

PENERAPAN FP-GROWTH DALAM MENGANALISIS DATA PENJUALAN DI TOKO X

Eksadevi Anggita Pratiwi¹, Bambang Irawan², Agus Bahtiar³, Nining Rahaningsih⁴

^{1,2} Teknik Informatika, STMIK IKMI Cirebon

³ Sistem Informasi, STMIK IKMI Cirebon

⁴ Komputerisasi Akuntansi, STMIK IKMI Cirebon

Jalan Raya Perjuangan No.10 B Majasem, Kota Cirebon

eksadevi42@gmail.com

ABSTRAK

Kemajuan pesat dalam bidang informatika telah mengubah berbagai aspek kehidupan, termasuk bisnis dan manajemen stok. Memahami pola pembelian pelanggan menjadi krusial dalam merancang strategi penjualan dan pengelolaan stok yang efektif bagi bisnis ritel. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pola pembelian di Toko X menggunakan Algoritma *FP-Growth*. Penelitian ini menggunakan dataset data transaksi penjualan Toko X selama 1 bulan yaitu bulan Agustus 2023. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Knowledge Discovery in Database (KDD)*. Diterapkan dengan algoritma *FP-Growth*, melibatkan tahapan *Data Selection*, *Data preprocessing*, *Data Transformation*, *Data mining* dan *Evaluation*. Untuk menguji nilai minimum *support*, minimum *confidence* dan *lift* itu untuk mengevaluasi hasil analisis untuk mengidentifikasi pola pembelian. Dalam penelitian ini, *support* ditentukan dengan 0.6%, dan *confidence* 70% yang berhasil mengidentifikasi 10 aturan asosiasi dengan *lift ratio* tertinggi. Misalnya, jika ada yang membeli Richesse Wafer kemungkinan besar pelanggan akan membeli Nabati Waffer dengan *Lift* 138.167, Nilai *support* 0.6% dan nilai *confidence* 83%. Implikasi praktis dari temuan pola pembelian ini mencakup penerapan strategi penjualan seperti Penempatan strategis produk, Penawaran bundel dan promosi dan Manajemen stok yang efisien. Selain itu, dengan memanfaatkan pola pembelian yang teridentifikasi, optimalisasi analisis stok dan produksi dapat dilakukan untuk meningkatkan efisiensi operasional secara menyeluruh.

Kata kunci: Algoritma *FP-Growth*, Analisis Data, Transaksi Penjualan, Pola Pembelian.

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi telah membawa dampak besar pada berbagai aspek kehidupan, khususnya dalam dunia bisnis. Salah satu contohnya adalah ritel, dimana toko menghadapi tantangan yang signifikan dalam mengelola data transaksi penjualan. Semakin banyak aktivitas yang dilakukan maka semakin banyak pula data transaksional yang dihasilkan. Industri ritel saat ini semakin berkembang dan jumlah data transaksinya pun terus meningkat. Situasi ini memerlukan metode dan teknik untuk mengubah berbagai data menjadi informasi dan pengetahuan berguna yang mendukung keputusan bisnis.

Elemen kunci dalam menentukan strategi bisnis adalah pengambilan keputusan yang cepat dan akurat. Untuk mengambil keputusan, manajer tidak bisa lagi menggunakan intuisi dan harus mengandalkan data. Jumlah aktivitas transaksi penjualan dan layanan pelanggan harian terus meningkat sehingga mengakibatkan kumpulan data transaksi penjualan semakin besar. Oleh karena itu, dalam mempelajari hubungan antar elemen tersebut diperlukan analisis menggunakan data mining untuk memperoleh hasil yang cepat dan akurat [1].

Ketidakmampuan untuk secara akurat menganalisis data transaksi dapat menyebabkan kehilangan peluang bisnis yang berharga dan menghambat perkembangan Toko X. Berbicara

mengenai data suatu bisnis, setiap transaksi dalam operasional bisnis selalu dicatat dan didokumentasikan. Dokumen dan catatan ini merupakan kumpulan data yang diarsipkan dalam suatu dataset yang akan terus bertambah seiring berjalannya waktu [2].

Penggunaan algoritma *FP-Growth* telah digunakan pada penelitian sebelumnya. Dengan kata lain penerapan *data mining* untuk menganalisis pola pembelian konsumen menggunakan algoritma *FP-Growth* pada data transaksi penjualan di Toko X sedang diteliti [3]. Menurut S. Herdyansyah, E. H. Hermaliani, L. Kurniawati, and S. R. Sri Rahayu Hasil penelitian yang dipublikasikan pada jurnal [4] "Analisis metode aturan asosiasi menggunakan algoritma *FP-Growth* untuk data penjualan (kasus Toko Berkah)" mengungkapkan pola dengan melakukan *data mining* pada serangkaian data penjualan, menunjukkan bahwa hal tersebut dapat ditemukan. Elemen umum yang dapat digunakan sebagai informasi penting untuk strategi pemasaran dan keputusan inventaris. Algoritma *FP Growth* sangat efisien dalam menentukan pola produk yang dijual. Menurut P. T. Informatika [5], *FP-Growth* merupakan algoritma alternatif untuk menentukan *record* mana yang paling sering muncul dalam suatu kumpulan data. Dibandingkan dengan teknik asosiasi lain seperti algoritma *apriori*, algoritma *FP-Growth* dapat dengan cepat menemukan sekumpulan elemen

yang umum digunakan dan membuat aturan yang sesuai.

