidentifikasi masalah yang diteliti	Menentukan permasalahan utama dalam pola penjualan sparepart motor, seperti ketidakefisienan dalam pengelolaan stok dan promosi.
	Menentukan tujuan dan batasan penelitian	Merumuskan tujuan penelitian, yaitu menemukan pola penjualan menggunakan algoritma FP-Growth, serta menentukan lingkup data yang akan digunakan.
	Pertanyaan Penelitian	Merumuskan pertanyaan penelitian yang menjadi fokus, seperti: "Bagaimana algoritma FP-Growth dapat membantu menemukan pola penjualan sparepart motor?"
Studi Literatur	Mengidentifikasi algoritma FP-Growth	Mempelajari cara kerja algoritma FP-Growth dan implementasinya dalam menemukan frequent itemsets serta asosiasi antar produk.
	Mengidentifikasi teknik data mining	Meninjau berbagai teknik data mining yang relevan untuk analisis pola penjualan, khususnya yang mendukung algoritma FP-Growth.
Pengumpulan Data	Mengumpulkan data transaksi penjualan	Mengambil data dari sistem informasi bengkel, mencakup tanggal transaksi, nama barang, jumlah pembelian, harga satuan, dan total pendapatan.
Analisis Data	Analisis Data menggunakan <i>Knowledge Discovery in Database</i> (KDD)	Melakukan analisis data menggunakan pendekatan <i>Knowledge Discovery in Database</i> (KDD) yang mencakup tahapan

Tahapan	Aktivitas	Deskripsi Aktivitas
		pemilihan data (data selection), pembersihan data (preprocessing), transformasi data (transformation), penggalan pola data (data mining), dan evaluasi hasil (evaluation).
Kesimpulan	Menyimpulkan hasil pola penjualan	Menyimpulkan pola-pola penjualan yang ditemukan dari algoritma FP-Growth serta memberikan rekomendasi bisnis untuk meningkatkan efisiensi penjualan dan pengelolaan stok.

4. PEMBAHASAN

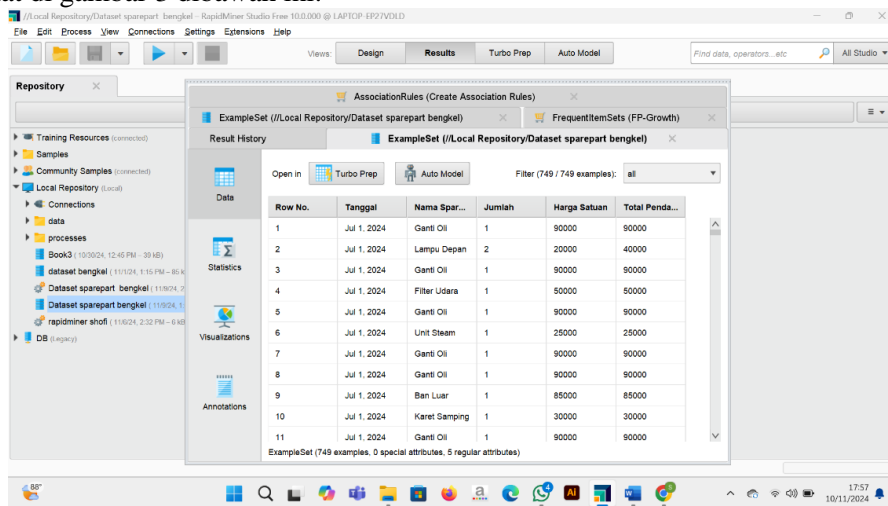
4.1.1 Data Selection

Pada tahapan data selection menunjukkan gambar ikon *Read Excel* dalam RapidMiner, yang digunakan untuk membaca file Excel sebagai sumber data dalam proses data mining. Simbol panah hijau ke bawah menunjukkan bahwa modul ini mengambil file dari sistem, sementara tanda centang hijau menunjukkan bahwa konfigurasi telah berhasil dilakukan. Terdapat dua port, yaitu *fil* sebagai input file dan *out* sebagai output data yang dapat digunakan dalam langkah-langkah analisis. Berikut gambar dari *Read Excel* bisa dilihat dibawah ini.



Gambar 2. Operator *Read Excel*

Untuk melakukan *import data*, dilakukan dengan cara klik tombol “*import configuration wizard*” lalu mencari dimana letak dataset disimpan. Setelah memastikan data sudah tepat, maka selanjutnya memilih opsi “*Finish*” untuk menyelesaikan tahap *import data*. Gambaran lengkap mengenai proses *import data* bisa dilihat di gambar 3 dibawah ini.



