

Analisis Asosiasi Data Penjualan Produk Mega Baja Cipondoh Kota Tangerang Menggunakan Algoritma *Fp-Growth*

Kamelia Faridah^{1*}, Nining Rahaningsih², Raditya Danar Dana³

¹ Jurusan Teknik Informatika, ² Jurusan Komputerisasi Akuntansi, ³ Jurusan Manajemen Informatika, STMIK IKMI Cirebon

*Email: kameliafaridah18@gmail.com¹, nrahaningsih@gmail.com², radith_danar@yahoo.com³

Abstrak

Mega Baja Cipondoh, sebuah toko bahan bangunan di Tangerang, mengalami penurunan penjualan dan pendapatan. Penelitian ini mengatasi masalah tersebut melalui penerapan algoritma *Fp-Growth* dalam analisis data penjualan menggunakan RapidMiner. Dengan *minimum Support* 0,002, *minimum Confidence* 0,8, dan nilai *lift* 1, ditemukan enam aturan asosiasi signifikan. Sebagai contoh, 10,4% dari transaksi melibatkan pembelian Hollo Galvanis dan Pipa Galvanis. Pelanggan yang membeli Hollo Galvanis memiliki peluang 9,6 kali lebih besar untuk juga membeli Pipa Galvanis, dengan tingkat keberhasilan pembelian Pipa Galvanis setelah pembelian Hollo Galvanis mencapai 100%. Implementasi temuan ini diharapkan dapat meningkatkan strategi penjualan Mega Baja Cipondoh, mengoptimalkan penjualan, dan meningkatkan kepuasan pelanggan, sekaligus menjadi dasar untuk pengembangan lebih lanjut dalam analisis data penjualan bahan bangunan.

Kata kunci: Optimalisasi Penjualan, Algoritma *Fp-Growth*, Analisis Data Penjualan, Asosiasi Produk, Strategi Penjualan.

Abstract

Mega Baja Cipondoh, a construction material store in Tangerang, is experiencing suboptimal sales and revenue decline. This research addresses the issue through Fp-Growth algorithm application in sales data analysis using RapidMiner. With a minimum Support of 0.002, minimum Confidence of 0.8, and lift value of 1, six significant association rules are identified. For instance, 10.4% of transactions involve purchasing both Hollo Galvanis and Pipa Galvanis. Customers buying Hollo Galvanis have a 9.6 times higher chance of also purchasing Pipa Galvanis, achieving a 100% success rate. Implementation of these findings is expected to enhance Mega Baja Cipondoh's sales strategy, optimize sales, and improve customer satisfaction, laying the groundwork for future developments in construction material sales data analysis.

Keywords: Sales Optimization, *Fp-Growth* Algorithm, Sales Data Analysis, Product Association, Sales Strategy

PENDAHULUAN

Kemajuan pesat di bidang Informatika mengubah sejumlah aspek kehidupan, termasuk perkembangan teknologi, transformasi bisnis, dan evolusi dalam sektor pendidikan (Maritsa dkk., 2021). Di era teknologi informasi, data mining, atau penambangan data, menjadi kunci dalam mengidentifikasi pola dan informasi berharga dari data yang kompleks. Penggunaan data mining tak hanya berdampak pada teknologi informasi, tapi juga signifikan dalam bisnis dan manajemen (Pratama dkk., 2019). Analisis asosiasi produk menjadi relevan, terutama dalam industri distribusi seperti perusahaan bahan bangunan (Rudyanata dkk., 2021). Oleh karena itu, penelitian ini membahas pentingnya analisis asosiasi produk dalam meningkatkan strategi pemasaran di perusahaan

distribusi bahan bangunan, dengan fokus pada studi kasus Mega Baja.

Dalam konteks perkembangan Informatika, terdapat tantangan mendesak terkait pengelolaan volume dan keragaman data yang dihasilkan oleh teknologi informasi (Ngafifi, 2014). Pengambilan keputusan berbasis data semakin penting dalam dunia bisnis, di mana perusahaan berupaya memanfaatkan data untuk meningkatkan efisiensi dan mengidentifikasi peluang bisnis. Kompleksitas analisis data yang meningkat seiring dengan jumlah dimensi data menjadi perhatian utama. Isu privasi data dan etika menjadi sorotan, mendorong perusahaan untuk memastikan kepatuhan terhadap aturan dan etika yang berkembang seiring kesadaran masyarakat tentang perlindungan data pribadi (Ngafifi,

2014). Tantangan ini semakin kompleks karena literatur Informatika masih mengalami kesenjangan dalam pengembangan teknik dan algoritma untuk menangani data yang semakin kompleks.

