

EKPLORASI DATA PENJUALAN DI OTOXPERT MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI

Jeky¹, Darmansah²

¹Mahasiswa Program Studi Sistem Informasi, Universitas Putera

²Dosen Program Studi Sistem Informasi, Universitas Putera

email: pb221510007@upbatam.ac.id, darmansah071@gmail.com

ABSTRACT

This study aims to explore sales transaction data of spare parts at OTOXPERT Batam using the Apriori algorithm to identify association patterns among products. The main problem addressed is that transaction data, although available in large quantities, has not been optimally utilized to uncover relationships between spare parts, so the potential use of these patterns to support cross-selling activities and stock management has not been fully realized. The data used in this study were sales transactions from January 1 to March 31, 2025. The research method includes data preprocessing, transformation of transaction data into basket form, descriptive analysis, and the application of the Apriori algorithm using support, confidence, and lift parameters. The results show that the Apriori algorithm is able to discover frequent itemsets and association rules that describe the tendency of spare parts to be purchased together. These patterns provide meaningful information about customer purchasing behavior and can be used as supporting information in decision making related to sales strategies and inventory management. Therefore, this study demonstrates that the Apriori algorithm is effective in transforming transaction data into valuable information for business analysis at OTOXPERT Batam.

Keywords: Apriori Algorithm, Association Rule, Data Mining, Sales Transaction Data, Spare Parts

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi dan persaingan bisnis yang semakin ketat mendorong perusahaan untuk memanfaatkan data transaksi sebagai aset strategis dalam pengambilan keputusan. Data mining telah terbukti dalam mengekstrak pengetahuan dari kumpulan data besar, khususnya melalui metode association rule mining seperti algoritma Apriori, yang sering digunakan untuk mengungkap pola pembelian konsumen. Sebagai contoh, dalam penelitian “Penerapan Data Mining Korelasi Penjualan Spare Part Mobil Menggunakan Metode Algoritma Apriori (CV. Citra Kencana Mobil)”, ditemukan

bahwa penggunaan Apriori mampu mengidentifikasi kombinasi spare part yang sering dibeli bersama agar stok dan produksi bisa diatur dengan lebih efisien. Dengan pendekatan ini, market basket analysis memungkinkan perusahaan merancang strategi pemasaran dan promosi yang lebih tepat sasaran berdasarkan pola nyata antar produk (Ovilianda & Ginting, 2021).

Berdasarkan hasil analisis terhadap data transaksi sparepart OTOXPERT Batam pada kuartal pertama tahun 2025 yang berjumlah 5.747 transaksi, terlihat bahwa masih terdapat beberapa kendala dalam pemanfaatan peluang pendapatan. Dari hasil pengolahan data tersebut diketahui

bahwa sebagian besar transaksi hanya mencakup satu jenis produk dalam setiap invoice. Kondisi ini menunjukkan bahwa potensi penjualan silang antarproduk belum dimanfaatkan secara maksimal. Selain itu, hasil penjualan juga memperlihatkan bahwa produk seperti oli mesin dan filter oli mendominasi transaksi, sedangkan produk pelengkap seperti gasket, cleaner, maupun komponen perawatan ringan memiliki frekuensi pembelian yang relatif rendah. Hal ini menandakan bahwa strategi promosi dan rekomendasi produk berbasis data belum berjalan secara optimal, sehingga peluang untuk meningkatkan nilai transaksi pelanggan masih terbuka lebar.

Sebagai upaya untuk menganalisis permasalahan tersebut, penelitian ini menerapkan algoritma Apriori sebagai pendekatan analitis untuk menggali pola keterkaitan antarproduk yang sering dibeli secara bersamaan. Algoritma ini dipilih karena mampu mengidentifikasi hubungan antarproduk dengan tingkat akurasi yang baik, serta menghasilkan aturan asosiasi yang dapat digunakan sebagai dasar penyusunan rekomendasi dan strategi promosi berbasis data transaksi. Melalui pendekatan ini, hasil analisis diharapkan dapat memberikan gambaran potensi penerapan strategi cross-selling serta mendukung pemahaman terhadap pola layanan purna jual berdasarkan data transaksi yang tersedia.

Penelitian terdahulu telah menunjukkan bahwa metode ini sangat efektif digunakan di bidang ritel dan keuangan. Menurut Menurut (Yanti, Maradjabessy, Qurtubi, & Rachmadewi, 2024) penggunaan association rule mining dengan algoritma FP-Growth dalam industri ritel berhasil menghasilkan aturan

yang valid. Aturan tersebut kemudian digunakan untuk menentukan tata letak toko, buku promosi, dan kebijakan diskon. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa pemanfaatan pola asosiasi dapat memberikan kontribusi positif terhadap daya tarik pembeli dan kinerja penjualan. Selain itu, (Mahjouby, Bennani, Lamrini, & Far, 2024) menjelaskan bahwa algoritma Apriori juga bisa digunakan di bidang keuangan, terutama untuk memprediksi pergerakan nilai tukar mata uang. Mereka menggunakan indikator teknis seperti MACD dan stochastic untuk mendukung analisis tersebut. Hasil penelitian mereka menunjukkan bahwa Apriori mampu membuat aturan asosiasi yang bisa membantu dalam mengambil keputusan investasi.

