KAMPUS AKADEMIK PUBLISING
Jurnal Sains Student Research (JSSR)
Vol.4, No.6 Desember 2026
e-ISSN: 3025-9851, p-ISSN : 3025-986X, Hal 257-271
DOI : https://doi.org/10.61722/jssr.v4i6.12848

Analisis Kinerja FP-Growth Pada Data Transaksi Servis Sepeda Motor Berdasarkan Segmentasi Transmisi Dan Kategori Layanan Di AHASS

RD Nurullail Fathan Qowiyun[1*], Wina Witanti[2], Melina[3]
[1] Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Sains Dan Informatika, Universitas Jenderal Achmad Yani
[2] Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Sains Dan Informatika, Universitas Jenderal Achmad Yani
[3] Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Sains Dan Informatika, Universitas Jenderal Achmad Yani
*Penulis Korespondensi: faqowid@gmail.com

Abstract. *This study analyzes the performance of the Frequent Pattern Growth (FP-Growth) algorithm on motorcycle service data based on transmission-type and service-category segmentation at AHASS Roda Motor Cianjur. The dataset consists of 398 observation rows and 13 service items obtained from monthly Dealer Management System records covering August 2024 to February 2026. Following the Knowledge Discovery in Databases framework, the data were cleaned, selected, segmented, and transformed into a binary matrix. A value of 1 was assigned when the service volume exceeded 10, while a value of 0 was assigned when the volume was 10 or less. Five testing scenarios were constructed: combined data, automatic-transmission motorcycles, manual-clutch motorcycles, free services, and paid services. The algorithm was executed using a minimum support of 0.30, a minimum confidence of 0.70, and a lift ratio greater than one. Performance evaluation was conducted in Visual Studio Code using three warm-up runs and 30 measurement repetitions to record execution time and the increase in Resident Set Size. The results show that the combined dataset produced 62 frequent itemsets and 154 association rules. The automatic-transmission motorcycle scenario produced 304 frequent itemsets and 4,642 association rules, while the manual-clutch motorcycle scenario produced seven frequent itemsets and two rules. The free-service scenario generated seven frequent itemsets and 11 rules, whereas the paid-service scenario generated 29 frequent itemsets and 66 rules. The combined dataset recorded a median total execution time of 8.7783 milliseconds and a median memory increase of 0.4141 MB. The automatic-transmission motorcycle scenario had the highest computational load, requiring 44.3190 milliseconds and 3.9023 MB, whereas the manual-clutch motorcycle scenario recorded the lowest execution time of 5.4048 milliseconds and a memory increase of 0.3945 MB. The free-service and paid-service scenarios required 6.1301 milliseconds and 7.2973 milliseconds, respectively. These findings indicate that segmentation produces more specific association patterns but does not always improve computational efficiency. FP-Growth performance is influenced by data density, active item count, frequent itemset count, and association-rule complexity. Therefore, fewer observation rows do not necessarily result in lower computational requirements.*

Keywords: *Association rules; FP-Growth; service category; transmision type; data segmentation.*

Abstrak. Penelitian ini menganalisis kinerja algoritma Frequent Pattern Growth (FP-Growth) pada data servis sepeda motor berdasarkan segmentasi jenis transmisi dan kategori layanan di AHASS Roda Motor Cianjur. Data penelitian terdiri atas 398 baris observasi dan 13 item layanan dari rekapitulasi bulanan Dealer Management System periode Agustus 2024 sampai Februari 2026. Setelah melalui tahapan Knowledge Discovery in Databases, data dibersihkan, diseleksi, dikelompokkan, dan ditransformasikan menjadi matriks biner. Nilai 1 diberikan apabila volume layanan lebih dari 10, sedangkan nilai 0 diberikan apabila volume layanan kurang dari atau sama dengan 10. Lima skenario pengujian digunakan, yaitu data gabungan, motor matik, motor kopling, layanan gratis, dan layanan berbayar. Algoritma dijalankan dengan minimum support 0,30, minimum confidence 0,70, dan lift ratio lebih besar dari satu. Evaluasi kinerja dilakukan pada Visual Studio Code melalui tiga kali warm-up dan 30 kali pengulangan untuk mengukur waktu serta peningkatan Resident Set Size. Hasil menunjukkan bahwa data gabungan menghasilkan 62

Naskah Masuk:11 September 2026; Revisi: 12 September 2026; Diterima: 13 September 2026; Terbit: 28 September 2026

frequent itemset dan 154 association rules. Motor matik menghasilkan 304 frequent itemset dan 4.642 association rules, motor kopling menghasilkan tujuh frequent itemset dan dua aturan, layanan gratis menghasilkan tujuh frequent itemset dan 11 aturan, sedangkan layanan berbayar menghasilkan 29 frequent itemset dan 66 aturan. Median waktu keseluruhan data gabungan sebesar 8,7783 milidetik dengan peningkatan memori 0,4141 MB. Motor matik mencatat beban tertinggi, yaitu 44,3190 milidetik dan 3,9023 MB, sementara motor kopling menjadi yang terendah dengan waktu 5,4048 milidetik dan memori 0,3945 MB. Layanan gratis dan berbayar masing-masing membutuhkan 6,1301 milidetik dan 7,2973 milidetik. Hasil ini menunjukkan bahwa segmentasi dapat menghasilkan pola yang lebih spesifik, tetapi tidak selalu meningkatkan efisiensi komputasi. Kinerja FP-Growth dipengaruhi oleh kepadatan data, jumlah item aktif, jumlah frequent itemset, dan association rules. Temuan tersebut menegaskan bahwa jumlah baris yang sedikit tidak menjamin proses lebih ringan, sehingga evaluasi segmentasi harus mempertimbangkan struktur matriks dan kompleksitas pola pada tiap skenario.

Kata kunci: Aturan asosiasi; *FP-Growth*; jenis transmisi; kategori layanan; segmentasi data.

1. LATAR BELAKANG

Sepeda motor merupakan jenis kendaraan bermotor yang paling banyak digunakan oleh masyarakat Indonesia. Berdasarkan data Badan Pusat Statistik, jumlah sepeda motor pada tahun 2023 mencapai lebih dari 133 juta unit atau sekitar 83,62% dari keseluruhan kendaraan bermotor (Zhang, Yihang, & Sung, 2024). Tingginya jumlah tersebut turut meningkatkan kebutuhan terhadap perawatan dan perbaikan kendaraan di bengkel resmi. Setiap kegiatan pelayanan menghasilkan data transaksi yang terus bertambah dan dapat diolah untuk memperoleh informasi mengenai kecenderungan layanan yang digunakan konsumen (Rustam, Defit, & Nurcahyo, 2024). Salah satu proses yang dapat digunakan untuk menggali informasi tersebut adalah Knowledge Discovery in Databases atau KDD, yang mencakup seleksi, pembersihan, transformasi, data mining, evaluasi pola, dan penyajian hasil (Setyorini, Mustakim, Adhiva, & Putri, 2020). Salah satu teknik data mining yang sesuai untuk data transaksi adalah Association Rule Mining. Teknik ini digunakan untuk menemukan kecenderungan beberapa item yang muncul secara bersamaan dalam sekumpulan transaksi (AFRIYANI & Ali, 2023). Kekuatan aturan yang dihasilkan dapat dinilai menggunakan support, confidence, dan lift ratio (Ardianto & Adinugroho, 2021).