Gambar 3. Proses *Import Data*

4.1.2 Preprocessing

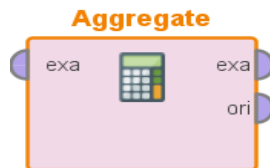
Pada tahap *preprocessing* dilakukan proses pembersihan data untuk menghapus data dengan meliputi beberapa langkah utama yaitu menghapus data yang terduplikasi, mengidentifikasi dan menangani *noise*, memperbaiki data yang tidak konsisten serta mengisi atau menghapus nilai kosong (*missing value*) pada dataset. Berikut adalah hasil dari tahapan proses *preprocessing* dapat dilihat pada gambar 4 dibawah ini.

Name	Type	Missing	Statistics	Filter (5 / 5 attributes)
Tanggal	Date-time	0	Earliest date: Sep 5, 2023 Latest date: Oct 21, 2024 Duration: 412 days	
Nama Sparepart	Nominal	0	Level: Sepasang Ban (1) Most: Ganti Oli (218) Others: Ganti Oli (218), Unit Steam (102), ... [30 more]	
Jumlah	Integer	0	Min: 1 Max: 4 Average: 1.358	
Harga Satuan	Integer	0	Min: 15000 Max: 1500000 Average: 96572.764	
Total Pendapatan	Integer	0	Min: 15000 Max: 1500000 Average: 103562.083	

Gambar 4. Hasil Tampilan Data Bagian Statistik

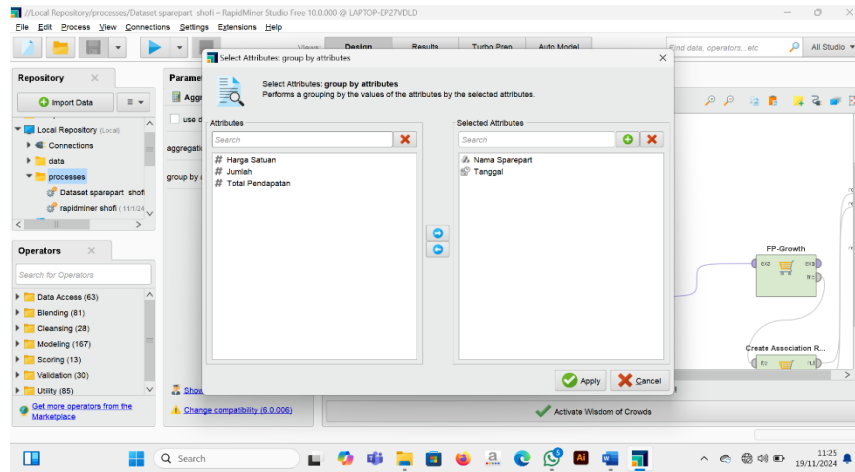
4.1.3 Transformation

Pada tahapan *transformation* menunjukkan ikon *Aggregate* dalam RapidMiner, yang digunakan untuk melakukan agregasi data, seperti menghitung rata-rata, jumlah, maksimum, atau minimum dari sekumpulan nilai. Ikon kalkulator di tengah menunjukkan fungsi perhitungan, sementara port exa di kiri sebagai input data dan port exa serta ori di kanan sebagai output hasil agregasi dan data asli. Gambar *Aggregate* bisa dilihat dari gambar dibawah ini.



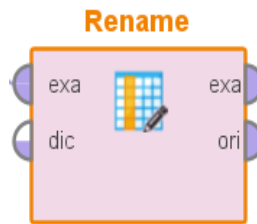
Gambar 5. Operator *Aggregate*

Pada proses pengelompokan data, peneliti menggunakan parameter *Group By Attributes* untuk menyusun data secara sistematis berdasarkan atribut yang spesifik, sehingga mempermudah analisis. Gambar *group by attributes* bisa dilihat dibawah ini.



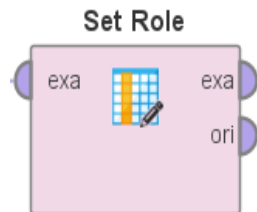
Gambar 6. Parameter *Group By Attribute*

Setelah tahap agregasi selesai, langkah berikutnya adalah mengubah nama atribut dalam dataset. Pengubahan nama atribut dilakukan menggunakan operator "*Rename*," seperti yang ditunjukkan pada gambar di bawah ini.



Gambar 7. Operator *Rename*

Pada tahap selanjutnya salah satu atribut dalam dataset dipilih untuk dijadikan sebagai ID. Umumnya, atribut yang dipilih sebagai ID memiliki karakteristik unik seperti yang ditunjukkan pada gambar di bawah ini.