KAJIAN TEORI

2.1 Data Mining

Perkembangan teknologi informasi telah menyebabkan bertambahnya banyak data yang disimpan dalam berbagai basis data. Data tersebut tidak hanya digunakan sebagai catatan transaksi, tetapi juga sebagai aset strategis yang bisa digunakan untuk membantu dalam pengambilan keputusan. Namun, data yang jumlahnya besar sering kali sulit diolah dengan cara tradisional, sehingga diperlukan pendekatan yang baru untuk menemukan pola, hubungan, serta pengetahuan yang tersembunyi.

Proses ini melibatkan penggunaan algoritma, teknik statistik, serta metode kecerdasan buatan untuk mengekstraksi informasi yang bermanfaat. Menurut (Mostafa & Mahmoud, 2022). data mining dapat dipandang sebagai mekanisme analisis untuk mengidentifikasi hubungan antar variabel, membangun model data, dan menghasilkan wawasan yang mendukung pengambilan

keputusan di berbagai bidang seperti pendidikan, industri manufaktur, kesehatan, dan bisnis. Menurut (Darmansah, 2024), teknik data mining dapat digunakan untuk mengelompokkan data besar menjadi kelompok-kelompok yang bermakna sehingga mendukung pengambilan keputusan berbasis data pada konteks dunia nyata seperti segmentasi tenaga kerja industri di Batam.

Data mining merupakan teknik pengolahan data yang digunakan untuk membantu pengambilan keputusan ketika berhadapan dengan jumlah data yang besar, serta mampu menemukan pola yang tersembunyi di dalam basis data yang kompleks. (Chairuddin, Sentagi Asa, & Darmansah, 2021)

2.2 Algoritma Apriori

Algoritma Apriori adalah salah satu metode dalam data mining yang sering digunakan untuk menemukan hubungan antar item dalam database transaksi. Cara kerjanya berdasarkan pada penggunaan pola frekuensi itemset untuk menghasilkan aturan asosiasi yang bisa membantu dalam mengambil keputusan bisnis.

Menurut (Alhillah, Priatna, & Fitriyani, 2023), algoritma Apriori bekerja dengan menghitung nilai support dan confidence dari setiap kombinasi item, lalu menyaring aturan yang memenuhi batas minimum dari support dan confidence. Dengan pendekatan ini, algoritma Apriori mampu mendeteksi pola pembelian yang sering terjadi bersamaan, sehingga bisa digunakan untuk menentukan strategi penjualan, rekomendasi produk, serta pengelolaan persediaan.

Algoritma Apriori merupakan salah satu teknik dalam data mining yang

digunakan untuk menemukan pola hubungan antar item dalam suatu transaksi dengan cara membentuk frequent itemset berdasarkan nilai minimum support. Itemset yang memenuhi minimum support kemudian digunakan untuk membentuk aturan asosiasi (association rule) sehingga dapat diketahui keterkaitan antar item yang sering muncul secara bersamaan. (Handoko, Darmansah, & Adhiatma, n.d.)

2.3 Pola Asosiasi

Pola asosiasi adalah teknik dalam data mining yang digunakan untuk menemukan hubungan tersembunyi antar item dalam data transaksi. Teknik ini dikenal juga dengan istilah market basket analysis, yaitu metode untuk mengetahui barang apa saja yang biasanya dibeli oleh konsumen secara bersamaan. Aturan yang dihasilkan biasanya berbentuk kalimat logika dengan format if-then, seperti jika seseorang membeli oli mesin, maka cenderung juga membeli filter oli.

Kemudian, seiring berkembangnya penelitian, berbagai algoritma dikembangkan untuk meningkatkan efisiensi dalam menemukan pola asosiasi, seperti Apriori, FP-Growth, H-Apriori, hingga algoritma modern seperti DERAR (Dynamic Extracting of Relevant Association Rules).

Algoritma DERAR, seperti yang dijelaskan oleh para peneliti terbaru, mampu mengurangi pengulangan aturan hingga 85% sekaligus meningkatkan makna dan konsistensi antar item. DERAR menggunakan meta-patterns, mutual information, serta thresholding kepercayaan yang dinamis untuk menghasilkan aturan yang lebih singkat,

spesifik, serta mudah dipahami (Essalmi & El Affar, 2025)

2.4 Python

Python adalah bahasa pemrograman tingkat tinggi yang banyak digunakan karena sintaksnya mudah dipahami, sederhana, dan fleksibel. Bahasa ini mendukung berbagai pendekatan dalam pemrograman, baik berbasis prosedural maupun berbasis objek, sehingga memudahkan dalam membuat aplikasi yang berkaitan dengan data.