Algoritma Frequent Pattern Growth atau FP-Growth dapat digunakan untuk menemukan frequent itemset tanpa membentuk kandidat itemset secara berulang (Purnamasari, Bahtiar, Wahyudin, & Cirebon, n.d.). FP-Growth memadatkan transaksi ke dalam struktur Frequent Pattern Tree atau FP-Tree, kemudian menelusuri pola yang memenuhi nilai minimum support (Fahrezi Ahmad, Witanti, & Ramadhan, 2025). Algoritma ini telah diterapkan untuk memprediksi ketersediaan stok bahan pokok (Aditiya, Defit, & Nurcahyo, 2020), menganalisis pola penjualan barang (Lubis, Syahril, & Murniyanti, 2024), mengetahui kecenderungan pembelian konsumen (Alya Shafira & Lestari Anggreini, 2024), serta mendukung pengaturan distribusi barang (Boy, Yakub, Ishak, & Azmi, 2022).

Pada bidang otomotif, FP-Growth telah digunakan untuk menemukan pola pembelian konsumen pada transaksi AHASS (Suhada, Ratag, Gunawan, Wintana, & Hidayatulloh, 2020). Penelitian lain juga membandingkan FP-Growth dengan Apriori pada data penjualan suku cadang kendaraan (Wadanur & Sari, 2022). Namun, data pada penelitian tersebut masih dianalisis sebagai satu kelompok tanpa membedakan karakteristik kendaraan dan kategori layanannya. Pendekatan pengolahan data gabungan juga ditemukan pada data transaksi toko kesehatan (Achmad, Nurdiawan, & Arie Wijaya, 2023), dan juga minimarket (Anas, 2020).

Beberapa penelitian mulai menggabungkan pengelompokan data dengan pencarian pola untuk memperoleh hasil yang lebih terarah (Arif Saifudin, Endah Wahanani, & Junaidi, 2024). Sebelum diterapkan pada algoritma, data perlu melalui tahap pra-pemrosesan untuk menangani data kosong, ketidakkonsistenan penulisan, transaksi batal, dan struktur data yang belum sesuai (Sihombing, Tugiono, & Pane, 2022). Pemilihan atribut juga harus disesuaikan dengan tujuan analisis karena penggunaan variabel yang kurang relevan dapat menghasilkan rekomendasi yang kurang tepat (Budianto & Riana, 2020). Selain itu, aturan yang memiliki nilai metrik tinggi belum tentu bermanfaat apabila tidak sesuai dengan kebutuhan pengelolaan transaksi (Informatika & Cirebon, 2024). Pembatasan ruang lingkup data diperlukan agar pola yang dihasilkan lebih mudah diinterpretasikan (Muntari, 2024). Penerapan FP-Growth pada transaksi penjualan menunjukkan bahwa karakteristik dataset dapat memengaruhi jumlah kombinasi pola yang ditemukan (Fauzi, Aranski, Nopriadi, & Hutabri, 2023).

Dalam analisis kinerja, jumlah baris bukan satu-satunya faktor yang menentukan beban pemrosesan. Kepadatan item, jumlah item yang memenuhi minimum support, panjang kombinasi itemset, dan jumlah association rules juga dapat memengaruhi waktu eksekusi dan penggunaan memori. Oleh karena itu, hasil pengujian perlu dianalisis berdasarkan karakteristik setiap dataset, bukan hanya berdasarkan banyaknya data (فهمي سليمان & احمد جاسم, 2024). Penerapan FP-Growth pada pengelolaan suku cadang bengkel menunjukkan bahwa pola transaksi dapat digunakan untuk membantu memahami kebutuhan layanan atau persediaan (Ramadhan, 2024). Penelitian lain memanfaatkan pola pembelian untuk mengetahui kombinasi produk yang sering muncul secara bersamaan (Asih & Martanto, 2024). Proses seleksi atribut dan pembatasan data diperlukan agar algoritma hanya memproses informasi yang sesuai dengan tujuan penelitian (Adri, 2021).

Sementara itu, penggabungan metode pengelompokan dan FP-Growth menunjukkan bahwa data dapat dibagi berdasarkan karakteristik tertentu sebelum dilakukan pencarian aturan asosiasi (Suseno, Naufal, & Amin, 2022). Adapun kesesuaian sumber (Danar et al., 2020) perlu diperiksa kembali karena metadata pada daftar pustaka belum menunjukkan hubungan yang jelas dengan pembahasan kinerja FP-Growth (Fenriana et al., 2012). Data transaksi servis AHASS memiliki karakteristik yang dapat dibedakan berdasarkan jenis transmisi kendaraan dan kategori administrasi layanan. Berdasarkan transmisi, kendaraan dikelompokkan menjadi motor matik dan motor kopling. Berdasarkan kategori layanan, transaksi dikelompokkan menjadi layanan gratis atau Kupon Perawatan Berkala dan layanan berbayar. Perbedaan tersebut dapat memengaruhi jenis layanan yang muncul, kepadatan item, jumlah frequent itemset, dan aturan asosiasi yang terbentuk.

Segmentasi tidak langsung diasumsikan dapat mengurangi waktu eksekusi dan penggunaan memori. Dataset dengan jumlah baris lebih sedikit dapat memiliki kepadatan item yang lebih tinggi sehingga menghasilkan lebih banyak kombinasi pola. Kondisi tersebut dapat membuat proses FP-Growth menjadi lebih berat daripada pengolahan data gabungan. Oleh karena itu, pengaruh segmentasi perlu dibuktikan melalui pengujian pada lingkungan perangkat yang sama dengan parameter dan prosedur pengukuran yang konsisten. Penelitian ini menggunakan data transaksi servis AHASS Roda Motor Cianjur selama periode Agustus 2024 sampai Februari 2026. Pengujian dilakukan melalui lima skenario, yaitu data gabungan, data motor matik, data motor kopling, data layanan gratis/KPB, dan data layanan berbayar. Data gabungan digunakan sebagai baseline, sedangkan empat dataset hasil segmentasi dibandingkan berdasarkan jumlah frequent

itemset, jumlah association rules, waktu eksekusi, dan penggunaan memori proses. Kualitas aturan dianalisis menggunakan support, confidence, dan lift ratio.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini dilakukan untuk menemukan pola asosiasi antarjenis layanan sekaligus menganalisis perubahan kinerja FP-Growth setelah data dipisahkan berdasarkan karakteristiknya. Segmentasi transmisi digunakan untuk membandingkan pola pada motor matik dan kopling, sedangkan segmentasi kategori layanan digunakan untuk membandingkan layanan gratis/KPB dan layanan berbayar. Atas dasar tersebut, penelitian ini mengambil judul "Analisis Kinerja FP-Growth pada Data Transaksi Servis Sepeda Motor Berdasarkan Segmentasi Transmisi dan Kategori Layanan di AHASS".