Gambar 8. Operator *Set Role*

4.1.4 Data mining

Pada tahapan data mining menampilkan sebuah diagram proses dengan label "*FP-Growth*," yang merupakan algoritma untuk menemukan pola item yang sering muncul dalam kumpulan data transaksi. Ikon keranjang belanja di dalam kotak menunjukkan bahwa algoritma ini terkait dengan analisis pembelian atau asosiasi dalam data transaksi. Label "exa," "fre," dan "exa" kemungkinan mengacu pada input dan output dari proses ini, yang bisa berupa dataset transaksi dan hasil pola yang ditemukan. Berikut gambar dari Operator *Fp-growth* dibawah ini.



Gambar 9. Operator *Fp-growth*

Setelah tahapan *FP-Growth* selesai, langkah berikutnya adalah menggunakan operator *Create Association Rules*. Operator ini bertugas menghasilkan aturan-aturan yang menunjukkan hubungan atau pola pembelian antar produk dalam data yaitu *support* dan *confidence*. Berikut gambar dari operator *Create Association Rules* bisa dilihat dari gambar 10 dibawah ini.



Gambar 10. Operator *Create Association Rules*

Berikut adalah hasil dari operator *create association*:

Conclusion	Support	Confidence	LaPlace	Gain	p-s	Lift	Convict...
Lampu Depan Lampu Depan	0.013	0.206	0.953	-0.112	0.012	16	1.243
Ganti Oli Ganti Oli	0.039	0.253	0.901	-0.267	0.033	6.554	1.287
Unit Steam Unit Steam	0.037	0.294	0.922	-0.213	0.032	8	1.365
Ganti Oli Ganti Oli Ganti Oli	0.046	0.301	0.907	-0.259	0.039	6.554	1.365
Ganti Oli	0.046	1	1	-0.046	0.039	6.554	∞
Ganti Oli	0.039	1	1	-0.039	0.033	6.554	∞
Ganti Oli	0.017	1	1	-0.017	0.014	6.554	∞
Ganti Oli	0.007	1	1	-0.007	0.006	6.554	∞
Ganti Oli	0.006	1	1	-0.006	0.005	6.554	∞
Unit Steam	0.037	1	1	-0.037	0.032	8	∞
Unit Steam	0.009	1	1	-0.009	0.008	8	∞
Busi	0.017	1	1	-0.017	0.015	10.074	∞
Filter Udara	0.007	1	1	-0.007	0.007	13.600	∞
Lampu Depan	0.013	1	1	-0.013	0.012	16	∞

Gambar 11. Hasil operator *Create Association*

Setelah semua langkah pada tahap *data mining* selesai dihasilkan sebuah model proses yang mencakup seluruh tahapan *data mining*. Berikut adalah rangkaian lengkap tahapan *data mining* yang telah dilakukan seperti pada gambar 12 dibawah ini.

besar kemungkinan suatu item muncul bersamaan dengan item lainnya. Contohnya, aturan [Ganti Oli] → [Ganti Oli] dengan confidence 1.000 menunjukkan bahwa transaksi yang mengandung "Ganti Oli" hampir selalu berulang. Hal ini membantu dalam memahami tren pembelian dan mengoptimalkan strategi penjualan suku cadang motor, Berikut Gambaran lengkap mengenai proses AssociationRules bisa dilihat di gambar 14 dibawah ini.

AssociationRules

```

Association Rules
[Filter Udara] --> [Filter Udara|Filter Udara] (confidence: 0.100)
[Ganti Oli] --> [Ganti Oli|Ganti Oli|Ganti Oli|Ganti Oli] (confidence: 0.108)
[Lampu Belakang] --> [Lampu Belakang|Lampu Belakang] (confidence: 0.148)
[Kampas Rem Depan] --> [Kampas Rem Depan|Kampas Rem Depan] (confidence: 0.152)
[Busi] --> [Busi|Busi] (confidence: 0.167)
[Lampu Depan] --> [Lampu Depan|Lampu Depan] (confidence: 0.206)
[Ganti Oli] --> [Ganti Oli|Ganti Oli] (confidence: 0.253)
[Unit Steam] --> [Unit Steam|Unit Steam] (confidence: 0.294)
[Ganti Oli] --> [Ganti Oli|Ganti Oli|Ganti Oli] (confidence: 0.301)
[Ganti Oli|Ganti Oli|Ganti Oli] --> [Ganti Oli] (confidence: 1.000)
[Ganti Oli|Ganti Oli] --> [Ganti Oli] (confidence: 1.000)
[Ganti Oli|Ganti Oli|Ganti Oli|Ganti Oli] --> [Ganti Oli] (confidence: 1.000)
[Ganti Oli|Ganti Oli|Ganti Oli|Ganti Oli|Ganti Oli] --> [Ganti Oli] (confidence: 1.000)
[Ganti Oli|Ganti Oli|Ganti Oli|Ganti Oli|Ganti Oli|Ganti Oli] --> [Ganti Oli] (confidence: 1.000)
[Ganti Oli|Ganti Oli|Ganti Oli|Ganti Oli|Ganti Oli|Ganti Oli|Ganti Oli] --> [Ganti Oli] (confidence: 1.000)
[Unit Steam|Unit Steam] --> [Unit Steam] (confidence: 1.000)
[Unit Steam|Unit Steam|Unit Steam] --> [Unit Steam] (confidence: 1.000)
[Busi|Busi] --> [Busi] (confidence: 1.000)
[Filter Udara|Filter Udara] --> [Filter Udara] (confidence: 1.000)
[Lampu Depan|Lampu Depan] --> [Lampu Depan] (confidence: 1.000)
[Kampas Rem Depan|Kampas Rem Depan] --> [Kampas Rem Depan] (confidence: 1.000)
[Lampu Belakang|Lampu Belakang] --> [Lampu Belakang] (confidence: 1.000)
    
```

