

Penerapan Algoritma FP-Growth Dalam Menganalisis Pola Penjualan Produk Teh Untuk Menentukan Produk Unggulan Pada PT Kartini Teh Nasional

Amanata Yukha^{1*}, Indrayanti², Risqiati³

Institut Widya Pratama

Jalan Patriot No. 25 Kota Pekalongan, Indonesia

Sur-el : yukhaamanata@gmail.com¹, Indrayanti697@gmail.com², risqiati24@iwima.ac.id³

^{*)} Corresponden Author

Received: 22 October 2025 Reviewed: 11 November 2025 Accepted: 02 December 2025

Abstract : This study applies the FP-Growth algorithm to analyze sales patterns and determine flagship products at PT Kartini Teh Nasional. The key problem is the underutilization of transaction data to understand consumer preferences and purchasing patterns. The research aims to develop an association-based data mining model to support marketing strategy and inventory management. The tea products analyzed and sold by the company include: Dandang 1T, Dandang 400gr, Dandang 1/4T, Dandang 2in1, Blacktea Box 25pcs, Jasmine Renceng 8pcs, Jasmine Pack 100pcs & Lunchbox, Blacktea Pack 100pcs, Blacktea Vanilla, Jasmine Box 25pcs, Ningrat Tea, and Blacktea Renceng 8pcs. FP-Growth analysis produces frequent itemsets and association rules, where the highest values are found in the best-selling product combinations: Dandang 1T (support 97.0%; confidence 97.0%), Dandang 2in1 (support 97.0%; confidence 97.0%), and Jasmine Renceng 8pcs (support 97.0%; confidence 98.5%). The highest confidence is held by Jasmine Renceng 8pcs at 98.5%, indicating the strongest purchase consistency in association patterns. Based on these results, the three products are identified as flagship items that can serve as a basis for promotional strategy, product bundling, and more efficient stock management. The FP-Growth algorithm proves effective in uncovering hidden purchasing patterns to enhance the company's competitive advantage.

Keywords: FP-Growth, sales pattern analysis, frequent item set, association rules, flagship product.

Abstrak : Penelitian ini menerapkan algoritma FP-Growth untuk menganalisis pola penjualan dan menentukan produk unggulan pada PT Kartini Teh Nasional. Permasalahan utama perusahaan adalah belum optimalnya pemanfaatan data transaksi untuk memahami preferensi dan pola pembelian konsumen. Penelitian bertujuan membangun model data mining berbasis asosiasi guna mendukung strategi pemasaran dan manajemen persediaan. Data yang digunakan mencakup produk teh yang dijual perusahaan, yaitu: Dandang 1T, Dandang 400gr, Dandang 1/4T, Dandang 2in1, Blacktea Box 25pcs, Jasmine Renceng 8pcs, Jasmine Pack 100pcs & Lunchbox, Blacktea Pack 100pcs, Blacktea Vanilla, Jasmine Box 25pcs, Ningrat Tea, dan Blacktea Renceng 8pcs. Hasil analisis FP-Growth menghasilkan frequent itemset dan aturan asosiasi, dengan nilai tertinggi diperoleh pada tiga produk paling laku, yaitu: Dandang 1T (support 97,0%; confidence 97,0%), Dandang 2in1 (support 97,0%; confidence 97,0%), dan Jasmine Renceng 8pcs (support 97,0%; confidence 98,5%). Confidence tertinggi dimiliki Jasmine Renceng 8pcs sebesar 98,5%, yang menunjukkan tingkat konsistensi pembelian bersamaan paling kuat. Berdasarkan hasil tersebut, ketiga produk ditetapkan sebagai produk unggulan yang berpotensi dijadikan dasar strategi promosi, bundling penjualan, serta pengelolaan stok yang lebih efisien. Algoritma FP-Growth terbukti efektif dalam mengungkap pola pembelian tersembunyi untuk meningkatkan daya saing PT Kartini Teh Nasional.

Kata kunci: FP-Growth, analisis pola penjualan, frequent itemset, association rules, produk unggulan.

1. PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi informasi yang begitu cepat telah menyebabkan peningkatan signifikan pada jumlah data transaksi di berbagai bidang bisnis. Apabila data tersebut diolah dan dianalisis dengan tepat, maka dapat memberikan pemahaman yang mendalam mengenai perilaku pelanggan, kecenderungan pembelian, serta hubungan antarproduk. Informasi tersebut sangat bermanfaat untuk pengambilan keputusan strategis, seperti penentuan strategi promosi dan pengelolaan persediaan barang[1]. Peningkatan volume data transaksi menuntut perusahaan agar mampu mengubah data mentah menjadi pengetahuan yang memiliki nilai tambah guna meningkatkan efisiensi dan daya saing bisnis[2].