2. KAJIAN TEORITIS

A. Knowledge Discovery in Databases (KDD)

Knowledge Discovery in Databases atau KDD merupakan proses terstruktur yang digunakan untuk memperoleh pengetahuan dari kumpulan data (Setyorini et al., 2020). KDD tidak hanya mencakup penerapan algoritma data mining, tetapi juga meliputi serangkaian tahapan yang dilakukan sejak data dipilih sampai hasilnya dapat diinterpretasikan. Secara umum, proses KDD terdiri atas seleksi data, pra- pemrosesan, transformasi, data mining, evaluasi pola, dan representasi pengetahuan (AFRIYANI & Ali, 2023). Seleksi data dilakukan untuk memilih atribut yang sesuai dengan tujuan penelitian. Pra-pemrosesan dilakukan untuk menangani data kosong, data duplikat, kesalahan penulisan, dan transaksi yang tidak digunakan. Transformasi dilakukan untuk mengubah data menjadi format yang sesuai dengan kebutuhan algoritma. Tahap data mining merupakan proses penerapan metode untuk menemukan pola dari data yang telah disiapkan. Pola yang dihasilkan kemudian dinilai pada tahap evaluasi sebelum disajikan dalam bentuk informasi yang dapat dipahami.

B. Association Rule Mining (ARM)

Association Rule Mining atau ARM merupakan salah satu teknik data mining yang digunakan untuk menemukan hubungan keterkaitan antaritem pada sekumpulan data transaksi (Suseno et al., 2022). Hasil ARM disajikan dalam bentuk aturan yang terdiri atas bagian kiri atau antecedent dan bagian kanan atau consequent. Dalam konteks penelitian ini, item yang dianalisis berupa jenis layanan servis. Aturan asosiasi digunakan untuk menunjukkan kecenderungan suatu layanan muncul bersama layanan lainnya dalam data transaksi (Boy et al., 2022).

C. Arsitektur Algoritma *Frequent Pattern Growth* (FP-Growth)

Frequent Pattern Growth atau FP-Growth merupakan algoritma yang digunakan untuk menemukan frequent itemset pada data transaksi. Algoritma ini dikembangkan untuk menghindari pembentukan kandidat itemset secara berulang seperti pada pendekatan Apriori. FP-Growth menyimpan informasi transaksi ke dalam struktur Frequent Pattern Tree atau FP-Tree sehingga proses pencarian pola dapat dilakukan dari struktur yang telah dipadatkan (Aditiya et al., 2020; Fauzi et al., 2023).

FP-Growth menggunakan pendekatan divide and conquer. Data transaksi terlebih dahulu disusun berdasarkan frekuensi item, kemudian dimasukkan ke dalam FP-Tree. Struktur tersebut selanjutnya dipecah menjadi beberapa basis pola kondisional untuk memperoleh frequent itemset. Dengan pendekatan ini, algoritma tidak perlu membentuk dan memeriksa seluruh kandidat kombinasi item secara berulang (Fauzi et al., 2023; Sihombing et al., 2022).

D. Struktur Kompresi Data *Frequent Pattern Tree* (FP Tree)

Frequent Pattern Tree atau FP-Tree merupakan struktur pohon yang digunakan FP-

Growth untuk menyimpan frekuensi item dan keterkaitan jalur transaksi (فهمي سليمان & احمد جاسم, 2024). FP-Tree memadatkan transaksi yang memiliki awalan item serupa ke dalam jalur yang sama. Dengan demikian, informasi transaksi dapat direpresentasikan tanpa menyimpan seluruh baris transaksi secara berulang (Aditiya et al., 2020).

Struktur FP-Tree terdiri atas beberapa komponen utama (فهمي سليمان & احمد جاسم, 2024): root; node; header table; dan prefix path. Pembentukan FP-Tree dilakukan melalui pemindaian data transaksi (Aditiya et al., 2020; فهمي سليمان & احمد جاسم, 2024). Pemindaian pertama digunakan untuk menghitung frekuensi item, sedangkan pemindaian berikutnya digunakan untuk membangun jalur transaksi. Apabila suatu transaksi memiliki susunan awal yang sama dengan jalur yang telah tersedia, nilai hitungan pada node ditambahkan. Jika susunannya berbeda, FP-Tree membentuk cabang baru (Sihombing et al., 2022; فهمي سليمان & احمد جاسم, 2024).

E. Segmentasi Data

Segmentasi data merupakan proses membagi dataset menjadi beberapa kelompok berdasarkan karakteristik tertentu. Segmentasi dilakukan agar pola pada setiap kelompok dapat dianalisis secara lebih khusus. Sebelum segmentasi, atribut yang tidak berkaitan dengan tujuan penelitian perlu diseleksi agar hanya variabel yang relevan yang digunakan pada proses data mining (Adri, 2021). Dataset yang masih menyatu kemudian dibagi berdasarkan karakteristik yang telah ditentukan (Lubis et al., 2024).

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen. Objek penelitian adalah data pelayanan servis di AHASS Roda Motor Cianjur. Data diperoleh dari Dealer Management System dan mencakup periode Agustus 2024 sampai Februari 2026. Rangkaian tahapan penelitian meliputi ekstraksi data DMS, seleksi data, cleaning data, penentuan jenis transmisi dan kategori layanan, segmentasi data, transformasi data, penerapan algoritma FP-growth, pembentukan association rules, dan evaluasi dan penyajian hasil. Aturan asosiasi dinilai menggunakan support, confidence, dan lift ratio. Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian meliputi VSCode, Python, Pandas, MLxtend, Psutil, Matplotlib, dan Python virtual environment. Pengujian dilakukan terhadap lima skenario, yaitu S0, S1, S2, S3, dan S4. Seluruh skenario dijalankan menggunakan perangkat, source code, dan parameter yang sama. Sebelum pengukuran utama, setiap skenario dijalankan sebanyak tiga kali sebagai warm-up.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Ekstraksi Data

Tabel 1 Data Hasil Ekstraksi (AHASS)