Penelitian ini fokus pada analisis asosiasi produk di Mega Baja menggunakan algoritma *Fp-Growth* untuk meningkatkan strategi pemasaran. Dengan tujuan mengidentifikasi pola asosiasi yang signifikan, penelitian ini memberikan pemahaman praktis untuk meningkatkan efektivitas strategi pemasaran perusahaan. Kontribusi utamanya terletak pada penerapan data mining dalam industri distribusi, berpotensi memperkaya literatur di bidang tersebut. Hasil temuan diharapkan memberikan manfaat konkret bagi efisiensi operasional dan profitabilitas perusahaan, serta menjadi dasar untuk penelitian Informatika lebih lanjut. Metode eksperimental dengan algoritma *Fp-Growth* digunakan pada data penjualan historis Mega Baja, melibatkan pengumpulan, preprocessing, dan pemilihan data yang relevan. Temuan hasil menjadi dasar rekomendasi strategi pemasaran, dengan dukungan tinjauan literatur pada pemahaman asosiasi produk, terutama di industri distribusi bahan bangunan.

TINJAUAN PUSTAKA

Dalam studi sebelumnya, terdapat sepuluh jurnal yang digunakan sebagai referensi untuk menganalisis konteks penelitian ini. Diharapkan perbandingan dengan penelitian sebelumnya dapat memperlihatkan pemahaman dan kesadaran yang jelas terhadap penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, serta memberikan justifikasi yang kuat terkait relevansi dan kontribusi dari penelitian ini.

2.1 Hasil Studi Pustaka

Dalam penelitian yang berjudul "Penerapan Metode Association Rule Mining Pada Data Transaksi Penjualan Produk Kartu Perdana Kuota Internet Menggunakan Algoritma Apriori" membahas mengenai metode menggunakan analisis asosiasi produk di industri distribusi, memanfaatkan teknik statistik dan data mining. Ini membantu perusahaan distribusi mengoptimalkan kinerja operasional dan profitabilitas.(Baetulloh et al., 2019)

Dalam penelitian "Analisis Rekomendasi Produk Berdasarkan Segmentasi Pelanggan Menggunakan Algoritma DBSCAN dan FP-Growth" membahas mengenai Algoritma

DBSCAN diterapkan dengan variasi epsilon dan minPts, menghasilkan 5 cluster dengan validitas tertinggi 0.4222. Cluster 1 adalah "everyday shopper" dengan tingkat respon tinggi, sementara Cluster 2-5 adalah "golden customers" dengan tingkat loyalitas tinggi. Analisis pola asosiasi menggunakan algoritma Fp-Growth pada data transaksi pelanggan di setiap cluster memberikan rekomendasi produk untuk strategi pemasaran langsung oleh 212 Mart.(Monalisa & Anjainah, 2022)

Dalam penelitian "Analisa Dan Implementasi Association Rule Dengan Algoritma Fp-Growth Dalam Seleksi Pembelian Tanah Liat (Studi Kasus Di Pt. Anveve Ismi Berjaya)" membahas mengenai penggunaan Algoritma Fp-Growth membantu seleksi pembelian tanah liat dengan menghasilkan aturan eksklusif yang mencerminkan proses pembelian oleh perusahaan. Penggunaan Algoritma Fp-Growth dan perangkat lunak RapidMiner 7.4.0 menghasilkan aturan dengan tingkat kepercayaan tinggi, memberikan kontribusi strategis dalam perencanaan pembelian tanah liat oleh pimpinan perusahaan.(Mulya, 2019)

2.2 Landasan Teori

2.2.1 Analisis Asosiasi Produk dan Strategi Pemasaran

Penganalisaan asosiasi produk, sebagai komponen dari data mining, kini menjadi instrumen yang esensial dalam meningkatkan strategi pemasaran di berbagai sektor industri (Harist N dkk., 2021). Pendekatan ini memungkinkan deteksi pola hubungan antarproduk dalam data penjualan, memberikan wawasan berharga untuk merancang strategi pemasaran yang lebih efektif. Dalam sektor distribusi bahan bangunan, analisis asosiasi produk menjadi krusial untuk memahami preferensi pelanggan dan menemukan keterkaitan antarproduk yang dapat mempengaruhi keputusan pembelian.

2.2.2 Algoritma *Fp-Growth* dalam Analisis Asosiasi

Fp-Growth adalah salah satu pilihan algoritma yang efektif untuk menemukan himpunan data yang sering muncul (frequent itemset) dalam suatu kumpulan data (Mulya, 2019). Algoritma ini beroperasi dengan mengenali pola-pola frekuensi tinggi dalam transaksi data. Dengan menerapkan *Fp-Growth*

pada data penjualan, peneliti dapat mendapatkan aturan asosiasi yang signifikan, memberikan wawasan penting mengenai hubungan antarproduk yang dapat diterapkan untuk meningkatkan strategi pemasaran.