Dalam bidang analisis data dan data mining, Python sangat populer karena memiliki banyak library yang lengkap. Contohnya, ada NumPy untuk melakukan perhitungan matematika, Pandas untuk mengolah data, serta Matplotlib untuk membuat visualisasi grafik. Selain itu, ada pula library seperti Scikit-learn dan MLxtend yang mendukung penggunaan algoritma machine learning dan algoritma asosiasi seperti Apriori (Kabir, Ahmed, Islam, & Ahmed, 2024).

2.5 Sparepart Bengkel

Suku cadang atau sparepart merupakan bagian penting dalam industri otomotif yang berfungsi untuk menjaga kinerja, keandalan, dan keselamatan kendaraan. Menurut (Steven Simanjuntak, Sarkis, Simanullang, & Artikel, 2023) sparepart memiliki peran penting karena berkaitan langsung dengan layanan purna jual, kepuasan pelanggan, serta pendapatan perusahaan. Dalam bisnis bengkel, pengelolaan sparepart menjadi tantangan karena permintaan yang beragam dan tidak bisa diprediksi. Jika stok tidak sesuai dengan kebutuhan pelanggan, maka terdapat dua risiko utama, yaitu stok tidak cukup dan stok terlalu banyak. Hal ini selain

menimbulkan kerugian finansial, juga bisa memengaruhi ketertarikan pelanggan terhadap layanan bengkel. Selain ketersediaan barang, sparepart juga penting karena pemahaman tentang cara belanja pelanggan.

2.6 Pola Pembelian Konsumen

Pola pembelian konsumen merupakan kecenderungan pelanggan dalam membeli satu atau lebih produk secara bersamaan berdasarkan kebutuhan dan kebiasaan belanja yang berulang. Pola ini dapat menggambarkan hubungan antarproduk yang sering muncul dalam satu transaksi, sehingga perusahaan dapat mengetahui produk pelengkap yang diminati pelanggan. Dengan analisis data transaksi yang besar, pola pembelian konsumen dapat diidentifikasi menggunakan metode association rule mining seperti algoritma Apriori untuk menemukan kombinasi item yang sering muncul bersama (Subechi, Surejo, & Utami, 2025).

2.7 Google Collab

Google Colaboratory atau Google Colab merupakan sebuah platform pengembangan berbasis cloud yang menyediakan fasilitas penulisan dan eksekusi kode Python secara interaktif melalui peramban web tanpa memerlukan instalasi perangkat lunak pada komputer pengguna. Dengan dukungan sumber daya komputasi berbasis awan, seperti GPU dan TPU, Google Colab mendukung pelaksanaan analisis data, pembelajaran pemrograman, serta penerapan machine learning dalam kegiatan akademik dan penelitian. Sejumlah penelitian terbaru menunjukkan bahwa Google Colab dimanfaatkan dalam pelatihan analisis data bagi guru dan mahasiswa serta

dalam pembelajaran dasar bahasa pemrograman Python, sehingga platform ini dinilai efektif sebagai media pendukung pembelajaran pemrograman dan data science pada lingkungan pendidikan formal maupun pelatihan terstruktur. (Efendi1, Maryono2, & Sujana3, 2025)

2.8 Strategi Cross Selling

Menurut Penelitian (Dewi Astuti, Iman Hermanto, Kaniawulan, Informatika, & Wastukencana, 2016), dalam penelitian mereka “Analisa Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori untuk Meningkatkan Cross Selling dan Up Selling”, algoritma Apriori berhasil mengidentifikasi kombinasi item yang sering dibeli bersama di Rumah Makan Mas Nur Purwakarta, sehingga rekomendasi cross-selling dapat dirancang lebih efektif berdasarkan pola nyata dari data transaksi

2.9 Manajemen Stok

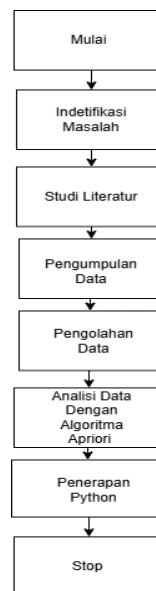
Manajemen stok artinya mengatur jumlah dan ketersediaan suku cadang agar memenuhi permintaan tanpa menimbun barang berlebih. Analisis pola pembelian membantu memprediksi kombinasi barang yang sering laku bersama, sehingga perencanaan stok dan pemesanan bisa lebih efisien (mis. menyiapkan filter oli ketika stok oli mesin mulai menipis karena keduanya sering dibeli bersamaan) (Kurniawan et al., 2022)..

METODE PENELITIAN

3.1 Desain Penelitian

Pada tahapan ini dijelaskan rancangan dan tahapan penelitian yang dilakukan. Desain penelitian disusun agar proses analisis data transaksi dapat berjalan

dengan terarah, mulai dari pengolahan data hingga penerapan algoritma Apriori untuk menemukan pola hubungan antarproduk.