Dalam konteks tersebut, data mining berperan penting untuk menggali informasi tersembunyi dari sekumpulan data dalam skala besar, sehingga dapat menghasilkan pola serta hubungan yang memiliki arti penting bagi peningkatan kinerja perusahaan. Salah satu pendekatan dalam data mining yang sering digunakan adalah *association rule mining*, yaitu proses menemukan keterkaitan antaritem dalam data transaksi. Dari berbagai algoritma yang ada, *Frequent Pattern Growth (FP-Growth)* merupakan metode yang populer karena mampu menemukan pola tanpa harus melakukan pembangkitan kandidat seperti pada *algoritma Apriori*. *FP-Growth* membangun struktur *Frequent Pattern Tree (FP-Tree)* untuk menelusuri kombinasi item yang sering muncul dalam transaksi secara efisien, sehingga metode

ini sangat cocok diterapkan pada data berskala besar[3].

Beragam penelitian telah menunjukkan efektivitas penerapan *FP-Growth* di berbagai sektor bisnis. Misalnya, penelitian pada toko bangunan menunjukkan bahwa metode ini mampu menemukan kelompok produk yang sering dibeli bersama sehingga dapat digunakan untuk menyusun strategi promosi dan manajemen stok secara lebih efisien[4]. Penelitian lain di Toko *DaffaMart* juga membuktikan bahwa *FP-Growth* efektif untuk menentukan produk yang paling diminati pelanggan berdasarkan frekuensi kemunculannya dalam transaksi[5].

Pada sektor kuliner, algoritma *FP-Growth* telah digunakan untuk menemukan kombinasi menu yang sering dipesan bersamaan, seperti pada penelitian di *Nusa Ricebowl & Burger* yang membantu pihak restoran merancang paket menu unggulan[6]. Studi lain di Minimarket *Justin Mart* memperlihatkan hasil serupa, di mana penerapan *FP-Growth* dapat menentukan produk favorit yang mendukung strategi promosi berbasis data[7]. Penelitian pada *Najah Mart* juga mengungkapkan bahwa hasil asosiasi produk yang diperoleh dari *FP-Growth* dapat dimanfaatkan untuk mengatur tata letak barang guna meningkatkan potensi cross-selling antarproduk[8].

Selain itu, perbandingan antara *algoritma Apriori* dan *FP-Growth* menunjukkan bahwa *FP-Growth* memiliki keunggulan dalam efisiensi waktu pemrosesan serta mampu menghasilkan aturan asosiasi dengan tingkat akurasi yang lebih baik[9]. Hasil penelitian lain pada analisis pola

penjualan pupuk juga menunjukkan bahwa metode *FP-Growth* dapat menampilkan pola dengan efisiensi tinggi dan membantu pengambilan keputusan terkait pengelolaan inventori secara optimal[10].

FP-Growth juga terbukti efektif dalam mengidentifikasi kombinasi produk yang sering dibeli bersamaan, seperti pada penelitian di Toko *LM Mart* yang menghasilkan rekomendasi produk untuk mendukung strategi promosi dan pengelolaan stok[11]. Dalam penerapannya, banyak peneliti memanfaatkan perangkat lunak seperti *RapidMiner* karena menyediakan antarmuka visual yang memudahkan proses pembuatan *association rule* tanpa perlu pengkodean secara manual[12]. Misalnya, penerapan *FP-Growth* menggunakan *RapidMiner* di Lathansa Cafe & Ramen berhasil mengidentifikasi menu unggulan yang dapat mendukung perencanaan promosi berbasis data[13].

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan menerapkan algoritma *FP-Growth* untuk menganalisis pola penjualan produk teh pada PT Kartini Teh Nasional. Analisis dilakukan guna menentukan produk unggulan berdasarkan frekuensi dan hubungan pembelian antarproduk. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi acuan bagi perusahaan dalam pengambilan keputusan strategis di bidang pemasaran dan pengelolaan stok, serta memberikan kontribusi akademik terhadap pengembangan penerapan data mining dalam analisis penjualan produk.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*) sebagai acuan dalam proses penambangan data. Model ini terdiri atas beberapa tahap utama yang dilakukan secara sistematis untuk menghasilkan hasil analisis yang relevan. Adapun tahapan yang diterapkan dalam penelitian ini meliputi[14]:

1. Business Understanding

Pada tahap ini dilakukan identifikasi tujuan dan permasalahan penelitian, yaitu menganalisis pola pembelian produk teh guna menentukan produk unggulan di PT Kartini Teh Nasional. Tahap ini juga mencakup pemahaman kebutuhan bisnis dan manfaat hasil analisis bagi perusahaan.