Type	Total	KPB 1	…	CS	LS	LR Reg	PMP
BLADE	54,00	0,00	...	4,00	0,00	37,00	12,00
SUPRA X125	456,00	5,00	...	59,00	0,00	241,00	9,00
SUPRA 150	69,00	1,00	...	11,00	0,00	34,00	13,00
SUPRA FIT	8,00	0,00	...	5,00	0,00	3,00	1,00
SUPRA X100	12,00	0,00	...	0,00	0,00	1,00	1,00
SUPER CUB	11,00	0,00	..	1,00	0,00	0,00	10,00
REVO	444,00	8,00	...	41,00	0,00	273,00	121,00
BEAT STREET	2458,00	311,00	…	144,00	30,00	1103,00	142,00
ADV150	128,00	0,00	...	29,00	5,00	41,00	12,00
ADV160	251,00	61,00	...	40,00	5,00	32,00	11,00

SCOOPY	2542,00	187,00	...	257,00	39,00	920,00	123,00
SPACY	25,00	0,00	...	4,00	3,00	12,00	11,00

Data pada Tabel di atas belum dapat langsung digunakan sebagai masukan FP-Growth. Dataset masih memuat kolom yang tidak digunakan, baris subtotal, serta nilai volume yang belum berbentuk biner. Oleh karena itu, data dilanjutkan ke tahap seleksi dan pembersihan.

B. Hasil Seleksi Data

Tabel 2 Hasil Seleksi Jenis Layanan

No	Jenis layanan	Status
1	KPB1	Digunakan
2	KPB2	Digunakan
3	KPB3	Digunakan
4	KPB4	Digunakan
5	CS	Digunakan
6	LS	Digunakan
7	LR Reg	Digunakan
8	LR Exp	Digunakan
9	HR	Digunakan
10	CLAIM	Digunakan
11	OR Reg	Digunakan
12	OR Pit	Digunakan
13	PMP	Digunakan
14	JR	Tidak digunakan
15	MS (EV)	Tidak digunakan

Tabel 3 Hasil Seleksi Data

Periode	*Tipe Kendaraan*	*Total*	*KPB1*	*KPB2*	*...*	*PMP*
Agustus 2024	*BEAT*	*372,00*	*32,00*	*5,00*	*...*	*0,00*
Agustus 2024	*SCOOPY*	*135,00*	*11,00*	*2,00*	*...*	*0,00*
Agustus 2024	*VARIO125*	*99,00*	*10,00*	*4,00*	*...*	*0,00*
Agustus 2024	*VARIO150*	*49,00*	*0,00*	*0,00*	*...*	*0,00*

C. Hasil Cleaning Data

Pembersihan dilakukan untuk memastikan data yang digunakan memiliki struktur dan penulisan yang konsisten. Pemeriksaan meliputi data kosong, data duplikat, penulisan tipe kendaraan, nama layanan, nilai volume, serta keberadaan baris subtotal. Nilai volume yang kosong tidak langsung dianggap nol. Nilai tersebut diperiksa berdasarkan laporan sumber. Nilai nol digunakan apabila laporan menunjukkan bahwa tidak terdapat layanan pada tipe kendaraan dan periode tersebut.

Tabel 4 Hasil Pembersihan Data

Periode	Tipe Kendaraan	KPB1	KPB2	...	PMP
Agustus 2024	BEAT	32	5	...	0
Agustus 2024	SCOOPY	11	2	...	0
Agustus 2024	VARIO125	10	4	...	0
Agustus 2024	VARIO150	0	0	...	0

D. Hasil Klasifikasi Data

Klasifikasi Jenis Transmisi

Tabel 5 Hasil Klasifikasi

No	Tipe kendaraan	Jenis transmisi
1	BEAT	Matik
2	BEAT STREET	Matik
3	SCOOPY	Matik
4	CB150R	Kopling
5	CRF 150	Kopling

Klasifikasi Kategori Layanan

Tabel 6 Klasifikasi Kategori Layanan

Kategori	Jenis Layanan
Gratis	KPB1, KPB2, KPB3, KPB4, dan CLAIM.
Berbayar	CS, LS, LR Reguler, LR Express, HR, OR Reg, OR Pit, dan PMP

Satu baris rekapitulasi dapat memuat layanan gratis dan berbayar secara bersamaan. Oleh karena itu, kategori layanan tidak diberikan sebagai label tunggal pada setiap baris. Pemisahan dilakukan dengan memilih kolom layanan yang termasuk dalam masing-masing kategori.

E. Hasil Pembentukan Skenario Data

Berdasarkan hasil klasifikasi, data dibentuk menjadi lima skenario pengujian. Data gabungan digunakan sebagai baseline. Ringkasan pembentukan lima skenario disajikan pada Gambar berikut.

```
================================================================================
RINGKASAN HASIL PEMBENTUKAN SKENARIO DATA
================================================================================
Kode     Skenario                          Cara Pembentukan                    Jumlah Baris  Jumlah Item
 S0     Data gabungan                      Seluruh baris dan seluruh kolom layanan      398           13
 S1       Motor matik                             Menyaring baris kendaraan matik      259           13
 S2     Motor kopling                           Menyaring baris kendaraan kopling      139           13
 S3    Layanan gratis                          Memilih kolom KPB 1–KPB 4 dan CLAIM      398            5
 S4  Layanan berbayar Memilih kolom CS, LS, LR Reg, LR Exp, HR, OR Reg, OR Pit, dan PMP      398            8

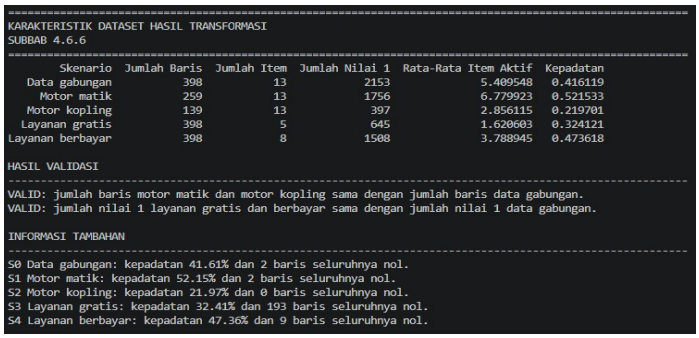
HASIL VALIDASI
--------------------------------------------------------------------------------
VALID: jumlah baris motor matik dan motor kopling sama dengan jumlah baris data gabungan.
VALID: jumlah baris layanan gratis sama dengan data gabungan.
VALID: jumlah baris layanan berbayar sama dengan data gabungan.

PERHITUNGAN PEMBAGIAN TRANSMISI
--------------------------------------------------------------------------------
Motor matik (259) + motor kopling (139) = 398 baris
Data gabungan = 398 baris
```

Gambar 1 Ringkasan Hasil Pembentukan Skenario

Jumlah baris S1 dan S2 berbeda karena pembentukan skenario dilakukan berdasarkan jenis transmisi kendaraan. Jumlah baris S3 dan S4 sama dengan S0 karena seluruh kombinasi periode dan tipe kendaraan tetap digunakan. Perbedaan antara S3 dan S4 terletak pada jumlah kolom layanan. S3 memuat lima layanan gratis, sedangkan S4 memuat delapan layanan berbayar. Pembentukan lima skenario tersebut menghasilkan dua bentuk segmentasi. Segmentasi transmisi dilakukan melalui pemisahan baris, sedangkan segmentasi kategori layanan dilakukan melalui pemisahan kolom. Seluruh skenario selanjutnya ditransformasikan menjadi matriks biner menggunakan ambang volume yang sama.