Gambar 1. Alur Desain Penelitian (Sumber: Data Penelitian, 2025)

Tahap tahap sebagai berikut.

1. Identifikasi Masalah:

Penelitian ini diawali dengan mengidentifikasi masalah pada bengkel, yaitu belum adanya analisis untuk mengetahui pola keterkaitan antar sparepart dalam transaksi.

2. Pengumpulan Data:

Data yang digunakan adalah data sekunder berupa transaksi sparepart dalam format CSV, berisi kode part, nama part, harga, quantity, jenis transaksi, nomor referensi, dan tanggal. Data ini mewakili aktivitas nyata bengkel.

3. Pengolahan Data:

Tahap ini meliputi data cleaning untuk menghapus data kosong dan duplikat, validasi kode part, serta konversi harga dan quantity. Data kemudian disusun menjadi basket transaksi dan divisualisasikan melalui grafik top sparepart, tren transaksi, distribusi harga, dan quantity.

4. Analisis Data:

Analisis dilakukan secara deskriptif dan dengan algoritma Apriori. Analisis deskriptif menggambarkan pola umum transaksi, sedangkan Apriori digunakan untuk menemukan frequent itemsets dan membentuk aturan asosiasi berdasarkan support, confidence, dan lift.

5. Hasil dan Evaluasi:

Hasil penelitian berupa aturan asosiasi antar sparepart yang sering muncul bersama. Evaluasi dilakukan dengan menilai validitas pola tersebut serta relevansinya terhadap kebutuhan manajemen stok, strategi bundling, dan promosi bengkel

3.2 Objek Penelitian

Objek penelitian ini adalah data transaksi sparepart yang diambil dari sistem pencatatan bengkel. Data tersebut mencakup kode part, nama part, harga, jumlah barang, jenis transaksi, nomor referensi, serta tanggal transaksi. Subjek penelitian adalah kegiatan transaksi sparepart yang dilakukan oleh pelanggan atau proses internal bengkel, seperti penjualan, retur, dan pengeluaran.

3.3 Subjek Penelitian

Subjek penelitian dalam studi ini adalah pihak OtoXpert sebagai penyedia data transaksi servis kendaraan yang digunakan dalam analisis. Data penelitian diperoleh melalui rekan mitra yang

bekerja pada bagian operasional dan administrasi OtoXpert. Rekan mitra tersebut memberikan akses data setelah peneliti mengajukan permohonan izin, mengingat data yang digunakan bukan merupakan informasi yang bersifat privat atau rahasia perusahaan. Data yang diberikan berupa catatan operasional, penggunaan sparepart, serta riwayat transaksi yang memang dapat diakses untuk keperluan penelitian. Dengan demikian, subjek penelitian ini mencakup individu dan unit kerja yang mengelola, menyimpan, serta menyediakan data operasional di OtoXpert yang relevan bagi proses data mining.

3.4 Variabel Penelitian

Variabel penelitian diturunkan dari atribut yang terdapat dalam dataset, yaitu:

1. Frekuensi penggunaan sparepart : jumlah part yang paling sering muncul dalam transaksi.
2. Harga sparepart: analisis nilai minimum, maksimum, rata-rata, dan median harga.
3. Quantity sparepart: total dan rata-rata jumlah item per transaksi.
4. Jenis transaksi: distribusi transaksi berdasarkan kategori (jual, retur, dll.).
5. Pola waktu transaksi: tren transaksi harian berdasarkan data tanggal.
6. Pola asosiasi antar sparepart : hasil dari algoritma Apriori berupa frequent itemsets dan association rules (support, confidence, lift).

3.5 Lokasi Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan di Bengkel Otoxpert Batam yang berlokasi di Jalan Duyung, Baloi Indah, Kecamatan Lubuk Baja, Kota Batam, Provinsi Kepulauan

Riau. Bengkel Otopert Batam dipilih sebagai lokasi penelitian karena sesuai dengan fokus kajian yang dilakukan. Lokasi ini digunakan sebagai tempat pengambilan data dan pelaksanaan proses penelitian sesuai dengan tujuan yang telah ditetapkan



Gambar 2. Lokasi Penelitian (Sumber: Data Penelitian, 2025)