Tujuan penelitian ini adalah menerapkan algoritma *FP-Growth* untuk menganalisis data transaksi penjualan pada Toko X. Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan manajemen data transaksi di Toko X melalui pendekatan efisien yang diberikan oleh algoritma *FP-Growth*. Dengan demikian, penelitian ini berupaya memberikan wawasan mendalam tentang penerapan algoritma tersebut untuk meningkatkan pemahaman mengenai perilaku pembelian pelanggan. Penelitian ini mengukur penggunaan algoritma *FP Growth* dengan menganalisis data transaksi penjualan untuk memahami sejauh mana keinginan dan kebutuhan pelanggan terpenuhi. Dengan kata lain, penelitian ini ditujukan untuk memberikan dampak positif secara langsung pada efisiensi operasional dan profitabilitas bisnis Toko X, meningkatkan daya saingnya ditengah persaingan pasar yang semakin ketat.

Dalam menanggapi penelitian ini akan menggunakan metode pendekatan yang terpusat pada implementasi algoritma *FP-Growth*. Pendekatan ini dirancang untuk menyelidiki dan mengeksplorasi pola asosiatif dalam data transaksi, dengan memanfaatkan pendekatan komputasi yang efisien. Penelitian akan mengumpulkan data transaksi dari Toko X yang mencakup informasi seperti, barang yang dibeli, jumlah pembelian, harga, no transaksi. Data ini menjadi dasar utama analisis dengan algoritma *FP-Growth*. Analisis data kemudian melibatkan penerapan algoritma *FP-Growth* untuk menangani pola hubungan antar elemen produk. Algoritma ini akan membantu dalam menemukan hubungan yang mungkin tidak terlihat secara langsung, mendukung pemahaman yang lebih mendalam terhadap preferensi pelanggan dan dinamika pasar.

Hasil penelitian ini membawa implikasi penting bagi pemahaman dan praktek di bidang informatika, terutama terkait analisis data transaksi di lingkungan bisnis seperti Toko X. Apabila berhasil penelitian ini diharapkan dapat membantu pemilik toko lebih memahami perilaku pembelian pelanggan. Maknanya mencakup kemampuan untuk memperbaiki tata letak rak produk, mengoptimalkan strategi penetapan harga dan meningkatkan efektivitas promosi produk. Selain itu, hasil penelitian ini dapat memberikan kontribusi penting pada bidang analisis data penjualan dan memberikan dasar untuk penelitian lebih lanjut di bidang ini. Dampak dari penelitian ini melibatkan penerapannya yang efisien dari algoritma *FP-Growth* untuk mendukung pengambilan keputusan strategi di Toko X. pengelola bisnis dapat menggunakan hasil temuan ini untuk merancang strategi pemasaran yang lebih terarah, mengelola persediaan produk secara optimal dan meningkatkan pelayanan pelanggan berdasarkan pemahaman yang lebih mendalam mengenai kebutuhan konsumen.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Data Mining

Data mining melibatkan analisis kumpulan data untuk mengidentifikasi hubungan yang tidak terduga dan menggunakan pendekatan berbeda untuk merangkum informasi. Tujuannya adalah untuk menciptakan pemahaman yang mudah dipahami dan bermanfaat bagi pemilik data [6].

Data mining adalah bidang ilmiah yang sebagian besar terbuka untuk umum. Istilah untuk *data mining* adalah *Knowledge Discovery in Database (KDD)*. Hal ini melibatkan pengumpulan dan penggunaan data untuk menemukan pola dan hubungan dalam sejumlah besar data [7].

2.2. Assosiation Rule

Analisis asosiasi atau aturan asosiasi adalah teknik penambangan data yang digunakan untuk mengidentifikasi aturan asosiasi yang memenuhi persyaratan minimum *support (Minsupp)* dan persyaratan minimum *confidence (Minconf)*. Aturan asosiasi adalah metode untuk menentukan korelasi antar elemen dalam suatu dataset [7]. Menurut [8], ada dua ukuran parameter dalam analisis asosiasi yaitu *support* dan *confidence*.

Support adalah metrik yang mengukur sejauh mana suatu item mendominasi keseluruhan transaksi [8]. Dukungan dapat dinyatakan dengan rumus berikut, jika nilai *Support* untuk 1 item menggunakan rumus berikut:

$$Support(A) = \frac{Jumlah\ transaksi\ A}{Total\ Transaksi} \quad [8]$$

Rumus nilai *Support* untuk 2 item menggunakan rumus berikut :

$$Support(A \rightarrow B) = \frac{Jumlah\ transaksi\ A\ dan\ B}{Total\ Transaksi} \quad [8]$$

Berikut adalah rumus nilai *Support* untuk 3 item :

$$Support(A \rightarrow B \rightarrow C) = \frac{Jumlah\ transaksi\ A,B,C}{Total\ Transaksi} \quad [8]$$

Ukuran yang menunjukkan tingkat keterkaitan antara dua item berdasarkan kondisi tertentu merupakan *confidence*.

$$Confidence(A \rightarrow B) = \frac{Jumlah\ transaksi\ A\ dan\ B}{Jumlah\ transaksi\ A} \quad [8]$$

Apabila nilai *Confidence* yang dihasilkan $A \rightarrow B$ mencapai 80%, maka ini menunjukkan bahwa 80% dari transaksi yang mengandung A juga mengandung B [2].

