

IMPLEMENTASI DATA MINING ASOSIASI PADA DATA TRANSAKSI ES TEH SOLO JATIBARANG MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH DALAM MENENTUKAN STRATEGI PENJUALAN

Angga Subaegi, Ahmad Faqih, Khaerul Anam

Teknik Informatika, STMIK IKMI Cirebon
Jalan Raya Perjuangan No.10 B Majasem, Kota Cirebon
anggasubaegi@gmail.com

ABSTRAK

Pesatnya perkembangan di bidang Informatika telah mengubah lanskap bisnis, termasuk strategi penjualan dan pengelolaan stok. Penelitian ini fokus pada analisis pola penjualan produk Es Teh Solo Jatibarang menggunakan algoritma *FP-Growth*. Data transaksi yang signifikan dari penjualan Es Teh Solo di wilayah Jatibarang menjadi fokus utama. Metode *Knowledge Discovery in Database (KDD)* diterapkan dengan algoritma *FP-Growth* pada dataset transaksi Es Teh Solo dari Januari hingga September 2023. Penelitian melibatkan tahapan pengumpulan, pembersihan, transformasi data, dan implementasi algoritma *FP-Growth* dengan variasi nilai minimal *support* dan *confidence*. Penetapan nilai *support* sebesar 1% dan *confidence* 50% berhasil menghasilkan 7 aturan asosiasi dengan *lift ratio* tertinggi. Sebagai contoh, transaksi yang mencakup Es Teh Manis Plastik, Es Teh Lemon Cup, cenderung membeli Es Teh Milo Plastik dengan *lift ratio* 12.295, *support* 2,7%, dan *confidence* 88%. Temuan pola pembelian tersebut memiliki implikasi praktis, termasuk penerapan strategi penjualan seperti bundling produk untuk meningkatkan penjualan dan kepuasan pelanggan. Dengan memanfaatkan pola pembelian yang teridentifikasi, analisis stok dan produksi dapat dioptimalkan, meningkatkan efisiensi operasional secara menyeluruh. Hasil ini memberikan kontribusi pada pemahaman pola pembelian konsumen, mendukung pengambilan keputusan yang lebih cerdas dalam pengelolaan bisnis ritel.

Kata kunci : Algoritma *FP-Growth*, Pola Penjualan, Strategi Penjualan, Es Teh Solo Jatibarang

1. PENDAHULUAN

Perkembangan pesat di bidang Informatika telah mengubah berbagai aspek kehidupan, termasuk bisnis dan pengelolaan stok. Perkembangan ini tidak hanya menciptakan peluang baru, tetapi juga membawa tantangan yang semakin kompleks dalam mengelola data, mengembangkan sistem yang cerdas, dan memahami pola-pola yang muncul dari data besar. Dengan memanfaatkan teknologi informasi dan analisis data, bisnis kini dapat beroperasi lebih efisien. Dalam konteks ini, penjualan dan pengelolaan stok menjadi fokus penting, terutama dalam bisnis ritel. Bisnis ritel, seperti penjualan produk minuman, memiliki tantangan tersendiri dalam mengoptimalkan strategi pemasaran dan persediaan produk.

Salah satu permasalahan yang muncul dalam konteks Informatika adalah tantangan optimalisasi penggunaan data dan informasi untuk meningkatkan kinerja dan efisiensi di berbagai aspek kehidupan. Aktivitas transaksi di bidang penjualan dan pelayanan konsumen semakin hari semakin meningkat sehingga menyebabkan akumulasi data transaksi yang semakin meningkat. Oleh karena itu diperlukan analisis data mining untuk mendapatkan hasil dengan cepat dan tepat ketika mencari keterkaitan antar produk [1]. Menemukan keterkaitan antar produk ini memiliki peran yang sangat signifikan dalam memahami kebutuhan dan perilaku konsumen dalam bisnis ritel. Hal ini tidak hanya memungkinkan pengembangan strategi pemasaran yang lebih efisien, tetapi juga membantu dalam merancang pendekatan bisnis yang

lebih cerdas. [2]. *FP-Growth* adalah metode yang efektif untuk menganalisis pola pembelian pelanggan dan mengidentifikasi produk yang kerap dibeli bersama, terutama ketika toko menawarkan berbagai jenis produk, karena *FP-Growth* dapat mempercepat analisis data untuk mengidentifikasi pola asosiasi [3].

Es Teh Solo Jatibarang sebagai salah satu penjual minuman es teh di wilayah Jatibarang, memiliki sejumlah besar data transaksi yang seiring berjalannya waktu semakin bertambah. Mengabaikan data ini dengan hanya menyimpannya sebagai laporan adalah suatu hal yang disayangkan, karena data ini dapat dimanfaatkan untuk tujuan yang lebih produktif. Tidak hanya itu, pertumbuhan jumlah pesaing yang terus meningkat mendorong para pengusaha untuk mengimplementasikan strategi penjualan yang lebih unggul, agar mampu bertahan dan bersaing secara efektif dengan pesaing-pesaing di sekitarnya. Meskipun penjualan meningkat, masih ada masalah yang perlu dipecahkan. Salah satu masalah utama adalah ketidakmerataan dalam pola penjualan. Beberapa produk mungkin memiliki tingkat penjualan yang lebih tinggi daripada produk lainnya, sementara yang lainnya mungkin kurang diminati oleh konsumen. Selain itu, pengelolaan stok yang kurang optimal dapat mengakibatkan kehabisan produk atau penumpukan stok yang tidak diperlukan [4]. Oleh karena itu, pemahaman yang mendalam tentang pola penjualan Es Teh Solo dan pengelolaan stok yang lebih efisien sangat diperlukan. Dengan menggunakan algoritma *FP-Growth* diharapkan dapat memberikan

data mengenai produk yang kerap dibeli secara bersamaan, sehingga dapat mendukung peningkatan penjualan di masa mendatang.