Persamaan (1), Rumus untuk menghitung nilai *Support* adalah sebagai berikut:

$$\text{Support} = \frac{\text{jumlah transaksi mengandung } A}{\text{total transaksi}} \quad (1)$$

Keterangan:

Support(A): nilai *Support* dari *itemset* A.

Jumlah transaksi mengandung A: jumlah transaksi dalam dataset yang mengandung setidaknya semua elemen dari A.

Total transaksi: jumlah keseluruhan transaksi yang dianalisis.

Persamaan (2), Rumus untuk menghitung nilai *Confidence* adalah sebagai berikut:

$$\text{Confidence} = (A \rightarrow B) = \frac{\text{Support}(A \cap B)}{\text{Support}(A)} \quad (2)$$

Keterangan:

Confidence (A → B): nilai *Confidence* dari aturan asosiasi A → B.

Support (A ∩ B): nilai *Support* dari *itemset* yang mengandung baik A maupun B.

Support (A): adalah nilai *Support* dari *itemset* A.

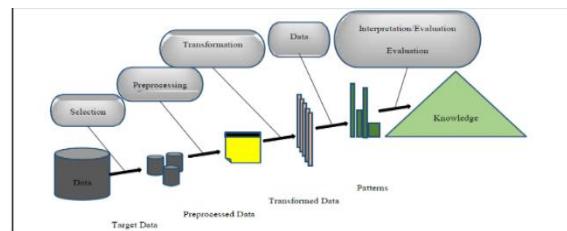
2.2.3 Penerapan Data Mining dalam Distribusi Industri

Data mining merupakan proses penelusuran informasi atau pola menarik dalam dataset yang telah dipilih, menggunakan teknik atau metode khusus (Naldy dan Andri, 2021). Kesuksesan penerapan ini terutama terkait dengan kemampuan teknik tersebut dalam mengidentifikasi pola-pola yang tersembunyi dalam data penjualan, yang nantinya dapat menjadi dasar untuk pengembangan strategi pemasaran yang lebih pintar dan sesuai dengan tuntutan pasar.

METODE PENELITIAN

Dalam konteks penelitian *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) pada analisis asosiasi data penjualan produk Mega Baja Cipondoh Kota Tangerang dengan menggunakan algoritma *Fp-Growth*, langkah-

langkahnya adalah sebagai yang ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Metode Penelitian

3.1 Pemilihan (Selection)

Tahap pengumpulan data melibatkan interaksi peneliti dengan sumber data, seperti basis data internal perusahaan atau sistem informasi yang mencatat transaksi penjualan. Data yang diambil akan mencakup Nomor *Invoice* dan informasi Produk yang telah dibeli.

3.2 Praproses (Preprocessing)

Langkah pembersihan data dilakukan dengan menggunakan aplikasi *RapidMiner* v.10.2, menggunakan operator *replace missing value* untuk proses cleaning data.

3.3 Transformasi (Transformation)

Pada langkah Transformasi data, dilaksanakan melalui aplikasi *RapidMiner* v.10.2 dengan menggunakan operator *select atribut*, kemudian menetapkan *parameter* peran untuk mengubah jenis data, mengubah *invoice* menjadi *ID*. Selanjutnya, terjadi perubahan jenis data pada dataset *retrieve* menjadi kategori *biner* (0 dan 1) dari tipe data numerik.

3.4 Pertambangan Data (Data Mining)

Penerapan algoritma *Fp-Growth* dilakukan menggunakan aplikasi *RapidMiner* v.10.2 pada operator *Fp-Growth* dan *Create Association Rule* dengan tujuan menemukan *itemset* yang saling terkait dan menghasilkan nilai optimal. Secara umum, dalam proses analisis asosiasi dalam *data mining*, terdapat dua tahap utama. Tahap pertama melibatkan pengenalan item-set yang muncul secara berulang untuk menetapkan nilai *Support minimum*. Sementara tahap kedua terlibat dalam penghasilan aturan asosiasi yang kuat dari item-set tersebut, memastikan bahwa aturan tersebut memenuhi persyaratan *Support minimum* dan *Confidence minimum*.

3.5 Evaluasi (Evaluation)

Langkah akhir melibatkan penilaian hasil uji coba data mining Asosiasi *Fp-Growth* pada data penjualan Mega Baja Cipondoh selama bulan Januari 2021.

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Data Selection

Penelitian ini memanfaatkan data penjualan yang diperoleh melalui teknik observasi di Mega Baja Cipondoh. Data awal mencakup transaksi penjualan harian selama bulan Januari 2021, yang telah tercatat dalam sebuah tabel.