Selanjutnya, Setelah mengidentifikasi missing values, Fokus utama adalah pada atribut 'Kode Part' dan 'Nama Part' yang merupakan identifikasi utama sparepart. Pada kasus ini, seluruh 5747 baris data yang dibaca dari file jekdata.csv berhasil dipertahankan setelah proses cleaning karena tidak ada nilai kosong pada kedua kolom tersebut. Ini menunjukkan kualitas data yang baik pada atribut-atribut fundamental sparepart.

```

4. ANALISIS TRANSAKSI SPAREPART
-----
Data setelah cleaning: 5747 baris

Top 20 Sparepart Paling Sering Digunakan:
1. ELEMENT S/A, OIL FILTER: 1077 kali
2. GASKET, ENGINE OIL: 1041 kali
3. EVO ENGINE SUPER FLUSH: 711 kali
4. TROLITE 10W30 SN 3.5LT: 630 kali
5. TPO BRAKE CLEANER: 469 kali
6. ELEMENT, AIR REFINER: 165 kali
7. SHELL HELIX HX6 10W40 1L: 140 kali
8. TROLITE 0W20 SN GF5 3.5LT: 129 kali
9. TPO BRAKE FLUID DOT3: 105 kali
10. Carbon Cleaner: 102 kali
11. TPO LUBRICANT ATF T-IV 4LT: 95 kali
12. PAD KIT DISC BRAKE FR: 63 kali
13. SHELL HELIX HX7 5W40 1L: 59 kali
14. PLUG, SPARK: 57 kali
15. TPO SUPER LONG LIFE COOLANT 1LT: 55 kali
16. ELEMENT, AIR REFINER (MULTI): 51 kali
17. TPO LUBRICANT DGO 90W 1LT: 45 kali
18. CABIN AIR FILTER (CAF): 45 kali
19. BELT, V-RIBBED: 43 kali
20. TPO 5W30 GF5 1LT: 42 kali

Jenis Transaksi:
PEMBEBANAN SPARE PART: 5273 (91.75%)
PENERIMAAN SPARE PART: 240 (4.18%)
PEMBATALAN PEMBEBANAN SPARE PART: 226 (3.93%)
BAG PART - IN: 4 (0.07%)
BAG PART - OUT: 3 (0.05%)
PEMBATALAN PENERIMAAN SPARE PART: 1 (0.02%)
    
```

Gambar 4. Hasil Data Sparepart setelah Proses Cleaning (Sumber: Data Penelitian, 2025)

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Pemeriksaan awal data

Seperti yang ditunjukkan pada Gambar No 3, pemeriksaan awal data mengidentifikasi adanya nilai-nilai yang hilang pada beberapa kolom kritis. Terdapat 8 data kosong pada kolom 'Nomor Referensi' (0.14%) dan 7 data kosong pada kolom 'No Invoice' (0.12%). Kehadiran missing values ini menegaskan perlunya tahapan pembersihan data untuk memastikan akurasi dan keandalan analisis selanjutnya.

```

--- ANALYZED DATA SHAPSHOT INFO ---
Memeriksa data dari jekdata.csv...
7 Data bernilai kosong: 0.12% baris

3. INFORMASI DASAR DATASET
-----
Jumlah baris: 5747
Jumlah kolom: 32
Kolom: ['No.', 'Jenis Transaksi', 'Nomor', 'Tanggal', 'Nomor Referensi', 'Kode Part', 'Nama Part', 'Qty', 'Harga', 'Stok', 'Substansi', 'No Invoice']

Missing values per kolom:
Nomor Referensi: 8 (0.14%)
No Invoice: 7 (0.12%)
    
```

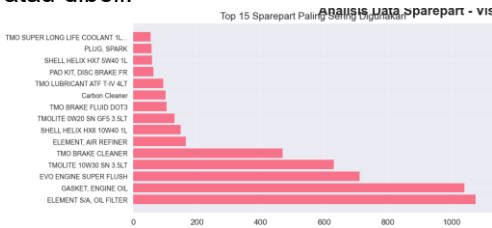
Gambar 3. Periksa Missing Value Pada Data (Sumber: Data Penelitian, 2025)

4.2 Validasi Data utama Sparepart

4.3 Frekuensi Penggunaan Sparepart

Top 15 Sparepart Paling Sering Digunakan (Bar Chart) Visualisasi ini menyajikan 15 sparepart teratas yang paling sering muncul dalam transaksi. Setiap bar horizontal merepresentasikan satu jenis sparepart, dengan panjang bar menunjukkan frekuensi penggunaannya. Grafik ini secara efektif menyoroti item-item 'bintang' atau paling populer dalam inventaris. Dari sini, kita dapat mengidentifikasi sparepart mana yang memiliki permintaan tinggi, yang sangat krusial untuk perencanaan stok, penentuan prioritas pembelian, dan pengembangan strategi promosi produk-produk tersebut. Misalnya, jika 'ELEMENT S/A, OIL FILTER' dan 'GASKET, ENGINE OIL' mendominasi daftar ini, ini menunjukkan bahwa sparepart tersebut

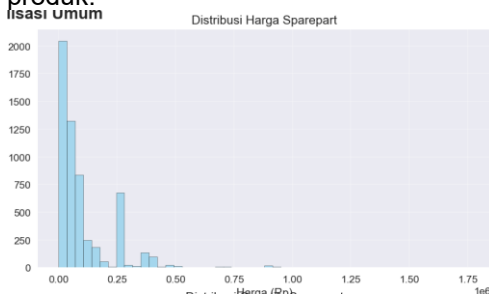
adalah komponen vital yang sering diganti atau dibeli.