2. Data Understanding

Tahapan ini berfokus pada pengumpulan serta pengenalan karakteristik data transaksi penjualan. Data diperoleh melalui observasi dan wawancara dengan pihak perusahaan, kemudian ditelaah untuk memastikan kesesuaian dengan kebutuhan analisis.

3. Data Preparation

Data transaksi yang telah diperoleh selanjutnya diproses agar siap digunakan dalam tahap pemodelan. Proses ini meliputi pembersihan data dari duplikasi dan ketidakkonsistenan, normalisasi, serta pengelompokan item produk berdasarkan kategori tertentu.

4. Modeling

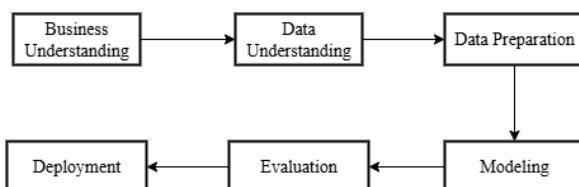
Pada tahap ini dilakukan penerapan algoritma FP-Growth untuk menemukan hubungan antarproduk dalam data transaksi. Pemodelan dilakukan menggunakan perangkat lunak *RapidMiner*, yang berfungsi menghitung nilai *support* dan *confidence* untuk menghasilkan aturan asosiasi yang valid.

5. Evaluation

Hasil yang diperoleh dari proses pemodelan kemudian dievaluasi untuk menilai relevansi serta manfaat pola yang dihasilkan terhadap kebutuhan bisnis perusahaan, seperti perancangan promosi dan pengelolaan stok barang.

6. Deployment

Tahapan akhir merupakan penerapan hasil analisis ke dalam rekomendasi nyata. Hasilnya berupa daftar produk unggulan yang berpotensi meningkatkan penjualan dan mendukung strategi pemasaran di masa mendatang.



Gambar 1. Tahapan Penelitian Menggunakan Metode CRISP-DM

2.2. Data Mining

Data mining merupakan suatu proses sistematis yang digunakan untuk menggali informasi penting, pola tersembunyi, serta hubungan antarvariabel dari kumpulan data berukuran besar dengan memanfaatkan teknik statistik, algoritma, dan metode komputasi.

Tujuannya adalah menghasilkan pengetahuan baru yang berguna dalam proses pengambilan keputusan bisnis[15].

Dalam penelitian ini, data mining diterapkan untuk menemukan keterkaitan antarproduk teh yang sering dibeli bersamaan oleh konsumen. Pola keterkaitan yang dihasilkan dari proses ini digunakan untuk menentukan produk unggulan dan membantu penyusunan strategi promosi yang lebih efektif di PT Kartini Teh Nasional.

2.3. Algoritma FP-Growth

Algoritma FP-Growth (*Frequent Pattern Growth*) merupakan salah satu metode populer dalam association rule mining. Metode ini digunakan untuk menemukan pola keterkaitan antaritem dalam dataset tanpa melalui proses pembangkitan kandidat seperti pada algoritma Apriori. *FP-Growth* memanfaatkan struktur data FP-Tree (*Frequent Pattern Tree*) untuk merepresentasikan frekuensi kemunculan itemset dalam transaksi. Dengan cara ini, algoritma dapat menelusuri kombinasi item yang sering muncul dengan lebih cepat dan efisien[16].

Dalam penelitian ini, algoritma *FP-Growth* digunakan untuk mengidentifikasi hubungan antarproduk teh yang sering muncul bersamaan dalam transaksi, sehingga dapat diketahui produk unggulan berdasarkan nilai *support* dan *confidence* tertinggi.

2.4. RapidMiner

RapidMiner merupakan perangkat lunak yang banyak digunakan dalam proses data mining karena menyediakan antarmuka visual

berbasis drag and drop. Aplikasi ini memungkinkan pengguna melakukan analisis data tanpa memerlukan kemampuan pemrograman mendalam. *RapidMiner* menggabungkan berbagai metode analisis seperti statistik, pembelajaran mesin, dan pemrosesan basis data untuk menghasilkan informasi yang bermakna[17].

Dalam konteks penelitian ini, *RapidMiner* digunakan untuk melakukan pemrosesan data transaksi penjualan teh, penerapan algoritma FP-Growth, serta pembentukan association rules yang menggambarkan hubungan antarproduk.