Tabel 1. Transaksi Penjualan

| NO | NAMA BARANG | HARGA | QTY | TOTAL |
|-------|-----------------|--------|-----|------------|
| 1 | HOLLO HITAM | 153500 | 177 | 17.959.500 |
| 2 | SIKU | 103000 | 146 | 15.038.000 |
| 3 | RUFING | 800 | 114 | 91.200 |
| 4 | BESI BETON | 42700 | 93 | 3.971.100 |
| 5 | POLOS | | | |
| 6 | HOLLO GALVANIS | 314000 | 91 | 28.574.000 |
| 7 | UNP | 325000 | 85 | 27.625.000 |
| 8 | BATU | 4000 | 83 | 332.000 |
| 9 | GERINDA | | | |
| 113 | KAWAT LAS | 145000 | 79 | 11.455.000 |
| 114 | PLAT ESER HITAM | 830000 | 65 | 53.950.000 |
| | | | | |
| 113 | BELOKAN BAWAH | 70000 | 1 | 70000 |
| 114 | BELOKAN ATAS | 157500 | 1 | 157500 |

Data penjualan harian, seperti yang terlihat pada tabel 1, masih belum terorganisir dengan baik. Untuk mempermudah penerapan *data mining* melalui aplikasi *RapidMiner*, langkah-langkah restrukturisasi format data penjualan bulan Januari 2021 akan diambil menggunakan *Microsoft Excel*.

Tabel 2. Perubahan Dalam Bentuk Tabular

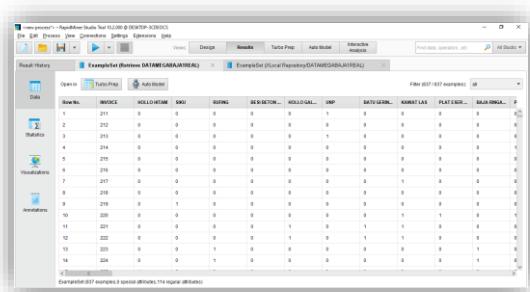
| INVOICE | HOLLO HITAM | SIKU | | BESI BETON POLOS |
|---------|-------------|------|------|------------------|
| 211 | 0 | 0 | | 0 |
| 212 | 0 | 0 | | 0 |
| 213 | 0 | 0 | | 0 |
| 214 | 0 | 0 | | 0 |
| 215 | 0 | 0 | | 0 |
| 216 | 0 | 0 | | 0 |
| 217 | 0 | 0 | | 0 |
| 218 | 0 | 0 | | 0 |
| 219 | 0 | 1 | | 0 |
| | | | | |
| 1053 | 0 | 0 | | 1 |

Setelah merapikan data ke dalam format tabular yang tercantum dalam Tabel 2 dan memasukkan nilai *binominal*, langkah selanjutnya adalah membuka dataset menggunakan aplikasi *RapidMiner* untuk melanjutkan proses eksekusi.

Setelah menginstal dan membuka *RapidMiner*, langkah-langkah berikutnya melibatkan Proses pengolahan data dimulai dengan mengklik opsi "Import Data" di aplikasi *RapidMiner*. Selanjutnya, pilih "My Computer" dan tentukan lokasi penyimpanan data yang diinginkan. Pilih file data penjualan yang akan diimpor, lalu klik "Next" dan atur lokasi penyimpanan dataset di *RapidMiner*. Data penjualan yang telah diimpor akan mengalami perubahan tipe data otomatis, seperti yang terlihat dalam gambar. Dalam *RapidMiner*, data penjualan diwakili sebagai angka 1 dan 0, di mana 1 menunjukkan produk terjual dan 0 menunjukkan produk tidak terjual.

Selanjutnya, pilih opsi "Change Type Data" untuk mengonversi data ke format *binominal*, karena data penjualan hanya memiliki dua jenis data. Setelah mengubah tipe data, klik "Next," tentukan lokasi penyimpanan data di *RapidMiner*, dan selesaikan proses dengan menekan tombol "Finish." Lanjutkan dengan opsi "Design," seret dataset yang telah disimpan ke dalam lembar kerja, dan klik serta seret output untuk menghubungkannya dengan bagian hasil,

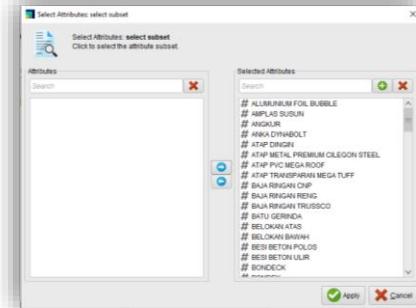
Terakhir, tekan tombol *Start to Execution* berwarna biru, dan hasilnya akan ditampilkan seperti yang terlihat pada Gambar 2. Proses ini memastikan data penjualan telah diolah dan siap untuk dilakukan analisis lebih lanjut menggunakan *RapidMiner*.