Gambar 5. Hasil Visual frkuensi Penggunaan Sparepart (Sumber: Data Penelitian, 2025)

4.4 Distribusi Harga Sparepart

Distribusi Harga Sparepart (Histogram) Histogram Gambar dibawah ini menggambarkan sebaran atau distribusi harga dari seluruh sparepart yang tercatat. Sumbu X menunjukkan rentang harga (dikelompokkan dalam 'bins'), sedangkan sumbu Y menunjukkan frekuensi sparepart yang jatuh dalam setiap rentang harga tersebut. Visualisasi ini membantu kita memahami profil harga produk.

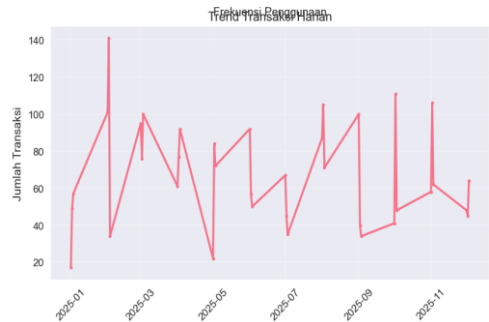


Gambar 6. Hasil Visual Distribusi Harga Sparepart (Sumber: Data Penelitian, 2025)

4.5 Tren Transaksi Harian

Trend Transaksi Harian (Line Plot) Grafik garis ini menampilkan jumlah transaksi yang terjadi setiap hari dari waktu ke waktu. Sumbu X merepresentasikan

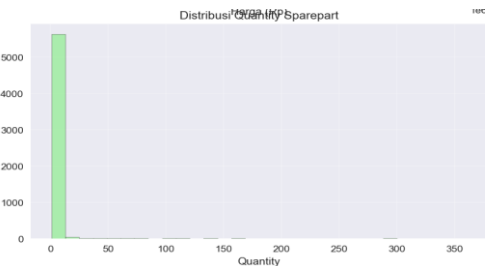
tanggal, sementara sumbu Y menunjukkan total transaksi untuk hari tersebut. Visualisasi ini sangat efektif untuk mengidentifikasi pola temporal dalam penjualan sparepart.



Gambar 7. Hasil Visual Tren Transaksi Harian Sparepart (Sumber: Data Penelitian, 2025)

4.6 Distribusi Quantity Pembelian Sparepart

Distribusi Quantity Sparepart (Histogram) Histogram ini menunjukkan sebaran jumlah (kuantitas) sparepart yang dibeli dalam setiap transaksi. Sumbu X adalah rentang kuantitas, dan sumbu Y adalah frekuensi transaksi dengan kuantitas tersebut.



Gambar 8. Hasil Visual Quantity Sparepart (Sumber: Data Penelitian, 2025)

4.7 Penentuan Nilai Min Support dan Confidence

Berdasarkan eksplorasi data transaksi sparepart di OTOXPERT Batam, nilai minimum support diuji secara bertahap sebesar 0,01 (1%), 0,005 (0,5%), dan 0,001 (0,1%) untuk memperoleh pola asosiasi yang proporsional. Sementara itu, nilai minimum confidence ditetapkan sebesar 0,3 atau 30% agar aturan asosiasi yang dihasilkan memiliki kekuatan hubungan yang cukup dan relevan untuk dianalisis.

4.8 Proses Pruning

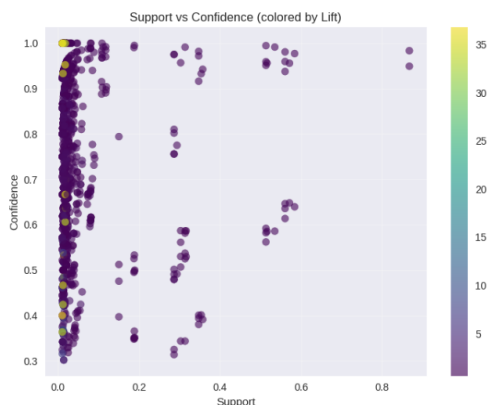
Pada tahap selanjutnya dilakukan proses pruning, yaitu proses penyaringan itemset dengan cara menghilangkan kombinasi item yang tidak memenuhi nilai minimum support. Proses pruning pada penelitian ini dilakukan secara otomatis oleh algoritma Apriori melalui penerapan nilai minimum support. Itemset yang memiliki nilai support di bawah ambang batas tidak ditampilkan dalam hasil frequent itemset dan tidak dilanjutkan ke tahap pembentukan aturan asosiasi.