Sejumlah penelitian sebelumnya telah mencoba mengatasi permasalahan ini dalam berbagai konteks Informatika. Pada tahun 2021, Nasyuha dan Asyabri Hadi melakukan penelitian berjudul "*Frequent pattern growth algorithm for maximizing display items*" yang menguraikan pentingnya mengoptimalkan tata letak produk agar dapat menarik konsumen dan mencegah kebosanan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *FP-Growth* adalah sebuah pendekatan yang memungkinkan pengolahan data lebih cepat dan akurat, dan dengan merinci jenis produk dan transaksi, serta dapat diterapkan untuk memperbaiki pengaturan data transaksi dengan mengembangkan mekanisme pengelompokan. Hal ini dapat membantu dalam penyusunan tata letak produk untuk menarik perhatian konsumen dan meningkatkan volume penjualan. [5].

Selain itu, penelitian pada tahun 2019 berjudul "Penerapan Algoritma *Apriori* dan *FP-Growth* dalam Pengelolaan Persediaan Produk" oleh Agus Junaidi, mengungkapkan bahwa data penjualan toko swalayan seringkali hanya disajikan dalam bentuk laporan yang jarang dimanfaatkan sepenuhnya. Padahal, data ini memiliki potensi besar untuk merancang strategi penjualan di masa depan. Dengan menggunakan algoritma *FP-Growth* dalam penerapan asosiasi, manajemen dapat menempatkan produk yang kerap dibeli secara bersamaan oleh konsumen dengan tepat, sehingga memudahkan pelanggan dalam melakukan pembelian dan juga membantu manajemen dalam memantau stok barang yang tersedia [6].

Studi lain yang berjudul "Analisa *Data Mining* Menggunakan Algoritma Pertumbuhan Pola Sering pada Data Transaksi Penjualan PT Mora Telematika Indonesia untuk Rekomendasi Strategi Pemasaran Produk Internet" yang disusun oleh Harpa Erasmus Simanjuntak pada tahun 2022, menyoroti potensi yang terkandung dalam data transaksi penjualan yang disimpan dalam jumlah besar. Data tersebut memiliki potensi yang signifikan dalam membantu PT Mora Telematika Indonesia dalam merancang kebijakan dan strategi bisnis. Penelitian ini mengungkapkan tujuh aturan asosiasi yang menarik dengan menggunakan metode *FP-Growth*. Selain itu, penelitian ini menunjukkan bahwa jumlah aturan yang dihasilkan meningkat seiring dengan peningkatan nilai minimum *support* yang digunakan [7].

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Data Mining

Data mining adalah teknik yang digunakan untuk mengungkap informasi dengan mengidentifikasi pola dan hubungan yang tersembunyi dalam kumpulan data [3]. Serangkaian proses mulai dari pemilihan data, pra-pemrosesan data, transformasi data, pemrosesan data, dan evaluasi merupakan bagian dari *data mining* yang juga disebut *Knowledge Discovery in Databases (KDD)*, dengan tujuan menghasilkan informasi

berharga dan pengetahuan baru dari sekumpulan data [8].

Data mining dibagi menjadi beberapa kategori berdasarkan tujuan yang ingin dicapai. Kategori-kategori tersebut meliputi Deskripsi, Klasifikasi, Estimasi, Prediksi, *Clustering*, dan Asosiasi. Deskripsi, memberikan gambaran umum tentang data apa yang disimpan, dengan penekanan pada penjelasan pola dan tren dalam data. Klasifikasi, contohnya terlihat dalam diagnosa penyakit pasien, dimana *data mining* digunakan untuk mengkategorikan penyakit yang dialami pasien. Estimasi, mirip dengan klasifikasi, tetapi lebih terkonsentrasi pada variabel numerik dan memungkinkan kita menggunakan *data mining* untuk memperkirakan nilai variabel target. Prediksi, hampir sama dengan klasifikasi dan estimasi, namun dengan fokus pada hasil yang akan muncul di masa depan. *Data mining* memungkinkan kita untuk memprediksi nilai-nilai yang akan terjadi di masa depan. *Clustering*, memungkinkan pengelompokan data berdasarkan kesamaan, membentuk kategori objek yang memiliki karakteristik serupa. Asosiasi, khususnya dalam konteks bisnis, memungkinkan identifikasi atribut yang muncul bersamaan dalam suatu kesempatan, dikenal sebagai analisis keranjang belanja [7].