Gambar 2. Hasil Tampilan Example Set Retrieve

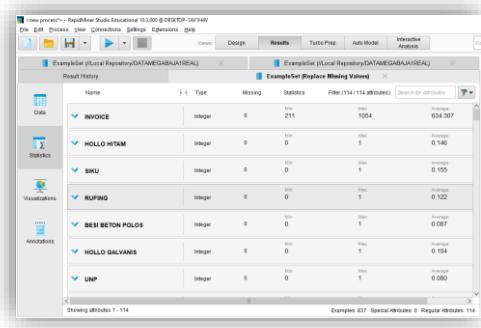
4.2 *Preprocessing*

Setelah menampilkan hasil dari proses pengambilan data seperti yang terlihat pada Gambar 2, langkah selanjutnya adalah menjalankan tahap *preprocessing* untuk mengurangi jumlah nilai yang tidak lengkap dalam dataset. Pilih opsi statistik pada bagian *exampleset*, dan dari sana dapat dilihat nilai-nilai yang tidak lengkap dalam data penjualan.



Gambar 5 Setelah *Select Atribut*

Langkah berikutnya melibatkan proses transformasi dengan menggunakan *parameter set role* untuk mengubah jenis data pada atribut *invoice* menjadi *ID*. Dalam bagian *parameter* atribut nama, pilih data yang akan mengalami perubahan, dan klik pada atribut "*invoice*" sesuai dengan contoh pada gambar 6. Setelah menentukan data yang akan diubah di bagian nama atribut, langkah selanjutnya adalah memilih target *role* atau jenis data yang diinginkan, lalu klik "*ID*". Sebelum *invoice* diubah menjadi *ID*, tampilan *example set* hasil dari proses pengambilan data dapat dilihat pada gambar 3. Setelah menggunakan *parameter set role*, perubahan tersebut dapat diamati pada gambar 7. Proses transformasi ini penting untuk menyesuaikan jenis data dengan kebutuhan analisis yang akan dilakukan selanjutnya.

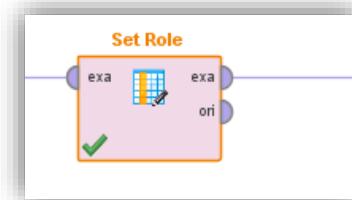


Gambar 3. Hasil Statistik

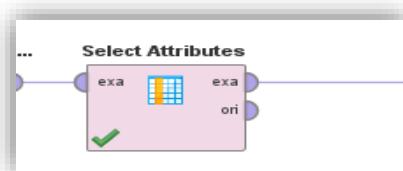
Dikarenakan tidak ada nilai yang hilang atau data tanpa nilai pada dataset Penjualan Mega Baja Cipondoh, maka proses dapat dilanjutkan ke langkah berikutnya tanpa ada kendala.

4.3 Transformation

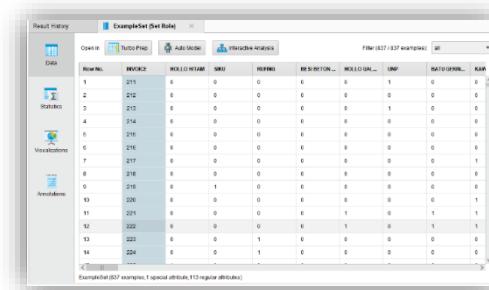
Sebelum mengubah jenis data pada *Invoice*, langkah pertamanya adalah memasukkan operator seleksi atribut, sebagaimana tampak pada gambar 4. Selanjutnya, modifikasi *parameter subset* dan pindahkan seluruh data ke bagian atribut yang telah dipilih. Setelah melalui serangkaian langkah tersebut, akan terlihat perubahan hasil setelah melakukan seleksi data pada gambar 5.



Gambar 6. *Operator Set R*

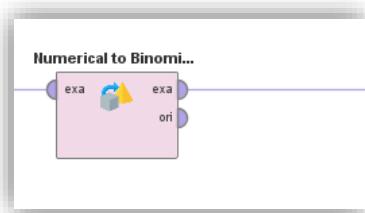


Gambar 4. *Operator Select Atribut*



Gambar 7. Hasil Perubahan *Type* data *Invoice*

Langkah selanjutnya adalah melakukan transformasi atau mengubah jenis data pada dataset yang diambil dari numerik menjadi *binominal*. Alasan di balik langkah ini adalah karena data penjualan yang digunakan hanya terdiri dari dua jenis data, yaitu 1 dan 0, yang terus-menerus digunakan. Oleh karena itu, data tersebut diubah menggunakan jenis *binominal*. Setelah proses transformasi data pada gambar 8, hasilnya akan menghasilkan nilai *true* dan *false*. Nilai *true* mewakili 1, sementara nilai *false* mencerminkan 0, sebagaimana terlihat pada gambar 9 di bawah ini. Transformasi ini bertujuan untuk mempermudah analisis data dan menjadikan formatnya lebih sesuai dengan karakteristik data penjualan yang hanya memiliki dua kemungkinan nilai.