Lift Ratio dapat digunakan sebagai parameter untuk menguji kevalidan aturan asosiasi, dihitung dengan membendingkan jumlah transaksi yang melibatkan seluruh item yang menghasilkan jumlah total transaksi. Perhitungan nilai *Lift Ratio* dilakukan dengan menggunakan rumus berikut [9].

$$Lift\ Ratio = \frac{Confidence\ A\ dan\ B}{Support\ B} \quad [9]$$

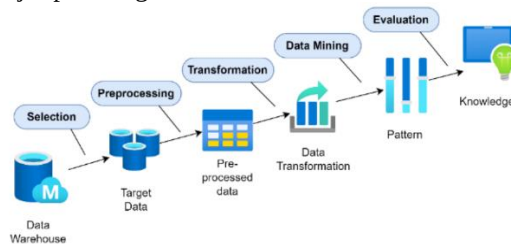
Apabila nilai rasio *lift* melebihi 1, itu menandakan bahwa aturan asosiasi telah terpenuhi, dan semakin tinggi nilai rasio *lift*, semakin efektif pula aturan asosiasi yang terbentuk [9]

2.3. *Fp-Growth*

FP-Growth singkatan dari *Frequent Pattern Growth*, adalah salah satu opsi algoritma yang bisa dipakai untuk mendeteksi itemset atau sekumpulan data yang sering muncul [8]. Sebagai evolusi dari algoritma *Apriori*, *FP-Growth* menjadi alternatif dalam pengenalan rekaman yang sering muncul dalam suatu dataset [10].

3. METODE PENELITIAN

Dalam fase analisis data ini, langkah-langkah yang akan dijelaskan secara terperinci mencakup proses yang akan dilakukan dalam rangkaian penelitian. langkah awalnya adalah menetapkan tujuan untuk setiap tahap analisis data dan dengan jelas mengidentifikasi aktivitas yang akan dilakukan pada setiap langkahnya. Dalam penelitian ini, diterapkan teknik analisis data yang dikenal sebagai *Knowledge Discovery in Database (KDD)*. Proses ini melibatkan beberapa tahapan, termasuk pemilihan data, pra-pemrosesan data, transformasi data, penambangan data, dan evaluasi. Setiap fase tersebut akan diuraikan lebih lanjut pada bagian berikut.



Gambar 1 Tahapan Data Mining KDD

Sumber : www.researchgate.net

a. Data Selection

Pada tahap ini, dilakukan proses pembersihan data awal terhadap data yang diperoleh dari transaksi penjualan di toko X. Pembersihan data ini melibatkan serangkaian langkah-langkah, termasuk menghilangkan atribut yang tidak relevan dengan tujuan penelitian dan mengubah tipe data atribut. Penghapusan atribut dilakukan dengan memanfaatkan operator *Select Attribute* pada aplikasi *Rapidminer* versi 10.0. Sebelumnya, dataset diimpor ke *Rapidminer* menggunakan operator baca *Excel*. Langkah berikutnya dalam proses seleksi atribut adalah mengubah tipe data atribut dengan menggunakan operator *Set Rule*.

b. Data Preprocessing

Langkah selanjutnya adalah melakukan *preprocessing* data dengan maksud membersihkan atribut-atribut yang mengandung data yang hilang atau tidak konsisten. Pada fase ini, dilakukan pemeriksaan awal terhadap data yang dipilih untuk menentukan apakah statistik data *Rapidminer* mengandung data yang hilang atau tidak konsisten.

c. Data Transformation

Langkah *transformation data* mencakup beberapa operator yaitu *Pivot*, *rename*, *Replace missing values*, dan *numerical to Binomial*. Operator

pivot digunakan untuk mengubah data ke format tabel matriks. Operator *rename* dan *replace missing values* digunakan untuk membersihkan nama atribut dan menangani catatan dengan nilai yang hilang setelah proses *pivot*. Kemudian algoritma *FP-Growth* digunakan untuk melakukan konversi tipe data sesuai dengan kebutuhan algoritma penelitian ini. Atribut data yang sebelumnya berupa nilai numerik diubah menjadi data *Boolean* dengan memanfaatkan operator *Numerical to Binomial* pada aplikasi *Rapidminer*.

d. Data Mining

Pada tahap *data mining* ini, digunakan operator *FP-Growth* untuk membuat aturan pemetaan di *RapidMiner*. Beberapa parameter disesuaikan, seperti nilai *support minimum* untuk operator *FP-Growth*, serta nilai *confidence minimum* dan *lift minimum* untuk operator lainnya. Tujuan dari langkah ini adalah menciptakan aturan asosiasi dari data transaksi penjualan di toko X. *FP-Growth* atau *frequent pattern growth*, merupakan suatu metode aturan terkait dengan penambangan data. Algoritma ini merupakan pengembangan dari algoritma *Apriori* yang mengatasi kelemahannya. Keunggulan utama dari algoritma *FP-Growth* adalah efisiensi waktu dan penggunaan ruang penyimpanan yang lebih baik, yang pada gilirannya meningkatkan efisiensi dan skalabilitas [6].