F. Hasil Transformasi Data



```
KARAKTERISTIK DATASET HASIL TRANSFORMASI
SUBBAB 4.6.6
        Skenario  Jumlah Baris  Jumlah Item  Jumlah Nilai 1  Rata-Rata Item Aktif  Kepadatan
   Data gabungan           398           13            2153              5.409548   0.416119
     Motor matik           259           13            1756              6.779923   0.521533
   Motor kopling           139           13             397              2.856115   0.219701
  Layanan gratis           398            5             645              1.620603   0.324121
Layanan berbayar           398            8            1508              3.788945   0.473618

HASIL VALIDASI
VALID: jumlah baris motor matik dan motor kopling sama dengan jumlah baris data gabungan.
VALID: jumlah nilai 1 layanan gratis dan berbayar sama dengan jumlah nilai 1 data gabungan.

INFORMASI TAMBAHAN
S0 Data gabungan: kepadatan 41.61% dan 2 baris seluruhnya nol.
S1 Motor matik: kepadatan 52.15% dan 2 baris seluruhnya nol.
S2 Motor kopling: kepadatan 21.97% dan 0 baris seluruhnya nol.
S3 Layanan gratis: kepadatan 32.41% dan 193 baris seluruhnya nol.
S4 Layanan berbayar: kepadatan 47.36% dan 9 baris seluruhnya nol.
```

Gambar 2 Ringkasan Karakteristik Dataset Hasil Transformasi

Berdasarkan Gambar di atas, data gabungan memiliki 398 baris dan 13 item layanan dengan jumlah nilai 1 sebanyak 2.153. Rata-rata setiap baris pada data gabungan memiliki 5,409548 item aktif dengan tingkat kepadatan sebesar 0,521533 atau 52,15%. Setiap baris pada skenario tersebut memiliki rata-rata 6,779923 item aktif. Kondisi ini menunjukkan bahwa layanan pada kelompok motor matik lebih banyak memenuhi ambang volume dibandingkan kelompok motor kopling.

Data motor kopling memiliki kepadatan terendah sebesar 0,219701 atau 21,97%. Dari 13 item yang dianalisis, rata-rata item aktif pada setiap baris hanya sebesar 2,856115. Perbedaan kepadatan antara motor matik dan motor kopling dapat memengaruhi jumlah kombinasi item yang memenuhi minimum support. Pada segmentasi kategori layanan, skenario gratis memiliki 645 nilai 1 dengan kepadatan sebesar 0,324121 atau 32,41%. Skenario berbayar memiliki 1.508 nilai 1 dengan kepadatan sebesar 0,473618 atau 47,36%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa layanan berbayar lebih banyak memenuhi ambang volume dibandingkan layanan gratis.

Jumlah nilai 1 pada skenario gratis dan berbayar adalah 2.153, sama dengan jumlah nilai 1 pada data gabungan. Kesamaan tersebut menunjukkan bahwa seluruh item layanan pada data gabungan telah terbagi ke dalam kategori gratis dan berbayar tanpa adanya item yang terlewat. Karakteristik dataset ini digunakan untuk menjelaskan hasil penerapan FP-Growth. Dataset dengan jumlah baris lebih sedikit belum tentu menghasilkan proses yang lebih ringan karena kinerja algoritma juga dipengaruhi oleh kepadatan data, jumlah item aktif, dan jumlah kombinasi frequent itemset yang terbentuk.

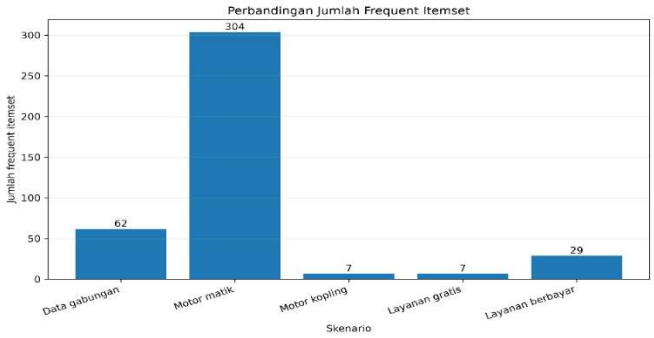
G. Hasil Penerapan Algoritma FP-Growth

Algoritma FP-Growth diterapkan secara terpisah pada lima skenario data yang telah diubah menjadi matriks biner. Kelima skenario tersebut meliputi data gabungan, motor matik, motor kopling, layanan gratis, dan layanan berbayar. Minimum support ditetapkan sebesar 0,30. Dengan demikian, suatu item atau kombinasi item dinyatakan sebagai frequent itemset apabila muncul pada sekurang-kurangnya 30% dari seluruh baris observasi dalam skenario yang dianalisis. Setiap baris pada dataset tidak menunjukkan satu nota pelanggan, tetapi menunjukkan rekapitulasi layanan pada satu tipe kendaraan dalam satu periode. Oleh karena itu, frequent itemset diinterpretasikan sebagai layanan yang cenderung sama-sama memenuhi ambang volume pada observasi yang sama.

Tabel 7 Hasil Perbandingan Jumlah Frequent Itemset

Kode	Skenario	Jumlah baris	Jumlah item	Kepadatan	Jumlah frequent itemset	Panjang itemset maks	Itemset support tertinggi	Support tertinggi
S0	Data gabungan	398	13	0,416119057	62	4	LR Reg	0,814070352
S1	Motor matik	259	13	0,521532522	304	8	LR Reg	0,849420849

S2	Motor kopling	139	13	0,219701162	7	2	LR Reg	0,748201439
S3	Layanan gratis	398	5	0,324120603	7	3	KPB 1	0,447236181
S4	Layanan berbayar	398	8	0,47361809	29	4	LR Reg	0,814070352



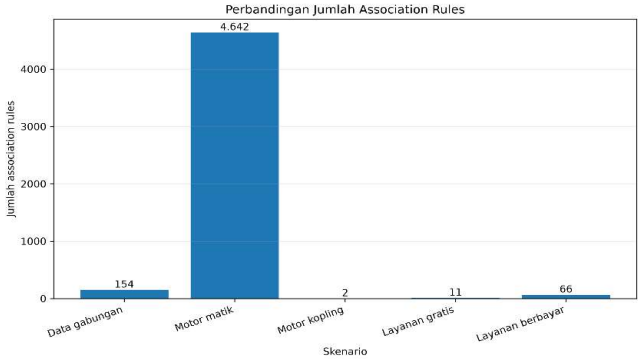
Gambar 3 Grafik Perbandingan Jumlah Frequent Itemset

Berdasarkan Tabel dan Gambar di atas, perbandingan lima skenario, motor matik menghasilkan frequent itemset terbanyak, yaitu 304 pola. Sementara itu, motor kopling menghasilkan jumlah paling sedikit, yaitu 7 pola. Perbedaan jumlah pola tidak hanya dipengaruhi oleh jumlah baris, tetapi juga oleh jumlah item, kepadatan matriks, dan banyaknya item yang memenuhi minimum support.