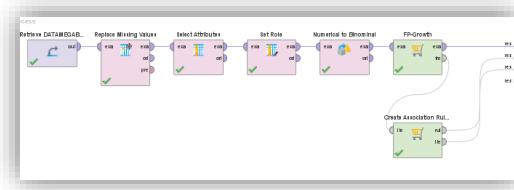
Gambar 8. Operator *Numerical to Binomial*

| Row No. | INVOICE | HOLLO HITAM | SKU | RUFING | BEN BETON... | HOLLO GAL... | UMP | BATU GERR... | KARNA |
|---------|---------|-------------|-------------|--------|--------------|--------------|-------|--------------|-------|
| 1 | 211 | false | HOLLO HITAM | false | false | false | false | false | false |
| 2 | 212 | false | HOLLO HITAM | false | false | false | false | false | false |
| 3 | 213 | false | HOLLO HITAM | false | false | false | true | false | false |
| 4 | 214 | false | HOLLO HITAM | false | false | false | false | false | false |
| 5 | 215 | false | HOLLO HITAM | false | false | false | false | false | false |
| 6 | 216 | false | HOLLO HITAM | false | false | false | false | false | false |
| 7 | 217 | false | HOLLO HITAM | false | false | false | false | false | false |
| 8 | 218 | false | HOLLO HITAM | false | false | false | false | false | false |
| 9 | 219 | false | HOLLO HITAM | false | false | false | false | false | false |
| 10 | 220 | false | HOLLO HITAM | false | false | false | false | false | false |
| 11 | 221 | false | HOLLO HITAM | false | true | false | true | false | false |
| 12 | 222 | false | HOLLO HITAM | false | false | true | false | true | false |
| 13 | 223 | false | HOLLO HITAM | false | false | false | false | false | false |
| 14 | 224 | false | HOLLO HITAM | true | false | false | false | false | false |

Gambar 9. Hasil Transformasi Data to *Binominal*

4.4 Data Mining

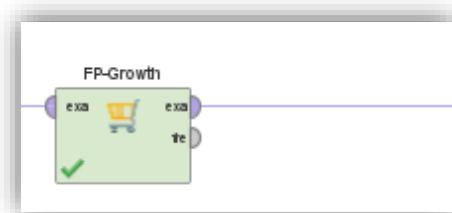
Sebelum menerapkan Algoritma *Fp-Growth* menggunakan *RapidMiner* untuk melakukan analisis asosiasi, tahapan awal melibatkan perhitungan nilai *minimum Support* dan *minimum confidence*. Setelah memastikan bahwa tidak ada kesalahan pada seluruh dataset, langkah berikutnya adalah menjalankan proses *data mining*.



Gambar 10. Model *Data Mining*

1. Penerapan *Fp-Growth*

Algoritma *Fp-Growth* diterapkan menggunakan perangkat lunak *RapidMiner*, dan hasil penerapannya dapat dilihat pada gambar 12.



Gambar 11. Penerapan Algoritma *Fp-Growth*

Dengan menghubungkan hasil penerapan algoritma *Fp-Growth*, empat *itemset* yang saling terkait terbentuk. Informasi rinci mengenai data ini dapat ditemukan dalam gambar yang terlampir di bawah.

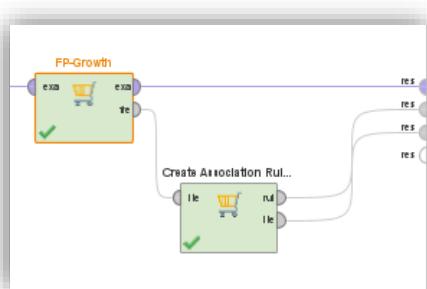
| No. of Data | Size | Support | Item 1 | Item 2 | Item 3 | Item 4 |
|-------------|------|---------|----------------|------------------|------------------|--------------|
| 100 | 3 | 0.016 | SKU | HOLLO GALVANIS | PIP GALVANIS | |
| | 3 | 0.011 | SKU | KARAT LAS | BATU GERRIDA | |
| | 3 | 0.010 | STRIPL | PLAT STRIP | | |
| | 3 | 0.008 | HOLLO HITAM | HOLLO GALVANIS | PIP GALVANIS | |
| | 3 | 0.008 | HOLLO HITAM | KARAT LAS | BATU GERRIDA | |
| | 3 | 0.004 | RUFING | CNP | BAJU RINGAN REMO | |
| | 3 | 0.011 | RUFING | CNP | ANNA DYNHOLT | |
| | 3 | 0.008 | RUFING | BAJU RINGAN REMO | ANNA DYNHOLT | |
| | 3 | 0.014 | RUFING | TEE | ATAP METAL PREM | |
| | 3 | 0.013 | HOLLO GALVANIS | PIP GALVANIS | KARAT LAS | |
| | 3 | 0.010 | HOLLO GALVANIS | PIP GALVANIS | BATU GERRIDA | |
| | 3 | 0.008 | HOLLO GALVANIS | PIP GALVANIS | ATAP DIRON | |
| | 3 | 0.008 | CNP | BAJU RINGAN REMO | ANNA DYNHOLT | |
| | 3 | 0.008 | KARAT LAS | UNP | ATAP ESEI HERIB | |
| | 4 | 0.008 | RUFING | CNP | BAJU RINGAN REMO | ANNA DYNHOLT |