Association Rules adalah teknik penambangan data yang digunakan untuk mengidentifikasi aturan asosiasi yang memenuhi kriteria *support minimum (Minsup)* dan *confidence minimum (Minconf)*. *Support* adalah nilai yang menunjukkan seberapa sering suatu itemset muncul dalam setiap transaksi, atau seberapa besar itemset tersebut mendominasi seluruh transaksi. Sementara itu, *confidence* adalah nilai yang mencerminkan tingkat keterkaitan antara dua item [6].

e. Evaluation

Pada langkah terakhir, keluaran dari proses penambangan data dievaluasi. Evaluasi ini meliputi penentuan nilai *support minimum*, *confidence minimum*, dan *minimum lift* yang menghasilkan pola relevan paling signifikan. Selanjutnya kita akan membahas aturan korelasi yang dibuat.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Hasil

Berdasarkan temuan dari observasi yang diperoleh dalam penelitian ini, terungkap bahwa Toko X memiliki sejumlah transaksi yang mencolok, yang telah diatur secara terstruktur dalam bentuk tabel dalam file excel. Setelah data terkumpul, langkah selanjutnya melibatkan analisis data dengan menerapkan metode *Knowledge Discovery in Database* yang terdiri dari lima langkah, yaitu Pemilihan Data, Pemrosesan Data, Transformasi Data, Penambangan Data, dan Evaluasi.

1. Data

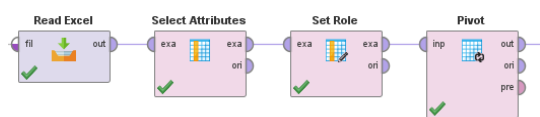
Data dalam bentuk *file excel* yang bernama *data_penjualan* diperoleh dari Toko X, ditemukan

bahwa data transaksi Toko X mencakup penjualan selama bulan Agustus 2023, dengan total 7.495 baris data, 0 atribut spesial, 7 atribut reguler dan 829 data transaksi. Berikut adalah atribut-atribut yang terdapat dalam kumpulan data tersebut:

Tabel 1. Atribut Data dari File data_penjualan

No.	Atribut	Tipe
1.	No.	Numerik
2.	No. Transaksi	Numerik
3.	Produk	Numerik
4.	Qty	Numerik
5.	Harga	Numerik
6.	Diskon	Numerik
7.	Subtotal	Numerik

2. Data Selection



Gambar 2. Model proses data selection

Untuk memilih subset atribut yang memiliki relevansi atau signifikansi tertinggi dari data tersebut, diperlukan penggunaan operator *Select Attribute*. Informasi berikut diperoleh dari hasil eksekusi operator *select attribute*.

Tabel 2. Statistik pada operator Seselect Attribute

No.	Uraian	Keterangan
1.	Baris data	7.495
2.	Atribut spesial	0
3.	Atribut reguler	2
4.	Atribut	
	- No. Transaksi	Integer
	- Nama Produk	Polynomial

Hasil dari operator selection attribute dapat dilihat pada tabel 3.

Tabel 3. Hasil dari select attribute

No. Transaksi	Nama Produk
7628	Cakra Kembar Curah
7628	Choco Chips
7628	Choco Chips
7628	Js Snack
7629	Bendico coklat powder
7629	Gula pasir
7629	Hiba tepak kotak
7629	Js snack
.....	
8466	Floridina Coco
8466	Mie Sedaap
8466	Mie Sedaap
8466	Mie Sedaap

Setelah melakukan *Sselect attribute*, langkah berikutnya melibatkan penggunaan operator *Set Role* untuk mengubah nomor transaksi menjadi ID.

Perubahan ini diperlukan karena nomor transaksi memiliki sifat unik, dan langkah ini memastikan bahwa proses data mining tidak melibatkan nomor transaksi tersebut. Operator *Set Role* digunakan pada *Rapidminer*, seperti yang terlihat pada tabel 4 di bawah ini.

Tabel 4. statistik pada operator set role

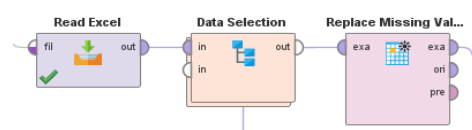
No.	Uraian	Keterangan
1.	Baris data	7.495
2.	Atribut spesial	1
3.	Atribut reguler	1
4.	Atribut	
	- No. Transaksi	ID, Integer, <i>missing</i> 0
	- Nama Produk	Polynomial, <i>missing</i> 0

Dikarenakan dataset yang tidak ringkas, digunakan operator *Pivot* untuk merangkum data dalam tabel yang lebih besar dengan mengelompokkannya kembali dan menghitung jumlah, rata-rata, atau statistik lainnya untuk setiap kelompok.