2.2. Asosiasi

Asosiasi merupakan suatu teknik atau pendekatan dalam penambangan data yang bertujuan untuk mengidentifikasi keterkaitan di antara data dalam basis data, dan umumnya diterapkan dalam analisis keranjang pasar [9]. Metode asosiasi memiliki dua ukuran penting, yakni *support* dan *confidence*. *Support* dapat diartikan sebagai frekuensi kemunculan item A pada seluruh baris data [10].

Support dapat dinyatakan menggunakan rumus berikut:

$$Support(A) = \frac{freq(A)}{N} \quad (1)$$

Sedangkan nilai *support* untuk 2 item menggunakan rumus berikut:

$$Support(A \rightarrow B) = \frac{freq(A,B)}{N} \quad (2)$$

Sedangkan *Confidence* dapat diartikan sebagai banyaknya transaksi yang mengandung $A \cup B$ dari seluruh transaksi yang mengandung A. *Confidence* dapat dinyatakan dengan rumus berikut:

$$Confidence(A \rightarrow B) = \frac{freq(A,B)}{freq(A)} \quad (3)$$

Confidence adalah parameter yang mengukur seberapa kuat aturan asosiasi [11]. Apabila nilai *confidence* yang dihasilkan $A \rightarrow B$ mencapai 90%, hal ini menunjukkan bahwa sekitar 90% dari transaksi yang mengandung A juga mengandung B [6].

Lift ratio dapat berfungsi sebagai metrik untuk memvalidasi aturan asosiasi, diukur dengan membandingkan jumlah seluruh item yang menghasilkan jumlah total transaksi. Perhitungan nilai *lift ratio* dilakukan dengan menggunakan rumus berikut:

$$Lift\ ratio = \frac{Confidence(A \rightarrow B)}{Support(B)} \quad (4)$$

Aturan asosiasi dianggap valid apabila *lift ratio* memiliki nilai di atas 1, dan semakin tinggi nilai *lift ratio*, maka validitas *rule* asosiasi yang terbentuk juga meningkat [7].

Keterangan :

N : Total jumlah transaksi

frq(A) : Jumlah transaksi yang mencakup A

frq(B) : Jumlah transaksi yang mencakup B

frq(A,B): Jumlah transaksi yang mencakup A dan B

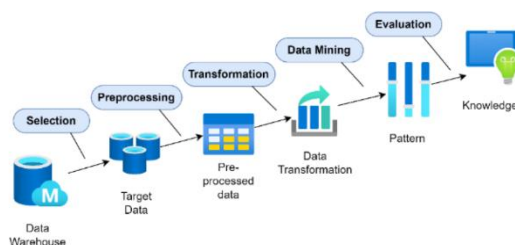
2.3. FP-Growth

FP-Growth, singkatan dari *Frequent Pattern Growth*, adalah sejenis algoritma yang berguna dalam mengenali kumpulan data yang sering muncul, yang disebut sebagai *frequent itemset* pada suatu basis data. Algoritma ini merupakan evolusi atau perkembangan dari algoritma *Apriori*. Berbeda dengan *Apriori* yang memerlukan pembentukan kandidat *itemsets* untuk mendapatkan *frequent itemsets*, *FP-Growth* tidak melibatkan pembentukan kandidat secara eksplisit. Ini dikarenakan *FP-Growth* mengadopsi konsep pembangunan pohon (*tree*) dalam mencari *itemset* yang sering muncul, sehingga membuat algoritma ini lebih efisien daripada *Apriori* [12].

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menerapkan pendekatan kuantitatif dalam metode deskriptif. Sumber data yang digunakan diperoleh dari catatan transaksi penjualan Es Teh Solo Jatibarang. Teknik analisis data dalam penelitian ini menerapkan pendekatan *Knowledge Discovery in Database* (KDD) melalui penerapan algoritma *FP-Growth*.

Knowledge Discovery in Database (KDD) merupakan serangkaian proses yang diawali dengan pemilihan data, pra-pemrosesan data, transformasi data, pemrosesan data, dan evaluasi, dengan tujuan menghasilkan informasi berharga dan pengetahuan baru dari sekumpulan data [8]. *Metode Knowledge Discovery in Database* (KDD) diterapkan dalam serangkaian langkah penelitian yang melibatkan:



Gambar 1. Proses Data Mining KDD

3.1. Data Selection

Tahap awal penelitian ini adalah menyeleksi data transaksi penjualan Es Teh Solo Jatibarang. Pada tahap ini, data menjalani proses pembersihan yang melibatkan penghapusan atribut yang tidak sesuai

untuk penelitian, serta penyesuaian tipe data atribut. Penghapusan atribut dijalankan dengan menggunakan operator *select attributes* pada aplikasi rapidminer setelah dataset diimpor menggunakan operator *read excel*. Setelah seleksi atribut selesai, proses ini berlanjut dengan mengubah jenis tipe data atribut dengan menerapkan operator *set role*.

3.2. Data Preprocessing

Dalam tahap pra-pemrosesan data (*data preprocessing*), tujuannya adalah membersihkan atribut yang mengandung data yang hilang atau tidak konsisten. Langkah awal melibatkan pemeriksaan data yang dipilih untuk mengevaluasi apakah statistik data di Rapidminer mengandung data yang hilang atau tidak konsisten.