Gambar 12. Hasil *Fp-Growth*

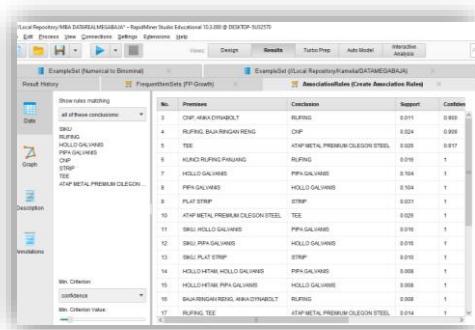
2. Penerapan Aturan Asosiasi

Dalam melaksanakan penerapan Algoritma *Fp-Growth* dan aturan asosiasi, peneliti memastikan nilai terbaik terutama untuk *Confidence* dengan menggunakan *parameter min.Support* sebesar 0.02 dan

min. Confidence sebesar 0.8. Hasil dari penerapan ini menghasilkan aturan asosiasi yang dapat ditemukan pada gambar terlampir



Gambar 13. Penerapan Aturan Asosiasi



Gambar 14. Hasil Association Rules

Dalam gambar 14, penggunaan nilai *minimum Support* 0.02 dan *minimum Confidence* 0.8 pada penerapan Algoritma *Fp-Growth* menghasilkan 28 aturan asosiasi. Hollo Galvanis dan Pipa Galvanis menonjol sebagai *itemset* yang memiliki nilai *minimum Support* dan *minimum Confidence* tertinggi. Kedua item tersebut memiliki nilai *Support* sebesar 0.104 dan *Confidence* sebesar 1.000.

4.5 Evaluation

Proses pengujian dimulai dengan pembentukan frequent *itemset* pada data transaksi menggunakan operator *Fp-Growth*, dengan menetapkan nilai *minimum Support* sebesar 0,02 dan *minimum Confidence* sebesar 0,8. Hasil dari pengujian tersebut dapat ditemukan dalam tabel berikut.

Tabel 3. Hasil Uji Nilai *Support* Tertinggi

| PREMISES | CONC | SUPP | CONF | LIFT |
|----------|----------|-------|-------|--------|
| HOLLO | PIPA | 0.104 | 1 | 9.621 |
| GALVANIS | GALVANIS | 0.104 | 1 | 9.621 |
| PIPA | HOLLO | 0.104 | 1 | 9.621 |
| GALVANIS | GALVANIS | 0.031 | 1 | 25.364 |
| PLAT | STRIP | | | |
| STRIP | ATAP | | | |
| TEE | METAL | | | |
| | PREMIUM | 0.026 | 0.917 | 34.875 |
| | CILEGON | | | |
| | STEEL | | | |
| ATAP | RUFING, | | | |
| METAL | BAJA | | | |
| PREMIUM | RINGAN | | | |
| CILEGON | RENG | | | |
| STEEL | | | | |
| RUFING, | | | | |
| BAJA | | | | |
| RINGAN | | | | |
| RENG | CNP | 0.024 | 0.909 | 9.058 |

Dengan mengacu pada aturan *Support* dalam Tabel 3, khususnya aturan dengan nilai *Confidence* tertinggi, disarankan kepada Perusahaan Mega Baja untuk mengimplementasikan kebijakan diskon dengan mengurangi harga pada salah satu produk yang memiliki *Confidence* tertinggi sebesar 0,1 atau setara dengan 100%. Sebagai opsi alternatif, pertimbangkan juga untuk menaikkan harga pada item produk yang lainnya.

SIMPULAN

Dalam membahas penerapan Algoritma *Fp-Growth* dan analisis asosiasi pada dataset penjualan Mega Baja Cipondoh, nilai *minimum Support* dan *Confidence* yang ditentukan yaitu 0,02 dan 0,8 secara berurutan. Nilai-nilai ini dipilih untuk memastikan bahwa aturan asosiasi yang dihasilkan memiliki dukungan yang signifikan dan tingkat kepercayaan yang tinggi. Hasil analisis menunjukkan bahwa dengan parameter tersebut, terdapat enam pola asosiasi yang signifikan dalam data produk. Selanjutnya, *matriks* performa digunakan untuk mengevaluasi sejauh mana aturan asosiasi dapat meningkatkan peluang pembelian produk secara bersamaan. Pemilihan nilai *lift* 1,0 sebagai titik referensi menjadi penting dalam mengukur dampak positif dan signifikansi aturan-asosiasi dibandingkan dengan kejadian acak.