Tabel 5. Hasil data statistik pada Pivot

No.	Uraian	Keterangan
1.	Record	829
2.	Spesial Attribute	1
3.	Reguler Attribute	536
4.	Attribute :	
	No.Transaksi	Integer
	count>Nama Produk)_Abc Juice Jambu	Integer
	count>Nama Produk)_Abc Kecap Asin	Integer
	count>Nama Produk)_Abc Kecap Manis	Integer
		
	count>Nama Produk)_Zen Soap	Integer
	count>Nama Produk)_Zinc Active	Integer
	count>Nama Produk)_Zwitsal Baby Hair Lotion	Integer

3. Data Preprocessing



Gambar 3. Model proses data preprocessing

Langkah *Data Preprocessing* melibatkan proses pembersihan data, yang mencakup penanganan nilai yang hilang atau tidak konsisten. Sebelum memulai proses ini, dilakukan evaluasi awal untuk menentukan apakah atribut dalam dataset yang dipilih mengandung nilai yang hilang atau tidak konsisten. Berdasarkan statistik *output dataset* yang terlihat pada gambar 4 di bawah ini, dapat disimpulkan bahwa tidak ada atribut yang memiliki nilai yang hilang. Untuk mengevaluasi konsistensinya, dilakukan pemeriksaan langsung pada setiap hasil rekaman, dan hasilnya

menunjukkan bahwa dataset memiliki tingkat konsistensi yang tinggi.

Name	Type	Missing	Statistics
No. Transaksi	Integer	0	Min: 7628, Max: 8466
count>Nama Produk)_ABC JUIC...	Integer	0	Min: 0, Max: 3
count>Nama Produk)_ABC KEC...	Integer	0	Min: 0, Max: 2
count>Nama Produk)_ABC KEC...	Integer	0	Min: 0, Max: 7
count>Nama Produk)_ABC MI A...	Integer	0	Min: 0, Max: 3
count>Nama Produk)_ABC SAM...	Integer	0	Min: 0, Max: 2
count>Nama Produk)_ABC SAR...	Integer	0	Min: 0, Max: 8

Gambar 4. Hasil statistik pivot

Dari penjelasan sebelumnya, diperlukan langkah Preprocessing karena beberapa atribut dalam dataset mengandung nilai yang hilang. Untuk menangani nilai yang hilang, digunakan operator Replace Missing Values. Parameter yang digunakan pada operator Replace Missing Values tercantum dalam tabel di bawah ini.

Tabel 6 Parameter dan Atribut yang dipilih pada operator *Replace Missing Values*

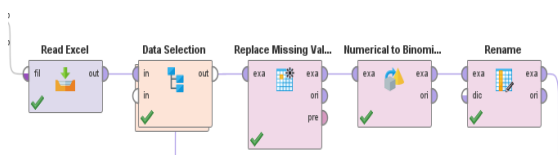
No.	Parameter	Isi
1.	Atribut filter type	subset
2.	attributes	Select Attribute :
		count>Nama Produk)_Abc Juice Jambu
		count>Nama Produk)_Abc Kecap Asin
		
		count>Nama Produk)_Zen Soap
		count>Nama Produk)_Zinc Active
		count>Nama Produk)_Zwitsal Baby Hair Lotion
3.	Default	zero

Dari hasil operator *Replace Missing Values* didapat informasi sebagai berikut :

Name	Type	Missing	Statistics
No. Transaksi	Integer	0	Min: 7628, Max: 8466
count>Nama Produk)_ABC JUIC...	Integer	0	Min: 0, Max: 3
count>Nama Produk)_ABC KEC...	Integer	0	Min: 0, Max: 2
count>Nama Produk)_ABC KEC...	Integer	0	Min: 0, Max: 7
count>Nama Produk)_ABC MI A...	Integer	0	Min: 0, Max: 3
count>Nama Produk)_ABC SAM...	Integer	0	Min: 0, Max: 2
count>Nama Produk)_ABC SAR...	Integer	0	Min: 0, Max: 8

Gambar 5. Hasil Statistik dari Operator Replace Missing Values

4. Data Transformation



Gambar 6. Model proses data transformation

Dikarenakan dataset menggunakan tipe data *numerik*, sementara Algoritma Asosiasi *FP-Growth* membutuhkan tipe data *binominal*, diperlukan tahap transformasi untuk mengubah data *numerik* menjadi *binominal*. Implementasi dari proses ini dapat dilakukan dengan menggunakan operator *Numerical to Binominal*, seperti yang ditunjukkan pada tabel 7 di bawah ini.

Tabel 7 Parameter dan atribut yang dipilih pada operator *numerical to binominal*

No.	Parameter	Isi
1.	Atribut filter type	subset
2.	attributes	Select Attribute :
		count>Nama Produk)_Abc Juice Jambu
		count>Nama Produk)_Abc Kecap Asin
		
		count>Nama Produk)_Zen Soap
		count>Nama Produk)_Zinc Active
		count>Nama Produk)_Zwitsal Baby Hair Lotion

Hasil dari penggunaan operator *Numerical to Binominal* tampak pada gambar 7 dibawah ini.