3.3. Data Transformation

Pada tahap *data transformation*, beberapa operator akan diterapkan, seperti menggunakan operator *pivot*, *rename*, *replace missing value*, dan *numerical binominal*. Proses ini melibatkan konversi data menjadi matriks tabel dengan menerapkan operator *pivot*. Untuk mengatur ulang nama atribut dan melakukan pengisian pada sel yang tidak memiliki *value* setelah proses *pivot*, digunakan operator *rename* dan *replace missing value*. Selanjutnya, transformasi tipe data akan diterapkan sesuai dengan algoritma *FP-Growth*. Atribut data sebelumnya yang berjenis numerik akan diubah menjadi data *boolean* atau *binominal* menggunakan operator *numerical to binominal* dalam aplikasi Rapidminer.

3.4. Data Mining

Pada tahap ini, proses pengolahan data akan dilakukan dengan melibatkan operator *FP-Growth* dan *Create Association Rule* pada Rapidminer. Beberapa parameter akan diatur pada langkah ini, seperti nilai minimum *support*, *confidence*, dan nilai minimum *lift*. Tujuan dari proses ini adalah untuk menghasilkan *rule* asosiasi dari *dataset* transaksi Es Teh Solo Jatibarang.

3.5. Evaluation

Pada langkah terakhir, dilakukan evaluasi terhadap *output* yang diperoleh dari penambangan data. Proses evaluasi melibatkan penentuan dukungan (*support*) minimum, nilai kepercayaan (*confidence*) minimum, dan nilai minimum *lift* yang menghasilkan *rule* terbanyak, serta menguraikan *rule* yang terbentuk.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Hasil

Hasil observasi dan penelitian ini menunjukkan bahwa Es Teh Solo Jatibarang memiliki sejumlah besar data transaksi yang telah diatur dengan baik dalam bentuk tabel menggunakan format *excel*. Langkah selanjutnya melibatkan observasi langsung di Toko Es Teh Solo Jatibarang. Dari proses observasi didapatkan data transaksi Es Teh Solo Jatibarang pada periode 20 Januari 2023 sampai dengan 30 September

2023 yang memiliki 5100 entri data dan 6 atribut data. Berikut adalah atribut-atribut dalam kumpulan data yang dapat diidentifikasi:

Tabel 1. Karakteristik *dataset*

No	Atribut	Tip
1	Nomor Transaksi	Karakter
2	Tanggal	Tanggal
3	Nama Produk	Karakter

No	Atribut	Tip
4	Qty	Numerik
5	Harga	Numerik
6	Subtotal	Numerik

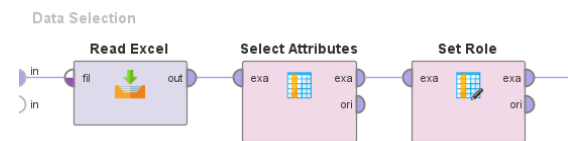
Berikut adalah data transaksi penjualan Es Teh Solo Jatibarang:

Tabel 2. Data transaksi penjualan

Nomor Transaksi	Tanggal	Nama Produk	Qty	Harga	Subtotal
0-1	1/20/2023	Es Teh Manis Plastik	1	Rp 4,000	Rp 4,000
0-2	1/20/2023	Es Teh Milo Plastik	1	Rp 8,000	Rp 8,000
0-3	1/20/2023	Es Teh Lemon Cup	1	Rp 8,000	Rp 8,000
0-3	1/20/2023	Es Teh Milo Plastik	1	Rp 8,000	Rp 8,000
0-4	1/20/2023	Es Teh Manis Plastik	1	Rp 4,000	Rp 4,000
....					
0-2899	9/30/2023	Es Teh Kampoel Cup	1	Rp 7,000	Rp 7,000
0-2899	9/30/2023	Es Teh Lemon Cup	1	Rp 8,000	Rp 8,000

Setelah dilakukan pengumpulan data, langkah selanjutnya melibatkan analisis data menggunakan metode *Knowledge Discovery in Database (KDD)* yang mencakup lima tahapan, yaitu *Data Selection*, *Data Preprocessing*, *Data Transformation*, *Data Mining*, dan *Evaluation*. Berikut hasil yang diperoleh dari teknik analisis data:

4.1.1. Data Selection

Gambar 2. Proses *data selection*

Dataset diimpor ke dalam aplikasi Rapidminer menggunakan operator *read excel*, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2, dan menghasilkan data statistik yang terdokumentasi dalam Tabel 3 Statistik *dataset*:

Tabel 3. Statistik *dataset*

No	Uraian	Keterangan
1	Record	5100
2	Special Attribute	0
3	Reguler Attribute	6
4	Attribute :	
	Nomor Transaksi	Polynomial
	Tanggal	Date
	Nama Produk	Polynomial
	Qty	Integer
	Harga	Integer
	Subtotal	Integer

