

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

Kamelia Faridah<sup>1\*</sup>, Nining Rahaningsih<sup>2</sup>, Raditya Danar Dana<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Jurusan Teknik Informatika, <sup>2</sup> Jurusan Komputerisasi Akuntansi, <sup>3</sup> Jurusan Manajemen Informatika, STMIK IKMI Cirebon

\*Email: kameliafaridah18@gmail.com<sup>1</sup>, nrahaningsih@gmail.com<sup>2</sup>, radith\_danar@yahoo.com<sup>3</sup>

### 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 (Rudyana 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 konkrit 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

Penganalisisan 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* ( $A \rightarrow B$ ): nilai *Confidence* dari aturan asosiasi  $A \rightarrow B$ .

*Support* ( $A \cap B$ ): nilai *Support* dari *itemset* yang mengandung baik A maupun B.

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

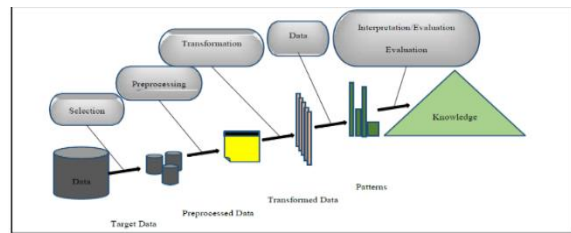
### 2.2.3 Penerapan Data Mining dalam Distribusi Industri

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 seperti 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 POLOS	42700	93	3.971.100
5	HOLLO GALVANIS	314000	91	28.574.000
6	UNP	325000	85	27.625.000
7	BATU GERINDA	4000	83	332.000
8	KAWAT LAS	145000	79	11.455.000
9	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 merapihkan 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.

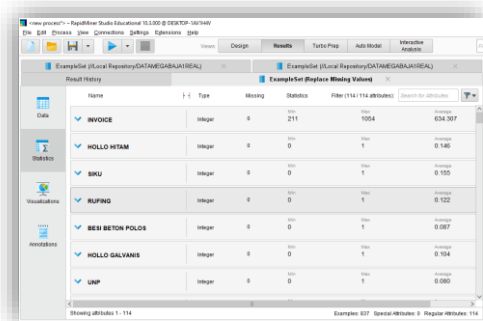
Selanjutnya, pilih opsi "*Change Type Data*" untuk mengonversi data ke format *binominal*, karena data penjualan hanya memiliki dua jenis data. Setelah mengubah tipe data, klik "*Next*," tentukan lokasi penyimpanan data di *RapidMiner*, dan selesaikan proses dengan menekan tombol "*Finish*." Lanjutkan 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.



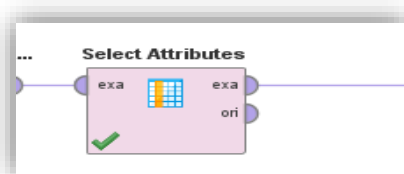
Name	Type	Missing	Statistics	Filter (114/114 attributes)	Change the attributes
INVOICE	Integer	0	211	1024	624.387
HOLLO HITAM	Integer	0	0	1	0.146
SIKU	Integer	0	0	1	0.105
RUFANG	Integer	0	0	1	0.122
BESI BETON POLOS	Integer	0	0	1	0.087
HOLLO GALVANI	Integer	0	0	1	0.104
UNP	Integer	0	0	1	0.080

Gambar 3. Hasil Statistik

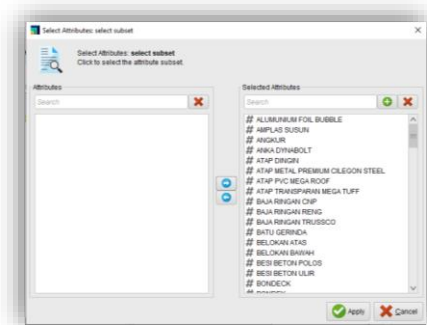
Dikarenakan tidak ada nilai yang hilang atau data tanpa nilai pada dataset Penjualan Mega Baja Cipondoh, maka proses dapat dilanjutkan ke langkah berikutnya tanpa ada kendala.

## 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.

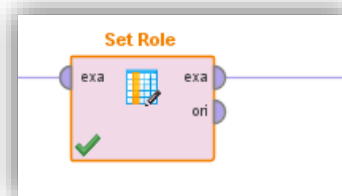


Gambar 4. Operator Select Atribut

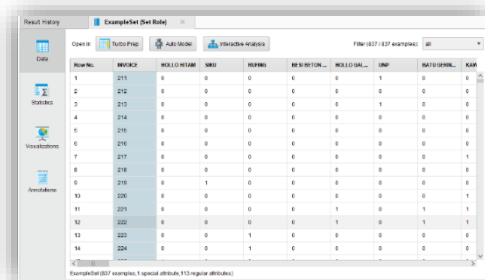


Gambar 5 Setelah Select Atribut

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.