Name	Type	Missing	Statistics
No. Transaksi	Integer	0	Min: 7628, Max: 8466
count>Nama Produk)_ABC JUIC...	Binominal	0	Min: false (0), Max: true (3)
count>Nama Produk)_ABC KEC...	Binominal	0	Min: false (0), Max: true (2)
count>Nama Produk)_ABC KEC...	Binominal	0	Min: false (0), Max: true (7)
count>Nama Produk)_ABC MI A...	Binominal	0	Min: false (0), Max: true (3)
count>Nama Produk)_ABC SAM...	Binominal	0	Min: false (0), Max: true (2)
count>Nama Produk)_ABC SAR...	Binominal	0	Min: false (0), Max: true (8)

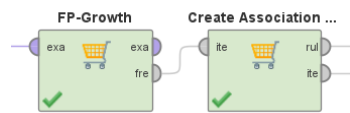
Gambar 7. hasil dan statistik *numerical to binominal*

Untuk mengubah penamaan atribut yang panjang (contoh : count>Nama Produk)_Abc Juice Jambu menjadi Abc Juice Jambu) dapat menggunakan operator *rename*. Hasil dari penggunaan operator *rename* seperti gambar 8 dibawah ini.

Name	Type	Missing	Statistics
No. Transaksi	Integer	0	Min: 7628, Max: 8466
ABC JUICE JAMBU	Binominal	0	Min: false, Max: true
ABC KECAP ASIN	Binominal	0	Min: false, Max: true
ABC KECAP MANIS	Binominal	0	Min: false, Max: true
ABC MI AYAM BAWANG	Binominal	0	Min: false, Max: true
ABC SAMBAL ASLI	Binominal	0	Min: false, Max: true

Gambar 8. Hasil data statistik *Rename*

5. Data Mining



Gambar 9 Model proses data mining

Pada tahap proses data mining ini, terlibat penggunaan operator FP-Growth. Operator ini efisien dalam menghitung semua kelompok elemen yang sering muncul dalam contoh kalimat. Algoritma FP-Growth merupakan suatu metode yang efisien untuk menghitung item yang sering muncul bersamaan dalam database transaksional.

Dalam tahap data mining, langkah ini melibatkan penggunaan dua operator di RapidMiner, yaitu FP-Growth dan Create Association Rules. Selama penerapan, parameter seperti support minimum, confidence minimum, dan lift diterapkan untuk memastikan hasil yang akurat dan sesuai. Silakan lihat Tabel 8 di bawah untuk detail nilai-nilai tersebut.

Tabel 8. Nilai minimum support, confidence dan lift

No.	Kriteria	Nilai
1.	Minimum Support	0.009; 0.008; 0.007; 0.006
2.	Minimum Confidence	1,0; 0,9; 0,8; 0,7;
3.	Minimum Lift	1.0

6. Evaluation

Uji dimulai dengan membentuk set 1-item, 2-item, dan 3-item yang sering muncul pada data transaksional. Proses ini menggunakan operator FP-Growth dengan minimum support sebesar 0,009, 0,008, 0,007, dan 0,006. Hasil pengujian tersebut terlihat pada Tabel 9 di bawah ini.

Tabel 9. Hasil uji nilai support

Minimum support value	1-itemset	2-itemset	3-itemset
0.009;	30	1	0
0.008;	53	1	0
0.007;	75	2	0
0.006;	108	7	1

Selanjutnya, dilakukan uji dengan menggabungkan nilai minimum confidence dan nilai minimum lift. Hasil uji tersebut dapat disimak pada Tabel 10 di bawah ini:

Tabel 10. Hasil uji nilai support, confidence dan nilai Lift

Min. Support Value	Min. Confidence Value	Min. Lift Value	Σ Association Rule
0.009	1.0	1	1
0.009	0.9	1	1
0.009	0.8	1	1
0.009	0.7	1	2

Min. Support Value	Min. Confidence Value	Min. Lift Value	Σ Association Rule
0.008	1.0	1	1
0.008	0.9	1	1
0.008	0.8	1	1
0.008	0.7	1	2
0.007	1.0	1	1
0.007	0.9	1	1
0.007	0.8	1	1
0.007	0.7	1	2
0.006	1.0	1	4
0.006	0.9	1	4
0.006	0.8	1	5
0.006	0.7	1	10

Pola asosiasi terbentuk berdasarkan data pada Tabel 10 dengan menyatukan nilai minimum support, confidence, dan lift. Gabungan nilai 0.006, 0.7, dan 1.0 menghasilkan 10 aturan asosiasi. Aturan-aturan ini akan dimanfaatkan untuk menganalisis kombinasi produk menarik dari dataset penelitian ini. Informasi lebih lanjut tentang hasil aturan dapat ditemukan pada Gambar 10.

No.	Process	Conclusion	Support	Confidence	Lift	Gain	p-h	Lift	Conclusion
1	TOP COFFEE	MIE SEDAP	0.006	0.714	0.999	-0.011	0.009	32.987	3.420
2	ATTACK JAZ	LALUNER SOFTEX	0.006	0.714	0.999	-0.011	0.009	52.921	3.454
3	ATTACK JAZ	BIORE SHAMPO	0.006	0.714	0.999	-0.011	0.009	74.918	3.460
4	ATTACK JAZ	LALUNER SOFTEX, BIORE SHAMPO	0.006	0.714	0.999	-0.011	0.009	74.918	3.460
5	LALUNER SOFTEX	BIORE SHAMPO	0.010	0.727	0.999	-0.017	0.019	75.364	3.531
6	NARATI WAFFER	RICHESSE WAFFER	0.006	0.822	0.999	-0.008	0.009	138.167	5.994
7	BIORE SHAMPO	LALUNER SOFTEX	0.010	1	1	-0.010	0.019	75.364	∞
8	RICHESSE WAFFER	NARATI WAFFER	0.006	1	1	-0.006	0.009	138.167	∞
9	LALUNER SOFTEX, ATTACK JAZ	BIORE SHAMPO	0.006	1	1	-0.006	0.009	103.525	∞
10	BIORE SHAMPO, ATTACK JAZ	LALUNER SOFTEX	0.006	1	1	-0.006	0.009	75.364	∞