Kesimpulannya, penelitian ini berhasil mengidentifikasi pola-pola asosiasi yang kuat dan signifikan dalam transaksi penjualan Mega Baja Cipondoh. Aturan-asosiasi yang dihasilkan

memberikan wawasan yang mendalam tentang hubungan antarproduk dan kecenderungan pembelian bersamaan oleh konsumen. Temuan ini dapat memberikan kontribusi penting untuk pengambilan keputusan bisnis, perancangan strategi pemasaran, dan optimalisasi penyusunan stok produk. Dengan demikian, analisis asosiasi ini memberikan nilai tambah dalam pemahaman pola pembelian pelanggan dan dapat menjadi landasan untuk pengembangan strategi penjualan yang lebih efektif di Mega Baja Cipondoh.

Untuk meningkatkan jumlah dan kualitas aturan asosiasi, disarankan untuk melakukan penelitian lebih lanjut dengan memvariasikan nilai *support*, *confidence*, dan *lift*. Selain itu, penilaian yang lebih cermat terhadap aturan asosiasi yang terbentuk dapat dilakukan dengan menerapkan metode *scoring*. Langkah-langkah ini diharapkan dapat meningkatkan pemahaman tentang aturan-asosiasi yang paling relevan dan bermanfaat.

DAFTAR PUSTAKA

- Baetulloh, U., Gufroni, A. I., & -, R. (2019). Penerapan Metode Association Rule Mining Pada Data Transaksi Penjualan Produk Kartu Perdana Kuota Internet Menggunakan Algoritma Apriori. *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro Dan Ilmu Komputer*, 10(1), 173–188. <https://doi.org/10.24176/simet.v10i1.2890>
- Harist N, A., Munthe, I. R., & Juledi, A. P. (2021). Implementasi Data Mining Algoritma Apriori untuk Meningkatkan Penjualan. *Jurnal Teknik Informatika UNIKA Santo Thomas*, 06, 188–197. <https://doi.org/10.54367/jtiust.v6i1.1276>
- Maritsa, A., Hanifah Salsabila, U., Wafiq, M., Rahma Anindya, P., & Azhar Ma'shum, M. (2021). Pengaruh Teknologi Dalam Dunia Pendidikan. *Al-Mutharrahah: Jurnal Penelitian Dan Kajian Sosial Keagamaan*, 18(2), 91–100. <https://doi.org/10.46781/al-mutharrahah.v18i2.303>
- Monalisa, S. M., & Anjainah, D. A. R. P. B. S. P. M. A. D. dan F.-G. (2022). Analisis Rekomendasi Produk Berdasarkan Segmentasi Pelanggan Menggunakan Algoritma DBSCAN dan FP-Growth. *Techno.Com*, 21(4), 948–956. <https://doi.org/10.33633/tc.v21i4.6697>
- Mulya, Di. P. (2019). Analisa Dan Implementasi Association Rule Dengan Algoritma Fp-Growth Dalam Seleksi Pembelian Tanah Liat (Studi Kasus Di Pt. Anveve Ismi Berjaya). *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis*, 1(1), 47–57. <https://doi.org/10.47233/jtekbis.v1i1.6>
- Naldy, E. T., & Andri, A. (2021). Penerapan Data Mining Untuk Analisis Daftar Pembelian Konsumen Dengan Menggunakan Algoritma Apriori Pada Transaksi Penjualan Toko Bangunan MDN. *Jurnal Nasional Ilmu Komputer*, 2(2), 89–101. <https://doi.org/10.47747/jurnalknik.v2i2.525>
- Ngafifi, M. (2014). Kemajuan Teknologi Dan Pola Hidup Manusia Dalam Perspektif Sosial Budaya. *Jurnal Pembangunan Pendidikan: Fondasi Dan Aplikasi*, 2(1), 33–47. <https://doi.org/10.21831/jppfa.v2i1.2616>
- Pratama, I. W., Hafiz, A., Informatika, J. M., & Informatika, J. M. (2019). Implementasi Data Mining Untuk Menentukan Trend Penjualan Cetakan Sablon Pada Fatih Clothing Di Bandar. *Cendekia*, XVIII(1), 326–330.
- Rudyanata, K., Andronicus, M., Syahputra, D., Daniel, C., & Sanjaya, D. (2021). Pengaruh kualitas produk , kualitas pelayanan dan saluran distribusi terhadap keputusan pembelian The influence of product quality , service quality and distribution channels on purchasing decisions. 18(3), 470–478.