H. Hasil Pembentukan Association Rules

Tabel 8 Hasil Perbandingan Association Rules

Kode	Skenario	Jumlah frequent itemset	Jumlah association rules	Confidence tertinggi	Lift tertinggi	Aturan lift tertinggi	Support aturan tertinggi	Confidence aturan tertinggi
S0	Data gabungan	62	154	0,9758	2,4031	CS, KPB 1 → KPB 2, LR Reg	0,3165	0,8513
S1	Motor matik	304	4642	1	2,2020	KPB 2, LR Exp, OR Pit → KPB 1, KPB 3, LR Reg, OR Reg	0,3243	0,8842
S2	Motor kopling	7	2	0,8620	1,1521	OR Pit → LR Reg	0,3597	0,8620
S3	Layanan gratis	7	11	0,9758	2,2914	KPB 3 → KPB 1, KPB 2	0,3040	0,8521
S4	Layanan berbayar	29	66	0,9555	1,5884	LR Reg, OR Reg → CS, OR Pit	0,3542	0,7663



Gambar 4 Grafik Perbandingan Jumlah Association Rules

Berdasarkan Tabel dan Gambar di atas, skenario motor matik menghasilkan aturan terbanyak, yaitu 4642 aturan, sedangkan motor kopling menghasilkan aturan paling sedikit, yaitu 2 aturan. Lift tertinggi dari seluruh skenario diperoleh pada data gabungan sebesar 2.4031. Perbedaan jumlah aturan dipengaruhi oleh jumlah frequent itemset, panjang itemset, dan banyaknya pembagian antecedent serta consequent yang memenuhi minimum confidence.

I. Evaluasi Kinerja Algoritma

Tabel 9 Ringkasan Evaluasi Kinerja Algoritma

Komponen	Nilai
Sistem Operasi	Windows-11-10.0.22631-SP0
Python	3.14.4
Pandas	3.0.5
NumPy	2.5.1
MLxtend	0.25.0
Psutil	7.2.2
Minimum support	0,3
Minimum confidence	0,7
Warm-up waktu	3
Pengulangan waktu	30
Pengulangan memori	30

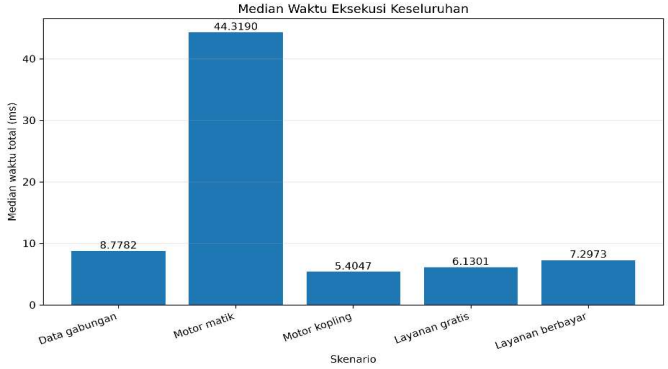
Berdasarkan Tabel di atas, evaluasi kinerja dilakukan pada satu komputer lokal melalui VSCode. Seluruh skenario menggunakan source code, perangkat, versi Python, pustaka, dan parameter yang sama. Sebelum pengukuran waktu, setiap skenario dijalankan sebanyak tiga kali sebagai warm-up. Pengukuran utama dilakukan sebanyak 30 kali dengan urutan skenario secara bergantian atau round-robin. Median digunakan sebagai ukuran utama karena lebih tahan terhadap perubahan waktu sesaat. Rata-rata, standar deviasi, minimum, maksimum, dan interquartile range digunakan sebagai informasi pendukung.

Waktu Eksekusi Keseluruhan

Tabel 10 Hasil Waktu Eksekusi Keseluruhan

Kode	Skenario	frequent itemset	Association rules	Median FP-Growth	Median rules	Median total	Median peningkatan RSS
S0	Data gabungan	62	154	4,5726 ms	4,2045 ms	8,7783 ms	0,4141 MB

S1	Motor matik	304	4642	21,0918 ms	23,0940 ms	44,3190 ms	3,9023 MB
S2	Motor kopling	7	2	1,9916 ms	3,3891 ms	5,4048 ms	0,3945 MB
S3	Layanan gratis	7	11	2,7253 ms	3,4018 ms	6,1301 ms	0,3945 MB
S4	Layanan berbayar	29	66	3,5618 ms	3,7392 ms	7,2973 ms	0,3984 MB



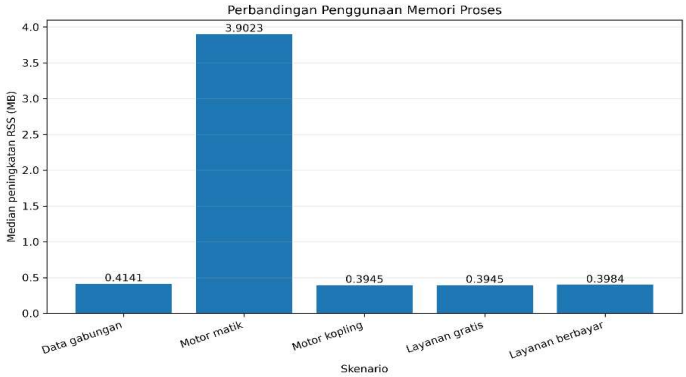
Gambar 5 Grafik Waktu Eksekusi Keseluruhan

Berdasarkan Tabel dan Gambar di atas, median waktu keseluruhan tertinggi diperoleh pada motor matik sebesar 44.3190 ms. Median waktu terendah terdapat pada motor kopling sebesar 5.4047 ms. Waktu keseluruhan mencakup proses FP-Growth, pembentukan association rules, dan penyaringan lift ratio.