Gambar 10. Hasil association rule

4.2. Pembahasan

Pada penelitian ini, terlibat 7,495 transaksi penjualan, namun setelah melalui proses transformasi data, jumlahnya berkurang menjadi 829 baris data yang mencakup 536 produk. Fokus utama penelitian mencakup tiga aspek utama, yakni Evaluasi Penerapan Algoritma FP-Growth dalam Analisis Data Transaksi Penjualan di Toko X, Pengidentifikasian Pola Pembelian Signifikan melalui Algoritma FP-Growth di Toko X, dan Implementasi Hasil Analisis untuk Meningkatkan Efisiensi dan Kepuasan Pelanggan.

Algoritma Frequent Pattern Growth (FP-Growth) terbukti berhasil dalam menganalisis data transaksi penjualan di Toko X. Keunggulan algoritma ini terletak pada kemampuannya mengidentifikasi pola pembelian yang sering terjadi bersamaan dalam dataset transaksi. Setelah menguji dengan nilai minimum support 0,006, minimum confidence 0,7, dan minimum lift 1,0, berhasil dihasilkan 10 aturan asosiasi dengan tingkat signifikansi yang tinggi. Contoh aturan asosiasi mencakup kombinasi produk yang sering dibeli bersamaan, seperti contohnya, jika pelanggan memilih Abc Juice Jambu, kemungkinan besar mereka juga akan memilih Yupi dengan tingkat kepercayaan sebesar 70%. Selain itu, ketika pelanggan membeli Abc Sambal Asli, kemungkinan besar mereka juga

akan tertarik untuk membeli Abc Mie Ayam Bawang, dengan tingkat kepercayaan mencapai 75%.

Penelitian ini menggunakan algoritma *FP-Growth* (*Frequent Pattern Growth*) untuk mengidentifikasi pola pembelian yang sering muncul dalam dataset transaksi di Toko X. Melalui penerapan *FP-Growth*, peneliti dapat mengenali kombinasi produk yang sering dibeli bersamaan.

Dalam proses asosiasi, parameter yang diterapkan melibatkan nilai *Support*, *Confidence*, dan *Lift* dengan konfigurasi *Support* = 0,006, *Confidence* = 0,7, dan *Lift* = 1,0. Interpretasi hasil aturan asosiasi pada Gambar 10 dapat dijelaskan sebagai berikut:

- Rule 1 : Transaksi yang berisikan Top Coffe dan Mie Sedaap muncul sebanyak 0.6% dari total transaksi. Pelanggan yang membeli Top Coffe memiliki peluang 32x lebih tinggi untuk membeli Mie Sedaap dengan tingkat keberhasilan 71%
- Rule 2 : Transaksi yang berisikan Attack Jaz dan Laurier Softex muncul sebanyak 0.6% dari total transaksi. Pelanggan yang membeli Attack Jaz memiliki peluang 53x lebih tinggi untuk membeli Laurier Softex dengan tingkat keberhasilan 71%
- Rule 3 : Transaksi yang berisikan Attack Jaz dan Biore Shampo muncul sebanyak 0.6% dari total transaksi. Pelanggan yang membeli Attack Jaz memiliki peluang 74x lebih tinggi untuk membeli Biore Shampo dengan tingkat keberhasilan 71%
- Rule 4 : Transaksi yang berisikan Attack Jaz, Laurier Softex dan Biore Shampo muncul sebanyak 0.6% dari total transaksi. Pelanggan yang membeli Attack Jaz memiliki peluang 74x lebih tinggi untuk membeli Laurier Softex dan Biore Shampo dengan tingkat keberhasilan 71%
- Rule 5 : Transaksi yang berisikan Laurier Softex dan Biore Shampo muncul sebanyak 1% dari total transaksi. Pelanggan yang membeli Laurier Softex memiliki peluang 75x lebih tinggi untuk membeli Biore Shampo dengan tingkat keberhasilan 72%
- Rule 6 : Transaksi yang berisikan Nabati Wafer dan Richeese Waffer muncul sebanyak 0.6% dari total transaksi. Pelanggan yang membeli Nabati Wafer memiliki peluang 138x lebih tinggi untuk membeli Richesse Waffer dengan tingkat keberhasilan 83%
- Rule 7 : Transaksi yang berisikan Biore Shampo dan Laurier Softex muncul sebanyak 1% dari total transaksi.