4.9 Pembentukan Association Rules

Setelah frequent itemset yang lolos proses pruning diperoleh, tahap berikutnya adalah pembentukan association rules. Aturan asosiasi dibentuk untuk menggambarkan hubungan antar sparepart dalam bentuk aturan jika-maka (if-then), yang menunjukkan kecenderungan pembelian suatu sparepart ketika sparepart lainnya dibeli.

4.9 Visualisasi Hasil Association Rules

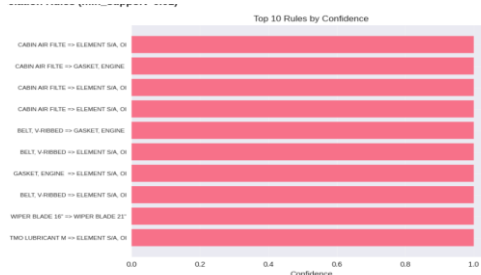
Setelah frequent itemset yang lolos proses pruning diperoleh, tahap berikutnya adalah pembentukan association rules. Aturan asosiasi dibentuk untuk menggambarkan hubungan antar sparepart.



Gambar 9. Scatter Plot Hubungan Support dan Confidence dengan Nilai Lift (Sumber: Data Penelitian, 2025)

Gambar No 10 menampilkan sepuluh aturan asosiasi dengan nilai confidence tertinggi. Nilai confidence pada aturan-aturan tersebut berada pada kisaran di atas 0,80 (80%) hingga mendekati 1,00 (100%).

Seluruh aturan yang ditampilkan telah memenuhi batas minimum confidence sebesar 30%, sehingga dapat dianggap valid dan relevan. Tingginya nilai confidence menunjukkan bahwa kemunculan sparepart pada sisi antecedent sangat sering diikuti oleh sparepart pada sisi consequent, yang mencerminkan pola servis kendaraan yang dilakukan secara bersamaan



Gambar 10. Grafik Batang Nilai Confidence Aturan Asosiasi Teratas (Sumber: Data Penelitian, 2025)

4.10 Evaluasi Association Rules

Visualisasi hasil association rules dilakukan untuk memberikan gambaran hubungan antar sparepart secara grafis berdasarkan nilai support, confidence, dan lift. Visualisasi ini bertujuan untuk mempermudah interpretasi pola asosiasi yang terbentuk dari penerapan algoritma Apriori pada data transaksi sparepart OTOXPRT Batam.

Setelah pola asosiasi divisualisasikan, tahap selanjutnya adalah evaluasi aturan asosiasi menggunakan metrik support, confidence, dan lift aturan asosiasi dilakukan untuk menilai kualitas dan kekuatan hubungan antar sparepart yang dihasilkan oleh algoritma Apriori Aturan asosiasi yang dievaluasi merupakan aturan yang telah memenuhi nilai minimum support sebesar 0,01 dan minimum confidence sebesar 0,3

SIMPULAN

Berdasarkan hasil pengolahan dan analisis data transaksi sparepart di OTOXPRT Batam menggunakan algoritma Apriori, dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut:


1. Proses pengolahan data yang meliputi tahap pembersihan data, validasi, transformasi transaksi, serta pembentukan kumpulan item transaksi berhasil menghasilkan data yang siap digunakan untuk analisis asosiasi. Dari total 1.215 transaksi awal, diperoleh 1.103 transaksi bermakna dengan 81 jenis sparepart unik
2. Penerapan algoritma Apriori dengan penentuan nilai minimum support dan minimum confidence mampu mengidentifikasi pola keterkaitan antar sparepart yang sering muncul secara

- bersamaan dalam satu transaksi servis. Pengujian beberapa nilai minimum support menunjukkan bahwa nilai minimum support sebesar 0,01 menghasilkan jumlah frequent itemset yang proporsional dan relevan untuk dianalisis lebih lanjut.
3. Proses pruning secara otomatis dilakukan oleh algoritma Apriori dengan menyaring itemset yang memiliki nilai support di bawah ambang batas minimum. Dari hasil proses tersebut diperoleh sebanyak 405 frequent itemset yang memenuhi kriteria minimum support, sementara itemset lainnya dieliminasi dan tidak dilanjutkan ke tahap pembentukan aturan asosiasi.
4. Hasil pembentukan frequent itemset menunjukkan bahwa kombinasi sparepart yang sering muncul secara bersamaan didominasi oleh komponen perawatan rutin kendaraan, seperti oli mesin, filter oli, dan gasket. Hal ini mencerminkan karakteristik transaksi servis kendaraan di OTOXPRT Batam yang berfokus pada servis berkala.
5. Evaluasi aturan asosiasi menggunakan metrik support, confidence, dan lift menunjukkan bahwa aturan yang dihasilkan memiliki tingkat keandalan yang baik. Nilai confidence yang relatif tinggi menunjukkan hubungan yang kuat antar sparepart, sedangkan nilai lift di atas 1 mengindikasikan adanya korelasi positif antara item dalam aturan asosiasi.