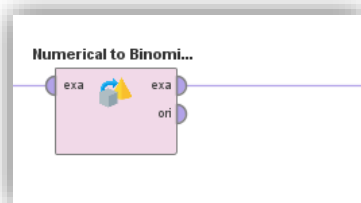
Gambar 6. Operator Set R



Row No.	INVOICE	HOLLO HITAM	SIKU	RUFANG	BESI BETON	HOLLO GALV	UNP	BESI BETON	KAR
1	211	0	0	0	0	1	0	0	0
2	212	0	0	0	0	0	0	0	0
3	213	0	0	0	0	0	1	0	0
4	214	0	0	0	0	0	0	0	0
5	215	0	0	0	0	0	0	0	0
6	216	0	0	0	0	0	0	0	0
7	217	0	0	0	0	0	0	0	1
8	218	0	0	0	0	0	0	0	0
9	219	0	0	0	0	0	0	0	0
10	220	0	0	0	0	0	0	0	1
11	221	0	0	0	0	1	0	1	1
12	222	0	0	0	0	1	0	1	1
13	223	0	0	1	0	0	0	0	0
14	224	0	0	1	0	0	0	0	0

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.

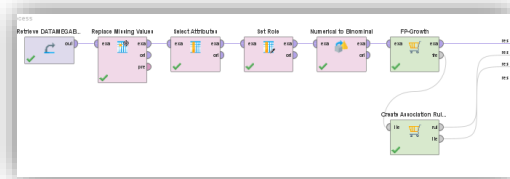
Gambar 8. Operator *Numerical to Binominal*

RowNo	INVOICE	HOLIDAY	SEX	RUFING	BENEFIT	HOLIDAY	SMP	SATU GERAN
1	211	false	false	false	false	false	false	false
2	212	false	false	false	false	false	false	false
3	213	false	false	false	false	false	false	false
4	214	false	false	false	false	false	false	false
5	215	false	false	false	false	false	false	false
6	216	false	false	false	false	false	false	false
7	217	false	false	false	false	false	false	false
8	218	false	false	false	false	false	false	false
9	219	false	true	false	false	false	false	false
10	220	false	false	false	false	false	false	true
11	221	false	false	false	true	false	true	true
12	222	false	false	false	false	true	true	true
13	223	false	false	true	false	false	false	false
14	224	false	false	true	false	false	false	false

Gambar 9. Hasil Transformasi Data to *Binominal*

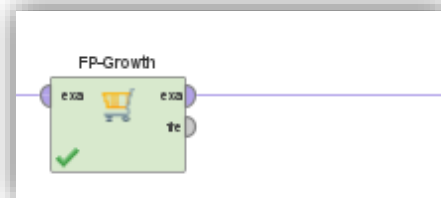
#### 4.4 Data Mining

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.

Size	Support	Item 1	Item 2	Item 3	Item 4
3	0.015	SMU	HOLIDAY	PIPA GALVANS	
3	0.011	SMU	KAWAT LAS	BATU GERENDI	
3	0.010	SMU	STRIP	PLAT STROK	
3	0.008	HOLIDAY	KAWAT LAS	PIPA GALVANS	
3	0.008	HOLIDAY	KAWAT LAS	BATU GERENDI	
3	0.024	RUFING	CNP	BAWA RENGAN RENG	
3	0.011	RUFING	CNP	ANKA DYNABOLT	
3	0.008	RUFING	BAWA RENGAN RENG	ANKA DYNABOLT	
3	0.014	RUFING	ATEK METAL PREM.		
3	0.013	HOLIDAY	KAWAT LAS		
3	0.010	HOLIDAY	PIPA GALVANS	BATU GERENDI	
3	0.008	HOLIDAY	PIPA GALVANS	ATEK DENGON	
3	0.008	CNP	BAWA RENGAN RENG	ANKA DYNABOLT	
3	0.008	KAWAT LAS	CNP	PLAT STROK	
4	0.008	RUFING	CNP	BAWA RENGAN RENG	ANKA DYNABOLT

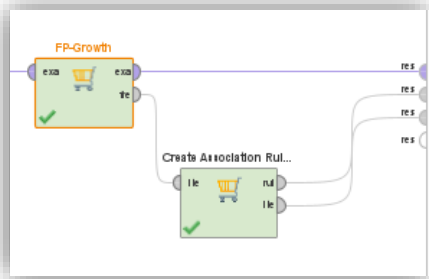
Gambar 12. Hasil *Fp-Growth*

##### 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 GALVANIS	PIPA GALVANIS	0.104	1	9.621
PIPA GALVANIS	HOLLO GALVANIS	0.104	1	9.621
PLAT STRIP	STRIP	0.031	1	25.364
TEE	ATAP METAL PREMIUM CILEGON STEEL	0.026	0.917	34.875
ATAP METAL PREMIUM CILEGON STEEL	TEE	0.026	1	34.875
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-Mutharahah: Jurnal Penelitian Dan Kajian Sosial Keagamaan*, 18(2), 91–100. <https://doi.org/10.46781/al-mutharahah.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/jteksis.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/jurnalnik.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.