Dengan melakukan seleksi atribut yang sesuai menggunakan operator *select attributes*, dilakukan identifikasi terhadap atribut-atribut yang tidak relevan dengan penelitian ini. Atribut yang tidak terpilih disajikan dalam tabel 4 berikut dengan alasan yang mendasarinya:

Tabel 4. Atribut yang tidak terpilih

Nama Atribut	Alasan tidak dipilih
Tanggal	Nomor Transaksi dapat mewakili atribut
Qty	Nomor Transaksi dapat mewakili atribut
Harga	Nomor Transaksi dapat mewakili atribut
Subtotal	Nomor Transaksi dapat mewakili atribut

Hasil seleksi atribut menggunakan operator *select attributes* dapat dilihat pada tabel 5 *Output* seleksi atribut:

Tabel 5. *Output* seleksi atribut

Nomor Transaksi	Nama Produk
0-1	Es Teh Manis Plastik
0-2	Es Teh Milo Plastik
0-3	Es Teh lemon Cup
0-3	Es Teh Milo Plastik
....	
0-2899	Es Teh Kampoel Cup
0-2899	Es Teh Lemon Cup

Dalam operator *set role*, nomor transaksi pada atribut diubah menjadi id atau pengenal (*identifier*). Hal ini dilakukan karena nomor transaksi memiliki karakteristik yang *unique* dan tidak relevan dalam proses penambangan data. Hasil dari penerapan operator *set role* menunjukkan informasi pada tabel 6 berikut:

Tabel 6. Statistik *dataset* setelah *data selection*

No	Uraian	Keterangan
1.	Record	5100
2.	Special Attribute	1
3.	Reguler Attribute	1
4.	Attribute :	
	Nomor Transaksi	ID, Polynomial, <i>missing</i> 0
	Nama Produk	Polynomial, <i>missing</i> 0

Perubahan peran atribut nomor transaksi menjadi ID memastikan bahwa atribut tersebut dapat berfungsi sebagai *identifier* yang unik dalam proses *data mining*.

4.1.2. Data Preprocessing

Tahapan *data preprocessing* diawali dengan pengecekan nilai pada atribut yang telah dipilih untuk menentukan keberadaan data yang hilang atau tidak konsisten. Bersumber pada analisis statistik *dataset* pada tabel 6, terlihat atribut yang terpilih tidak mengandung data yang hilang, dan pengecekan konsistensi data dikerjakan dengan memeriksa setiap baris data secara langsung. Hasilnya menunjukkan bahwa nilai-nilai dalam *dataset* bersifat konsisten. Oleh karena itu, tahapan *data preprocessing* tidak diperlukan.

4.1.3. Data Transformation



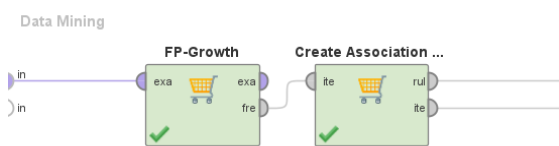
Gambar 3. Tahapan *data transformation*

Penerapan operator *pivot*, *rename*, *replacing missing value*, dan *numerical to binominal* berdasarkan gambar 3 mencetak hasil matriks tabel dengan total record 2,899 baris data, 1 *special attribute*, dan 20 *regular attribute*. Dari hasil proses *data transformation* didapat hasil sebagai berikut:

Tabel 7. Dataset matriks

No	Nomor Transaksi	Es Teh Blackcurrant Cup		Es Teh Tarik Plastik
1	0-1	False		False
2	0-2	False		False
....				
4	0-2899	False		False

4.1.4. Data Mining



Gambar 4. Tahapan *data mining*

Pada proses *data mining* sebagaimana ditunjukkan dalam Gambar 4.4, proses tersebut melibatkan 2 operator di Rapidminer, yakni *FP-Growth* dan *Create Association Rules*. Dalam penerapannya, digunakan nilai minimum *support*, minimum *confidence* dan minimum *lift* sebagai parameter penting untuk mendapatkan hasil yang akurat dan relevan. Nilai-nilai ini tercatum pada tabel 8 berikut:

Tabel 8. Nilai minimum *support*, *confidence*, dan *lift*

No	Kriteria	Nilai
1.	Minimum Support	0,5; 0,1; 0,05; 0,03; 0,02; 0,01
2.	Minimum Confidence	1,0; 0,9; 0,8; 0,7; 0,6; 0,5
3.	Minimum Lift	1,0

Dengan referensi pada tabel ini, proses *data mining* dapat disesuaikan dengan kebutuhan analisis yang spesifik.