DAFTAR PUSTAKA

- Alhillah, Y. A., Priatna, W., & Fitriyani, A. (2023). Implementation of Apriori Algorithm for Determining Spare Parts Product Recommendation Packages. In *Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC)* (Vol. 7). Retrieved from <http://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC>
- Andika Johan, R., Himilda, R., & Auliza, N. (2005). *Penerapan Metode Association Rule Untuk Strategi Penjualan Menggunakan Algoritma Apriori*.
- Chairuddin, I., Sentagi Asa, R., & Darmansah. (2021). Analisis Penyebaran Penularan Virus Corona Di Provinsi Jawa Barat Menggunakan Algoritma K-Means Clustering. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 8(3). Retrieved from <http://jurnal.mdp.ac.id>
- Darmansah. (2024). Penerapan Algoritma K-Means Clustering Pada Segmentasi Article Info ABSTRAK. *JSAI: Journal Scientific and Applied Informatics*, 7(3). <https://doi.org/10.36085>
- Dewi Astuti, T., Iman Hermanto, T., Kaniawulan, I., Informatika, T., & Wastukencana, S. (2016). *ANALISA DATA MINING MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI UNTUK MENINGKATKAN CROSS SELLING DAN UP SELLING (STUDI KASUS RUMAH MAKAN MAS NUR PURWAKARTA)*.
- Efendi1, A., Maryono2, D., & Sujana3, Y. (2025). Peningkatan Literasi Data Guru Informatika Melalui Pelatihan Analisis Data Menggunakan Python dan Google Colab di SMA Se-Surakarta. *Jurnal Abdidas*, 6(6). <https://doi.org/10.31004/abdidas.v6i6.1248>
- Essalmi, H., & El Affar, A. (2025). Dynamic Algorithm for Mining Relevant Association Rules via Meta-Patterns and Refinement-Based Measures. *Information (Switzerland)*, 16(6). <https://doi.org/10.3390/info16060438>
- Handoko, K., Darmansah, & Adhiatma, N. (n.d.). Implementasi FP-Growth untuk Analisis Pola Pembelian Produk Elektronik pada Tokopedia. *Jurnal Pendidikan Sains Dan Komputer*, 5, 2809–476. <https://doi.org/10.47709/jpsk.v5i02.6963>
- Kabir, M. A., Ahmed, F., Islam, M. M., & Ahmed, Md. R. (2024). Python For Data Analytics: A Systematic Literature Review Of Tools, Techniques, And Applications. *ACADEMIC JOURNAL ON SCIENCE, TECHNOLOGY, ENGINEERING & MATHEMATICS EDUCATION*, 4(04), 134–154. <https://doi.org/10.69593/ajsteme.v4i04.146>
- Mahjouby, M. El, Bennani, M. T., Lamrini, M., & Far, M. El. (2024). Association rules forecasting for the foreign exchange market. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, 14(3), 3443–3454. <https://doi.org/10.11591/ijece.v14i3.pp3443-3454>
- Mostafa, A. A. N., & Mahmoud, H. E. A. (2022). Review of Data Mining Concept and its Techniques. *International Journal of Academic Research in Business and Social*

- Sciences, 12(6).
<https://doi.org/10.6007/ijarbss/v12-i6/13135>
- Ovilianda, A., & Ginting, B. (2021). Penerapan Data Mining Korelasi Penjualan Spare Part Mobil Menggunakan Metode Algoritma Apriori (Studi Kasus: CV. Citra Kencana Mobil). In *JOURNAL OF INFORMATION AND TECHNOLOGY UNIMOR*.
- Steven Simanjuntak, H., Sarkis, I. M., Simanullang, H. G., & Artikel, H. (2023). Penerapan Data Mining Penjualan Sparepart Kendaraan Menggunakan Algoritma Apriori Pada PT. MPM. In *Methotika : Jurnal Ilmiah Teknik Informatika* (Vol. 3). Retrieved from <https://ejournal.methodist.ac.id/index.php/methotika>
- Subechi, F. H., Surorejo, S., & Utami, E. U. S. (2025). Analisis Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Algoritma Apriori pada Toko Komputer. *RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business*, 4(3), 1504–1513. <https://doi.org/10.31004/riggs.v4i3.2172>
- Yanti, R., Maradjabessy, P. N., Qurtubi, & Rachmadewi, I. P. (2024). Determining the retail sales strategies using association rule mining. *International Journal of Advances in Applied Sciences*, 13(3), 530–538. <https://doi.org/10.11591/ijaas.v13.i3.pp530-538>

| | |
|---|--|
|  | <p>Penulis pertama, Jeky, merupakan mahasiswa Prodi Sistem Informasi Universitas Putera Batam.</p> |
|  | <p>Penulis kedua, Darmansah, merupakan Dosen Prodi Sistem Informasi Universitas Putera Batam. Penulis banyak berkecimpung di bidang data analisis.</p> |