Gambar 14. Hasil *AssociationRules*

Dari hasil analisis *Association Rules* yang dihasilkan dari analisis pola penjualan *sparepart* motor menggunakan algoritma FP-Growth nilai *confidence* yang tinggi yaitu Ganti Oli dan Unit Steam yang masing-masing memiliki confidence 1.000 atau 100% menunjukkan bahwa pelanggan hampir selalu mengulang pembelian item yang sama.

5.1 KESIMPULAN

1. Algoritma FP-Growth berhasil diterapkan untuk menganalisis pola penjualan sparepart motor di Bengkel Riana Motor, menghasilkan pola-pola pembelian signifikan yang memberikan wawasan penting. Salah satu pola utama adalah pembelian berulang *Ganti Oli* dengan confidence 100%, yang mencerminkan kebutuhan pelanggan terhadap produk tersebut. Hal ini menunjukkan efektivitas algoritma dalam mengidentifikasi hubungan kuat antar produk. Analisis ini mendukung tujuan penelitian untuk menggali pola-pola signifikan dari data transaksi penjualan. Dengan demikian, algoritma FP-Growth terbukti relevan dalam konteks analisis data bisnis bengkel.
2. Pola-pola yang dihasilkan mengungkapkan tren dan preferensi pelanggan yang dapat dimanfaatkan oleh pengelola bengkel. Misalnya, produk seperti *Unit Steam* dan *Lampu Depan* menunjukkan hubungan pembelian yang cukup kuat, memberikan peluang untuk pengelolaan stok yang lebih baik. Hasil ini juga memberikan dasar bagi strategi pemasaran berbasis data yang dapat meningkatkan kepuasan pelanggan. Preferensi ini mencerminkan kebutuhan dasar pelanggan terhadap perawatan kendaraan yang konsisten. Dengan pola ini, pengelola memiliki landasan kuat untuk mendesain strategi bisnis yang lebih efektif.
3. Penelitian ini menunjukkan efektivitas algoritma FP-Growth dalam mendukung keputusan manajemen, seperti pengelolaan stok dan pemasaran. Dengan mengetahui pola-pola pembelian berulang, bengkel dapat mengoptimalkan stok produk populer dan mencegah kekurangan barang. Strategi pemasaran dapat difokuskan pada produk yang memiliki hubungan pembelian tinggi untuk meningkatkan penjualan. Efisiensi algoritma FP-Growth dalam memproses dataset besar

memastikan relevansinya untuk diterapkan secara berkala. Hal ini mendukung pengambilan keputusan berbasis data yang lebih akurat dan strategis.

5.2 SARAN

Dari hasil kesimpulan diatas, ada beberapa saran sebagai berikut:

1. Bengkel Riana Motor disarankan untuk menerapkan algoritma FP-Growth secara berkala guna memantau perubahan pola pembelian pelanggan. Hal ini akan membantu pengelola menyesuaikan strategi stok dan pemasaran sesuai tren terbaru. Selain itu, pembaruan data transaksi akan memberikan hasil analisis yang lebih relevan dan mendukung adaptasi cepat terhadap perubahan pasar. Dengan implementasi berkelanjutan, algoritma ini dapat menjadi alat penting dalam perencanaan bisnis jangka panjang.
2. Strategi pemasaran berbasis pola pembelian, seperti bundling produk dengan hubungan pembelian tinggi seperti *Ganti Oli* dan *Unit Steam*, perlu diterapkan. Promosi ini dapat menarik pelanggan untuk melakukan pembelian yang lebih besar, sekaligus meningkatkan loyalitas konsumen. Selain itu, pemberian diskon pada kombinasi produk tersebut dapat mengoptimalkan penjualan sparepart. Pendekatan ini juga berpotensi meningkatkan kesadaran pelanggan terhadap produk lain yang relevan. Program promosi yang efektif dapat menjadi keunggulan kompetitif bagi bengkel.
3. Untuk pengembangan lebih lanjut, disarankan memasukkan variabel tambahan seperti waktu pembelian atau demografi pelanggan ke dalam analisis. Dengan data tambahan ini, hasil analisis dapat memberikan wawasan yang lebih mendalam terkait perilaku pelanggan. Penelitian lanjutan dengan algoritma lain seperti Apriori atau Eclat juga dapat dilakukan untuk membandingkan efisiensi dan hasil. Selain itu, integrasi hasil analisis dengan sistem manajemen stok otomatis akan meningkatkan efisiensi operasional. Pendekatan berbasis teknologi ini memungkinkan bengkel merespons kebutuhan pelanggan dengan lebih cepat dan tepat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] T. Yuniati and M. F. Sidiq, "Literature Review : Legalisasi Dokumen Elektronik Menggunakan Tanda," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 4, no. 6, pp. 1058–1069, 2020, [Online]. Available: <https://jurnal.iaii.or.id/index.php/RESTI/article/view/2502>
- [2] T. A. Djabalul Lael and D. A. Pramudito, "Use of Data Mining for The Analysis of Consumer Purchase Patterns with The Fpgrowth Algorithm on Motor Spare Part Sales Transactions Data," *IAIC Trans. Sustain. Digit. Innov.*, vol. 4, no. 2, pp. 128–136, 2023, doi: 10.34306/itsdi.v4i2.582.
- [3] R. Wahyuningsih, A. Suharsono, and N. Iriawan, "Comparison of Market Basket Analysis Method Using Apriori Algorithm, Frequent Pattern Growth (Fp- Growth) and Equivalence Class Transformation (Eclat) (Case Study: Supermarket 'X' Transaction Data for 2021)," *Bus. Financ. J.*, vol. 8, no. 2, pp. 192–201, 2023, doi: 10.33086/bfj.v8i2.5226.
- [4] I. Riadi, H. Herman, F. Fitriah, and S. Suprihatin, "Optimizing Inventory with Frequent Pattern Growth Algorithm for Small and Medium Enterprises," *MATRIK J. Manajemen, Tek. Inform. dan Rekayasa Komput.*, vol. 23, no. 1, pp. 169–182, 2023, doi: 10.30812/matrik.v23i1.3363.
- [5] F. Achmad, O. Nurdiawan, and Y. Arie Wijaya, "Analisa Pola Transaksi Pembelian Konsumen Pada Toko Ritel Kesehatan Menggunakan Algoritma Fp-Growth," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 1, pp. 168–175, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i1.6210.
- [6] A. Sudianto and H. Bahtiar, "371-Article Text-1705-1-10-20230331," vol. VI, pp. 103–108, 2023, [Online]. Available: <https://www.lenteradua.net/jurnal/index.php/jnanaloka/article/view/6>
- [7] N. Musyaffa, A. Prasetyo, and R. Sastra, "Market Basket Analisis Data Mining Terhadap Data Penjualan Menggunakan Algoritma Frequent Pattern Growth (Fp Growth)," *J. Khatulistiwa Inform.*, vol. 9, no. 2, pp. 115–120, 2021, doi: 10.31294/jki.v9i2.11133.
- [8] S. Suhada, D. Ratag, G. Gunawan, D. Wintana, and T. Hidayatulloh, "Penerapan Algoritma Fp-Growth Untuk Menentukan Pola Pembelian Konsumen Pada Ahass Cibadak," *Swabumi*, vol. 8, no. 2, pp. 118–126, 2020, doi: 10.31294/swabumi.v8i2.8077.
- [9] D. A. Istiqomah, Yuli Astuti, and Siti Nurjanah, "Implementasi Algoritma Fp-Growth Dan Apriori Untuk Persediaan Produk," *J. Inform. Polinema*, vol. 8, no. 2, pp. 37–42, 2022, doi: 10.33795/jip.v8i2.845.
- [10] A. H. Nasyuha *et al.*, "Frequent pattern growth algorithm for maximizing display items," *Telkomnika (Telecommunication Comput. Electron. Control.)*, vol. 19, no. 2, pp. 390–396, 2021, doi: 10.12928/TELKOMNIKA.v19i2.16192.