4.1.5. Evaluation

Proses evaluasi diawali dengan membentuk *frequent 1-itemset*, *2-itemset*, dan *3-itemset* dari data transaksi yang dieksekusi oleh operator *FP-Growth* dengan menggunakan nilai minimum *support* sebesar 0,5; 0,1; 0,05; 0,03; 0,02; dan 0,01. Hasil pengujian tersebut dapat dilihat pada Tabel 9 berikut ini:

Tabel 9. Hasil pengujian nilai *support*

Minimum Support Value	1-itemset	2-itemset	3-itemset
0,5;	0	0	0
0,1;	5	0	0
0,05;	11	1	0
0,03;	15	7	0
0,02;	17	13	1
0,01;	19	27	2

Selanjutnya dilakukan proses pengujian dengan menggabungkan nilai minimum *confidence* dan nilai minimum *lift*. Hasil dari pengujian tersebut terdokumentasi dalam Tabel 10 berikut ini:

Tabel 10. Hasil pengujian nilai *confidence* dan *lift*

Min. Support Value	Min. Confidence Value	Min. Lift Value	Σ Association Rule
0.5	1	1	0
0.5	0.9	1	0
0.5	0.8	1	0
0.5	0.7	1	0
0.5	0.6	1	0
0.5	0.5	1	0
0.1	1	1	0
0.1	0.9	1	0
0.1	0.8	1	0
0.1	0.7	1	0
0.1	0.6	1	0
0.1	0.5	1	0
0.05	1.0	1	0
0.05	0.9	1	0
0.05	0.8	1	0
0.05	0.7	1	0
0.05	0.6	1	0
0.05	0.5	1	0
0.03	1	1	0
0.03	0.9	1	0
0.03	0.8	1	0
0.03	0.7	1	0
0.03	0.6	1	0
0.03	0.5	1	1
0.02	1	1	0

Min. Support Value	Min. Confidence Value	Min. Lift Value	Σ Association Rule
0.02	0.9	1	1
0.02	0.8	1	2
0.02	0.7	1	3
0.02	0.6	1	3
0.02	0.5	1	4
0.01	1	1	0
0.01	0.9	1	1
0.01	0.8	1	2
0.01	0.7	1	3
0.01	0.6	1	5
0.01	0.5	1	7

Pembentukan pola asosiasi berdasarkan tabel 4.10 diatas dilakukan dengan menggabungkan nilai minimum *support*, nilai minimum *confidence*, dan nilai minimum *lift*. Kombinasi nilai tersebut, yaitu 0.01, 0.5, dan 1.0 menghasilkan 7 aturan asosiasi terbanyak. *Rules* ini akan diterapkan untuk memahami kombinasi produk menarik dari data yang digunakan dalam penelitian ini. Hasil dari aturan-aturan tersebut dapat dilihat pada Gambar 5 berikut:

No.	Premises	Conclusion	Support	Confidence	Lift	LaPlace	Gain	p-s	Convist..
1	Es Teh Tarik Cup, Es Teh Milo Cup	Es Teh Kampoel Cup	0.018	0.500	3.876	0.983	-0.003	0.013	1.742
2	Es Teh Milo Plastik	Es Teh Manis Plastik	0.037	0.507	1.887	0.967	-0.108	0.017	1.484
3	Es Teh Tarik Cup, Es Teh Kampoel Cup	Es Teh Milo Cup	0.018	0.607	5.162	0.989	-0.040	0.014	2.240
4	Es Teh Kampoel Cup, Es Teh Milo Cup	Es Teh Tarik Cup	0.018	0.671	3.377	0.992	-0.035	0.012	2.436
5	Es Teh Manis Plastik, Es Teh Milo Plastik	Es Teh Lemon Cup	0.027	0.736	7.757	0.991	-0.046	0.023	3.427
6	Es Teh Manis Plastik, Es Teh Lemon Cup	Es Teh Milo Plastik	0.027	0.886	12.295	0.997	-0.034	0.025	8.166
7	Es Teh Lemon Cup, Es Teh Milo Plastik	Es Teh Manis Plastik	0.027	0.940	3.497	0.998	-0.030	0.019	12.139

Gambar 5. Hasil *association rule*

Untuk menyederhanakan informasi di atas, penulis sederhanakan melalui tabel dengan format persentase berikut ini:

Tabel 11. Hasil aturan asosiasi

No	Rules	Support	Confidence	Lift
1	Es Teh Tarik Cup, Es Teh Milo Cup → Es Teh Kampoel Cup	0.018	0.500	3.876
2	Es Teh Manis Plastik, Es Teh Lemon Cup → Es Teh Milo Plastik	0.027	0.886	12.295
3	Es Teh Tarik Cup, Es Teh Kampoel Cup → Es Teh Milo Cup	0.018	0.607	5.162
4	Es Teh Kampoel Cup, Es Teh Milo Cup → Es Teh Tarik Cup	0.018	0.671	3.377
5	Es Teh Manis Plastik, Es Teh Milo Plastik → Es Teh Lemon Cup	0.027	0.736	7.757
6	Es Teh Milo Plastik → Es Teh Manis Plastik	0.037	0.507	1.887
7	Es Teh Lemon Cup, Es Teh Milo Plastik → Es Teh Manis Plastik	0.027	0.940	3.497

4.2. Pembahasan

Dataset yang digunakan pada penelitian ini sebanyak 5100 entri data transaksi penjualan. Setelah melalui proses transformasi data, diperoleh 2.899 entri data yang mencakup 20 produk. Pembahasan pada penelitian ini akan difokuskan pada tiga aspek utama yang melibatkan pola pembelian pelanggan menggunakan algoritma *FP-Growth*, evaluasi hasil penerapan algoritma tersebut pada data transaksi, dan strategi penjualan berdasarkan pola pembelian pelanggan.