Penggunaan Memori Proses

Tabel 11 Hasil Penggunaan Memori Proses

Kode	**Skenario**	**frequent itemset**	**Association rules**	**Median FP-Growth**	**Median rules**	**Median total**	**Median peningkatan RSS**
S0	Data gabungan	62	154	4,5726 ms	4,2045 ms	8,7783 ms	0,4141 MB
S1	Motor matik	304	4642	21,0918 ms	23,0940 ms	44,3190 ms	3,9023 MB
S2	Motor kopling	7	2	1,9916 ms	3,3891 ms	5,4048 ms	0,3945 MB
S3	Layanan gratis	7	11	2,7253 ms	3,4018 ms	6,1301 ms	0,3945 MB
S4	Layanan berbayar	29	66	3,5618 ms	3,7392 ms	7,2973 ms	0,3984 MB



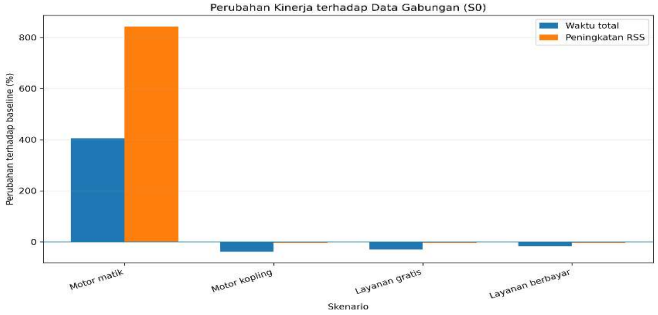
Gambar 6 Grafik Penggunaan Memori Proses

Berdasarkan Tabel dan Gambar di atas, median peningkatan RSS tertinggi terdapat pada motor matik sebesar 3.9023 MB. Nilai terendah terdapat pada motor kopling sebesar 0.3945 MB. RSS menunjukkan perubahan memori fisik yang digunakan proses Python selama algoritma dijalankan.

Perbandingan terhadap Baseline

Ringkasan hasil perbandingan terhadap baseline disajikan pada Tabel berikut.

Kode	Skenario	Perubahan median waktu	Perubahan median memori
S0	Data gabungan	0,00%	0,00%
S1	Motor matik	+404,87%	+842,45%
S2	Motor kopling	−38,43%	−4,72%
S3	Layanan gratis	−30,17%	−4,72%
S4	Layanan berbayar	−16,87%	−3,77%



Berdasarkan Tabel dan Gambar di atas, Dibandingkan S0, motor matik mengalami perubahan median waktu total sebesar 404.87% dan perubahan peningkatan RSS sebesar 842.45%. Dibandingkan S0, motor kopling mengalami perubahan median waktu total sebesar -38.43% dan perubahan peningkatan RSS sebesar -4.72%. Dibandingkan S0, layanan gratis mengalami perubahan median waktu total sebesar -30.17% dan perubahan peningkatan RSS sebesar -4.72%. Dibandingkan S0, layanan berbayar mengalami perubahan median waktu total sebesar -16.87% dan perubahan peningkatan RSS sebesar -3.77%. Nilai positif menunjukkan beban yang lebih tinggi daripada baseline, sedangkan nilai negatif menunjukkan beban yang lebih rendah. Kesimpulan kinerja harus dibahas bersama karakteristik dataset, jumlah frequent itemset, dan jumlah association rules, bukan hanya berdasarkan jumlah baris.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, segmentasi data berhasil diterapkan pada tahap preprocessing berdasarkan jenis transmisi kendaraan dan kategori layanan. Penerapan FP-

Growth dengan minimum support 0,30 menghasilkan pola yang berbeda pada setiap skenario. Data gabungan menghasilkan 62 frequent itemset dan 154 association rules, motor matik menghasilkan 304 frequent itemset dan 4.642 association rules, sedangkan motor kopling menghasilkan tujuh frequent itemset dan dua association rules. Layanan gratis menghasilkan tujuh frequent itemset dan 11 association rules, sementara layanan berbayar menghasilkan 29 frequent itemset dan 66 association rules. Seluruh aturan yang digunakan telah memenuhi minimum confidence 0,70 dan lift ratio lebih besar dari satu sehingga menunjukkan asosiasi positif antarlayanan. Hasil tersebut menunjukkan bahwa motor matik memiliki pola layanan yang lebih beragam dan padat dibandingkan motor kopling, sedangkan layanan berbayar menghasilkan pola lebih banyak daripada layanan gratis. Association rules dalam penelitian ini tidak menunjukkan hubungan sebab-akibat atau layanan yang digunakan pelanggan dalam satu nota, tetapi menunjukkan kecenderungan layanan sama-sama memenuhi ambang volume pada periode dan tipe kendaraan yang sama. Evaluasi kinerja menunjukkan bahwa segmentasi tidak selalu menurunkan waktu eksekusi dan penggunaan memori. Dengan demikian, efektivitas segmentasi terhadap kinerja FP-Growth bergantung pada karakteristik data yang terbentuk. Jumlah baris yang lebih sedikit tidak selalu menghasilkan proses yang lebih ringan karena waktu dan penggunaan memori juga dipengaruhi oleh kepadatan matriks, jumlah item aktif, jumlah frequent itemset, dan jumlah association rules yang dihasilkan.

DAFTAR REFERENSI

Achmad, F., Nurdiawan, O., & Arie Wijaya, Y. (2023). ANALISA POLA TRANSAKSI PEMBELIAN KONSUMEN PADA TOKO RITEL KESEHATAN MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, *7*(1), 168–175. https://doi.org/10.36040/jati.v7i1.6210

Aditiya, R., Defit, S., & Nurcahyo, G. W. (2020). Prediksi Tingkat Ketersediaan Stock Sembako Menggunakan Algoritma FP-Growth dalam Meningkatkan Penjualan. *Jurnal Informatika Ekonomi Bisnis*, 67–73. https://doi.org/10.37034/infeb.v2i3.44

Adri, A. (2021). Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori. *Pap. Knowl. . Towar. a Media Hist. Doc*, *6*(2), 1–77. Retrieved from https://jurnal.umko.ac.id/index.php/sienna/article/view/455%0Ahttps://jur nal.umko.ac.id/index.php/sienna/article/download/455/243

AFRIYANI, I., & Ali, I. (2023). IMPLEMENTASI DATA MINING TERHADAP DATA PENJUALAN PADA INDUSTRI KULINER MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH. *E-Link: Jurnal Teknik Elektro Dan Informatika*, *18*(1), 40. https://doi.org/10.30587/e-link.v18i1.5340

Alya Shafira, S., & Lestari Anggreini, N. (2024). ANALISIS POLA PEMBELIAN KONSUMEN PADA DATA PENJUALAN MENGUNAKAN ALGORITMA APRIORI. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, *8*(5), 10029–10034. https://doi.org/10.36040/jati.v8i5.10953

Anas, A. (2020). Penerapan Algoritma Fp-Growth Dalam Menentukan Perilaku Konsumen Ghania Mart Muara Bulian. *Jurnal Ilmiah Media Sisfo*, *14*(2), 120–129. https://doi.org/10.33998/mediasisfo.2020.14.2.879