Pelanggan yang membeli Biore Shampo memiliki peluang 75x lebih tinggi untuk membeli Richesse Waffer dengan tingkat keberhasilan 100%

- Rule 8 : Transaksi yang berisikan Richesse Wafer dan Nabati Waffer muncul sebanyak 0.6% dari total transaksi. Pelanggan yang membeli Richesse Wafer memiliki peluang 138x lebih tinggi untuk membeli Nabati Waffer dengan tingkat keberhasilan 100%
- Rule 9 : Transaksi yang berisikan Laurier Softex, Attack Jaz dan Biore Shampo muncul sebanyak 0.6% dari total transaksi. Pelanggan yang membeli Laurier Softex dan Attack Jaz memiliki peluang 103x lebih tinggi untuk membeli Biore Shampo dengan tingkat keberhasilan 100%
- Rule 10 : Transaksi yang berisikan Biore Shampo, Attack Jaz dan Laurier Softex muncul sebanyak 0.6% dari total transaksi. Pelanggan yang membeli Biore Shampo dan Attack Jaz memiliki peluang 75x lebih tinggi untuk membeli Laurier Softex dengan tingkat keberhasilan 100%

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Dari hasil penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa penerapan Algoritma *FP-Growth* dalam analisis transaksi penjualan di Toko X berhasil mengungkapkan pola pembelian yang signifikan, menghasilkan 10 aturan asosiasi yang berarti. Sebagai contoh, pelanggan yang memilih Abc Juice Jambu cenderung memilih juga Yupi, dengan tingkat kepercayaan sebesar 70%. Keefisienan Algoritma *FP-Growth* dalam mengelola dataset besar memberikan wawasan strategis untuk perencanaan promosi dan pengelolaan stok produk. Dengan parameter *Support* = 0,006, *Confidence* = 0,7, dan *Lift* = 1,0, temuan ini memiliki potensi untuk meningkatkan efisiensi operasional dan kepuasan pelanggan di Toko X. Strategi penjualan seperti penempatan produk, penawaran bundel, dan manajemen stok yang efisien dapat diimplementasikan berdasarkan pola pembelian yang teridentifikasi. Disarankan untuk terus memantau dan memperbarui parameter algoritma serta mengevaluasi dampak implementasi strategi secara berkala untuk meningkatkan kualitas penelitian.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] L. Oktaviani, Tri Anelia, Hegarmanah Muhabatin, Yudhistira Arie Wijaya, and Dian Ade Kurnia, "Penerapan Algoritma Fp-Growth Untuk Menganalisis Pola Belanja," *KOPERTIP J. Ilm. Manaj. Inform. dan Komput.*, vol. 5, no. 1, pp. 29–35, 2021, doi: 10.32485/kopertip.v5i1.153.

- [2] A. R. Wibowo and A. Jananto, "Implementasi Data Mining Metode Asosiasi Algoritma FP-Growth Pada Perusahaan Ritel," *Inspir. J. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 10, no. 2, p. 200, 2020, doi: 10.35585/inspir.v10i2.2585.
- [3] E. Munanda and S. Monalisa, "Penerapan Algoritma Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Untuk Penentuan Tataletak," *J. Ilm. Rekayasa dan Manaj. Sist. Inf.*, vol. 7, no. 2, pp. 173–184, 2021, [Online]. Available: <http://ejournal.uin-suska.ac.id/index.php/RMSI/article/view/13253>
- [4] S. Herdyansyah, E. H. Hermaliani, L. Kurniawati, and S. R. Sri Rahayu, "Analisa Metode Association Rule Menggunakan Algoritma Fp-Growth Terhadap Data Penjualan (Study Kasus Toko Berkah)," *J. Khatulistiwa Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 127–133, 2020, doi: 10.31294/jki.v8i2.9277.
- [5] P. T. Informatika, "Analisis Penjualan Pada Altah Indah Mart Menggunakan Frequent Pattern Growth Algorithm," pp. 113–121, 2021.
- [6] E. wahyudin; E. T. Siti, Yuniar; Muhammad, "Implementasi Algoritma Fp-Growth Terhadap Transaksi Penjualan Produk Kopi," *Indones. J. Technol. Informatics Sci.*, vol. 1, no. 2, pp. 59–62, 2020, doi: 10.24176/ijtis.v1i2.4941.
- [7] A. Setiawan and I. G. Anugrah, "Penentuan Pola Pembelian Konsumen pada Indomaret GKB Gresik dengan Metode FP-Growth," *J. Nas. Komputasi dan Teknol. Inf.*, vol. 2, no. 2, p. 115, 2019, doi: 10.32672/jnkti.v2i2.1564.
- [8] I. Astrina, M. Z. Arifin, and U. Pujiyanto, "Penerapan Algoritma FP-Growth dalam Penentuan Pola Pembelian Konsumen pada Kain Tenun Medali Mas," *Matrix J. Manaj. Teknol. dan Inform.*, vol. 9, no. 1, p. 32, 2019, doi: 10.31940/matrix.v9i1.1036.
- [9] H. Lisnawati and A. Sinaga, "Data mining with associated methods to predict consumer purchasing patterns," *Int. J. Mod. Educ. Comput. Sci.*, vol. 12, no. 5, pp. 16–28, 2020, doi: 10.5815/ijmecs.2020.05.02.
- [10] N. Musyaffa, A. Prasetyo, and R. Sastra, "Market Basket Analisis Data Mining Terhadap Data Penjualan Menggunakan Algoritma Frequent Pattern Growth (Fp Growth)," *J. Khatulistiwa Inform.*, vol. 9, no. 2, pp. 115–120, 2021, doi: 10.31294/jki.v9i2.11133.