Pencarian *itemset* dalam penelitian ini menghasilkan satu *itemset* pada tingkat *support* 0,1, dua *itemset* pada tingkat *support* 0,05 dan 0,03, serta tiga *itemset* pada tingkat *support* 0,02 dan 0,01. Pada tahap asosiasi, ditemukan bahwa semakin sedikit aturan yang dihasilkan, semakin tinggi nilai *support* dan *confidence*. Penemuan himpunan *item* baru terjadi ketika nilai minimum *support* mencapai 0,1 dan semakin banyak ditemukan dengan penurunan nilai minimum *support*. Selain itu, eksplorasi aturan asosiasi baru dilakukan pada nilai *confidence* 0,9 dengan 1 aturan, nilai *confidence* 0,8 dengan 2 aturan, nilai *confidence* 0,7 dengan 3 aturan, nilai *confidence* 0,6 dengan 5 aturan, nilai *confidence* 0,5 dengan 7 aturan. Temuan ini sejalan dengan hasil penelitian yang dilakukan A. Ardianto yang menunjukkan bahwa peningkatan nilai minimum *support* dan minimum *confidence* akan menyebabkan pengurangan jumlah aturan [13].

Berkaitan dengan nilai *support* yang digunakan cukup rendah, di mulai dari angka 0,1 atau 10% dari total transaksi, hal ini disebabkan oleh volume transaksi yang besar dalam dataset. Oleh karena itu, pembagi menjadi lebih besar dan menyebabkan pembentukan nilai minimum *support* yang rendah. Pendapat serupa juga diungkapkan oleh Amir Setiawan dalam penelitiannya, dimana ia menyatakan bahwa ketika jumlah transaksi sangat besar untuk menentukan *itemset* dalam suatu keranjang, nilai dukungan (*support*) akan menjadi sangat rendah [3].

Dalam penggunaan nilai *support*, *confidence*, dan *lift* pada proses asosiasi dengan kombinasi *support* = 0,01; *confidence* = 0,5; dan *lift* = 1,0. Aturan asosiasi ditunjukkan pada Gambar 5 dapat diinterpretasikan sebagai berikut:

Rule 1 : Transaksi yang mencakup pembelian Es Teh Manis Plastik, Es Teh Lemon Cup, dan Es Teh Milo Plastik menyumbang sebanyak 2,7% dari keseluruhan transaksi, yang setara dengan 78 transaksi. Pelanggan yang membeli Es Teh Manis Plastik dan Es Teh Lemon Cup memiliki peluang 12,2 kali lebih besar untuk membeli Es Teh Milo Plastik dengan tingkat keberhasilan sebesar 88%.

Rule 2 : Transaksi yang mencakup pembelian Es Teh Manis Plastik, Es Teh Milo Plastik, dan Es Teh Lemon Cup menyumbang sebanyak 2,7% dari keseluruhan transaksi, yang setara dengan 78 transaksi. Pelanggan yang membeli Es Teh Manis Plastik dan Es Teh Teh Milo Plastik memiliki peluang 7,7 kali

- lebih besar untuk membeli Es Lemon Cup dengan tingkat keberhasilan sebesar 73%.
- Rule 3** : Transaksi yang mencakup pembelian Es Teh Tarik Cup, Es Teh Kampoe Cup, dan Es Teh Milo Cup menyumbang sebanyak 1,8% dari keseluruhan transaksi, yang setara dengan 52 transaksi. Pelanggan yang membeli Es Teh Tarik Cup dan Es Teh Kampoe Cup memiliki peluang 5,1 kali lebih besar untuk membeli Es Teh Milo Cup dengan tingkat keberhasilan sebesar 60%.
- Rule 4** : Transaksi yang mencakup pembelian Es Teh Tarik Cup, Es Teh Milo Cup, dan Es Teh Kampoe Cup menyumbang sebanyak 1,8% dari keseluruhan transaksi, yang setara dengan 52 transaksi. Pelanggan yang membeli Es Teh Tarik Cup dan Es Teh Milo Cup memiliki peluang 3,8 kali lebih besar untuk membeli Es Teh Kampoe Cup dengan tingkat keberhasilan sebesar 50%.
- Rule 5** : Transaksi yang mencakup pembelian Es Teh Lemon Cup, Es Teh Milo Plastik, dan Es Teh Manis Plastik menyumbang sebanyak 2,7% dari keseluruhan transaksi, yang setara dengan 78 transaksi. Pelanggan yang membeli Es Teh Lemon Cup dan Es Teh Milo Plastik memiliki peluang 3,4 kali lebih besar untuk membeli Es Teh Manis Plastik dengan tingkat keberhasilan sebesar 94%.
- Rule 6** : Transaksi yang mencakup pembelian Es Teh Kampoe Cup, Es Teh Milo Cup, dan Es Teh Tarik Cup menyumbang sebanyak 1,8% dari keseluruhan transaksi, yang setara dengan 52 transaksi. Pelanggan yang membeli Es Teh Kampoe Cup dan Es Teh Milo Cup memiliki peluang 3,3 kali lebih besar untuk membeli Es Teh Tarik Cup dengan tingkat keberhasilan sebesar 67%.
- Rule 7** : Transaksi yang mencakup pembelian Es Teh Milo Plastik dan Es Teh Manis Plastik menyumbang sebanyak 3,7% dari keseluruhan transaksi, yang setara dengan 107 transaksi. Pelanggan yang membeli Es Teh Milo Plastik memiliki peluang 1,8 kali lebih besar untuk membeli Es Teh Manis Plastik dengan tingkat keberhasilan sebesar 50%.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Dari temuan penelitian, dapat ditarik kesimpulan bahwa penerapan algoritma FP-Growth terbukti efisien dalam menganalisis pola pembelian pelanggan di Es Teh Solo Jatibarang, yang berhasil mengidentifikasi 7 *rules* dengan nilai dukungan (*support*) minimum = 0,01, tingkat kepercayaan (*confidence*) minimum = 0,5, dan nilai minimum *lift* = 1,0 melibatkan 6 produk dalam pembentukannya. Semua *rules* yang dihasilkan memiliki nilai *lift* lebih dari 1, menunjukkan bahwa semua *rules* tersebut valid dan dapat diterapkan. Algoritma FP-Growth membantu mempermudah dan meningkatkan efisiensi strategi penjualan *bundling produk* dengan memberikan informasi yang rinci tentang pola pembelian produk konsumen bersama dengan tingkat peluang keberhasilan. Untuk memastikan kehandalan