Ardianto, M. Y., & Adinugroho, S. (2021). Penentuan Tata Letak Produk menggunakan Algoritma FP-Growth pada Toko ATK. *J. Pengemb. Teknol. Inf. Dan Ilmu Komput*, *5*(9), 3826–3832. Retrieved from http://j-ptiik.ub.ac.id

Arif Saifudin, M., Endah Wahanani, H., & Junaidi, A. (2024). IMPLEMENTASI ALGORITMA ASOSIASI FP-GROWTH DAN KLASIFIKASI K-MEANS TERHADAP POLA PEMBELIAN KONSUMEN DI MARKETPLACE SHOPEE. *JATI (Jurnal Mahasiswa*

Teknik Informatika), *8*(1), 764–771. https://doi.org/10.36040/jati.v8i1.8848

Asih, N., & Martanto, M. (2024). PENERAPAN DATA MINING PADA TRANSAKSI PENJUALAN UNTUK MENENTUKAN POLA PEMBELIAN PRODUK MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, *8*(2), 1425–1431. https://doi.org/10.36040/jati.v8i2.8961

Boy, A. F., Yakub, S., Ishak, I., & Azmi, Z. (2022). IMPLEMENTASI DATA MINING PADA PENGATURAN DISTRIBUSI BARANG DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH. *JOURNAL OF SCIENCE AND SOCIAL RESEARCH*, *5*(2), 431. https://doi.org/10.54314/jssr.v5i2.947

Budianto, H., & Riana, J. (2020). Penerapan Data Mining menggunakanalgoritma Fp-Growth Untuk Penentuan Strategi Promosi Fakultas Ilmu Komputer Universitas Kuningan. *J. Cloud Inf*, *5*(1), 22–29.

Danar, R. deny, Alwie, alvi furwanti, Prasetio, A. B., Andespa, R., Lhokseumawe, P. N., & Pengantar, K. (2020). Tugas Akhir Tugas Akhir. *Jurnal Ekonomi*, *18*(1), 41–49.

Fahrezi Ahmad, R. F., Witanti, W., & Ramadhan, E. (2025). Pola Pembelian Konsumen Supermarket Menggunakan Algoritma ECLAT Dan Fp-Growth. *Jurnal Algoritma*, *22*(2). https://doi.org/10.33364/algoritma/v.22-2.2482

Fauzi, R., Aranski, A. W., Nopriadi, N., & Hutabri, E. (2023). Implementasi Data Mining Pada Penjualan Pakaian dengan Algoritma FP-Growth. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, *10*(2), 436. https://doi.org/10.30865/jurikom.v10i2.5795

Fenriana, I., Studi, P., Informatika, T., Tinggi, S., Informatika, M., & Komputer, D. A. N. (2012). *Penerapan Algoritma K-Means dan FP-Growth untuk Analisis Keranjang Pasar pada Penjualan Produk Alumunium*. *1*(2), 179–186.

Informatika, M., & Cirebon, S. I. (2024). *Penerapan Algoritma Fp-Growth Dalam Analisis Pola Transaksi Application of Fp-Growth Algorithm in Transaction Pattern Analysis for Optimizing Transaction Data Management in Lia ' S*. *3*(1).

Lubis, S. R., Syahril, M., & Murniyanti, S. (2024). Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Fp-Growth Untuk Menganalisa Pola Penjualan Barang. *Jurnal Sistem Informasi Triguna Dharma (JURSI TGD)*, *3*(5), 621–634. https://doi.org/10.53513/jursi.v3i5.8017

Muntari, S. (2024). Data Mining Menggunakan Algoritma Fp-Growth Untuk Menganalisa. *JITET (Jurnal Inform. Dan Tek. Elektro Ter*, *12*(3).

Purnamasari, A. I., Bahtiar, A., Wahyudin, E., & Cirebon, K. (n.d.). *Model Pola Penjualan Sparepart Motor Di Bengkel Riana*. 74–85.

Ramadhan, A. F. (2024). Persediaan Sparepart Dengan Algoritma Fp-Growth Dalam Penjualan Bengkel Motor (Studi Kasus Bengkel Cahaya Motor). *J. Komisi (Komputer Dan Sist. Informasi)*, *1*(3), 97–108. Retrieved from https://komisijournal.indiepress.id/index.php/komisi/index

Rustam, C., Defit, S., & Nurcahyo, G. W. (2024). Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma FP-Growth Dalam Analisis Data Penjualan. *Jurnal KomtekInfo*, 205–212. https://doi.org/10.35134/komtekinfo.v11i4.547

Setyorini, S. G., Mustakim, Adhiva, J., & Putri, S. A. (2020). Penerapan Algoritma FP-Growth dalam Penentuan Pola Pembelian Konsumen. *Semin. Nas. Teknol. Informasi, Komun. Dan Ind*, 180–186.

Sihombing, L. K., Tugiono, & Pane, U. F. S. S. (2022). Implementasi Data Mining Dalam Menganalisa Pola Penjualan Roti. *J. Sist. Inf. TGD*, *1*, 228–238. Retrieved from https://ojs.trigunadharma.ac.id/index.php/jsi/article/view/5288

Suhada, S., Ratag, D., Gunawan, G., Wintana, D., & Hidayatulloh, T. (2020). PENERAPAN ALGORITMA FP-GROWTH UNTUK MENENTUKAN POLA PEMBELIAN KONSUMEN PADA AHASS CIBADAK. *Swabumi*, *8*(2), 118–126. https://doi.org/10.31294/swabumi.v8i2.8077

Suseno, A. T., Naufal, A. R., & Amin, M. Al. (2022). MARKET BASED ANALYSIS SEBAGAI PENINGKATAN PENJUALAN PRODUK MENGGUNAKAN ALGORITMA K-

MEDOIDS DAN FP-GROWTH. *Jurnal Teknik Informasi Dan Komputer (Tekinkom)*, *5*(2), 301. https://doi.org/10.37600/tekinkom.v5i2.646

Wadanur, A., & Sari, A. A. (2022). Implementasi Algoritma Apriori dan FP-Growth pada Penjualan Spareparts. *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, *6*(1), 107–115. https://doi.org/10.29408/edumatic.v6i1.5470

Zhang, Y., Yihang, & Sung. (2024). Katalog/ Catalogue: 8302004 ISSN 2598-5612. *Traffic Accid. Detect. Using Backgr. Subtraction CNN Encoder–Transformer Decod. Video Fram*.

فهمي سليمان, ح., & احمد جاسم, ع. ا. (2024). نظام تقويمي لمستوى القدرات الحركية لتلاميذ الصفوف (1، 2، 3) الابتدائي بطيئي التعلم. *Sports Culture*, *15*(1), 72–86. https://doi.org/10.25130/sc.24.1.6