hasil yang diperoleh dari FP-Growth, penelitian ini dapat dikembangkan lagi dengan mengaplikasikan algoritma lain sebagai pembandingan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] 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.
- [2] E. BİLGİÇ, "R Programlama Dili İle Pazar Sepet Analizi: Muş İl Merkezindeki Bir Süpermarkette Tüketicilerin Satın Alma Davranışlarının Tespiti Üzerine Bir Uygulama," *Anemon Muş Alparslan Üniversitesi Sos. Bilim. Derg.*, vol. 7, no. 3, pp. 89–97, 2019, doi: 10.18506/anemon.462998.
- [3] 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.
- [4] A. Musaddad, O. Nurdiawan, and G. Dwilestari, "Penerapan Association Rule Menggunakan Frequent Pattern Growth Untuk Rekomendasi Produk Jersey Sepakbola," *J. Comput. Syst. Informatics*, vol. 3, no. 3, pp. 100–105, 2022, doi: 10.47065/josyc.v3i3.1390.
- [5] A. H. Nasyuha *et al.*, "Frequent pattern growth algorithm for maximizing display items," *Telkomnika (Telecommunication Comput. Electron. Control.*, vol. 19, no. 2, pp. 390–396, 2021, doi: 10.12928/TELKOMNIKA.v19i2.16192.
- [6] Di. P. Mulya, "Analisa Dan Implementasi Association Rule Dengan Algoritma Fp-Growth Dalam Seleksi Pembelian Tanah Liat (Studi Kasus Di Pt. Anveve Ismi Berjaya)," *J. Teknol. Dan Sist. Inf. Bisnis*, vol. 1, no. 1, pp. 47–57, 2019, doi: 10.47233/jteksis.v1i1.6.
- [7] 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.
- [8] F. Zia Ghassani, A. Jamaludin, and A. Susilo Yuda Irawan, "Market Basket Analysis Using the Fp-Growth Algorithm To Determine Cross-Selling," *J. Inform. Polinema*, vol. 7, no. 4, pp. 49–54, 2021, doi: 10.33795/jip.v7i4.508.
- [9] R. Michaela, D. Gonzales, and C. A. Hargreaves, "How can we use artificial intelligence for stock recommendation and risk management? A proposed decision support system," *Int. J. Inf. Manag. Data Insights*, vol. 2, no. 2, p. 100130, 2022, doi: 10.1016/j.jjime.2022.100130.
- [10] H. E. Simanjuntak and W. Windarto, "Analisa Data Mining Menggunakan Frequent Pattern Growth pada Data Transaksi Penjualan PT Mora Telematika Indonesia untuk Rekomendasi

- Strategi Pemasaran Produk Internet,” *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 4, no. 4, pp. 914–923, 2020, doi: 10.30865/mib.v4i4.2300.
- [11] A. Junaidi, “Implementasi Algoritma Apriori dan FP-Growth Untuk Menentukan Persediaan Barang,” *J. Sisfokom (Sistem Inf. dan Komputer)*, vol. 8, no. 1, pp. 61–67, 2019, doi: 10.32736/sisfokom.v8i1.604.
- [12] S. Z. Harahap, “Teknik Data Mining untuk Penentuan Paket Hemat Sembako dan Kebutuhan Harian dengan Menggunakan Algoritma FP-Growth (Studi Kasus di Ulfamart Lubuk Alung),” *J. Ilm. Fak. Sains dan Teknol.*, vol. 7, no. 3, pp. 111–119, 2019.
- [13] A. Ardianto and D. Fitriana, “Penerapan Algoritma FP-Growth Rekomendasi Trend Penjualan ATK Pada CV. Fajar Sukses Abadi,” *J. Telekomun. dan Komput.*, vol. 9, no. 1, p. 49, 2019, doi: 10.22441/incomtech.v9i1.3263.