2.5. Sumber dan Jenis Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh melalui observasi dan dokumentasi transaksi penjualan produk teh di PT Kartini Teh Nasional selama periode April hingga Juni 2025. Data tersebut mencakup daftar produk serta rincian transaksi yang kemudian dianalisis menggunakan algoritma *FP-Growth* pada perangkat lunak *RapidMiner* untuk mengidentifikasi pola pembelian konsumen dan menentukan produk unggulan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Hasil Pengumpulan Data

Penelitian ini memanfaatkan data transaksi penjualan produk teh di PT Kartini Teh Nasional. Data dikumpulkan melalui observasi dan dokumentasi transaksi yang berlangsung dari April hingga Juni 2025. Jumlah transaksi yang dianalisis sebanyak 67, mencakup 12 jenis

produk teh yang ditawarkan. Contoh sampel transaksi penjualan disajikan pada Tabel 1, sedangkan daftar lengkap produk yang menjadi objek penelitian dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 1. Data Transaksi Penjualan

No	Transaksi ID	Produk yang Dibeli
1	T01	Dandang 1T, Dandang 400gr, Dandang 2in1, Jasmine Renceng 8pcs, Jasmine Pack 100pcs & Lunchbox
2	T02	Dandang 1T, Dandang 400gr, Dandang 1/4T, Dandang 2in1, Blacktea Box 25pcs, Jasmine Renceng 8pcs, Jasmine Pack 100pcs & Lunchbox
3	T03	Dandang 1T, Dandang 400gr, Dandang 1/4T, Dandang 2in1, Blacktea Box 25pcs, Jasmine Renceng 8pcs, Jasmine Pack 100pcs & Lunchbox, Blacktea Pack 100pcs
4	T04	Dandang 1T, Dandang 400gr, Dandang 1/4T, Dandang 2in1, Blacktea Box 25pcs, Jasmine Renceng 8pcs, Jasmine Pack 100pcs & Lunchbox
5	T05	Dandang 1T, Dandang 400gr, Dandang 1/4T, Dandang 2in1, Blacktea Box 25pcs, Jasmine Renceng 8pcs, Jasmine Pack 100pcs & Lunchbox, Blacktea Pack 100pcs
6	T06	Dandang 1T, Dandang 400gr, Dandang 2in1, Blacktea Box 25pcs, Jasmine Renceng 8pcs, Jasmine Pack 100pcs & Lunchbox
7	T07	Dandang 1T, Dandang 400gr, Dandang 1/4T, Dandang 2in1, Blacktea Box 25pcs, Jasmine Renceng 8pcs, Jasmine Pack 100pcs & Lunchbox
8	T08	Dandang 1T, Dandang 1/4T, Dandang 2in1, Blacktea Box 25pcs, Jasmine Renceng 8pcs, Jasmine Pack 100pcs & Lunchbox, Blacktea Pack 100pcs

No	Transaksi ID	Produk yang Dibeli
9	T09	Dandang 1T, Dandang 400gr, Dandang 2in1, Blacktea Box 25pcs, Jasmine Renceng 8pcs, Jasmine Pack 100pcs & Lunchbox
10	T10	Dandang 1T, Dandang 400gr, Dandang 1/4T, Dandang 2in1, Blacktea Box 25pcs, Jasmine Renceng 8pcs, Jasmine Pack 100pcs & Lunchbox, Blacktea Pack 100pcs
...
67	T67	Dandang 1T, Dandang 1/4T, Dandang 2in1, Blacktea Box 25pcs, Jasmine Renceng 8pcs, Jasmine Pack 100pcs & Lunchbox

Tabel 2. Data Produk

No	Nama Produk	Kode Produk
1	Dandang 1T	A
2	Dandang 400gr	B
3	Dandang 1/4T	C
4	Dandang 2in1	D
5	Blacktea Box 25pcs	E
6	Jasmine Renceng 8pcs	F
7	Jasmine Pack 100pcs & Lunchbox	G
8	Blacktea Pack 100pcs	H
9	Blacktea Vanilla	I
10	Jasmine Box 25pcs	J
11	Ningrat Tea	K
12	Blacktea Renceng 8pcs	L

3.2. Hasil Data Preprocessing

Setelah data transaksi dan produk dikumpulkan, dilakukan tahap pengolahan awal (*preprocessing*). Pada tahap ini, data diperiksa dan dibersihkan untuk menghilangkan duplikasi, ketidakkonsistenan, maupun nilai yang kosong. Selanjutnya, dipilih field yang relevan, yaitu ID Transaksi dan Nama Produk.

Tahap berikutnya adalah transformasi data, di mana data transaksi penjualan dikonversi

ke dalam format biner dengan nilai 1 dan 0. Nilai 1 menunjukkan bahwa produk tertentu dibeli dalam transaksi tersebut, sedangkan nilai 0 menandakan produk tersebut tidak dibeli.

Tabel 3. Hasil Data Preprocessing

TID	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
T01	1	1	0	1	0	1	1	0	0	0	0	0
T02	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
T03	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0
T04	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
T05	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0
T06	1	1	0	1	1	1	1	0	0	0	0	0
T07	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
T08	1	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0
T09	1	1	0	1	1	1	1	0	0	0	0	0
T10	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0
...
T67	1	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0

3.3. Hasil Pengolahan Data Menggunakan RapidMiner

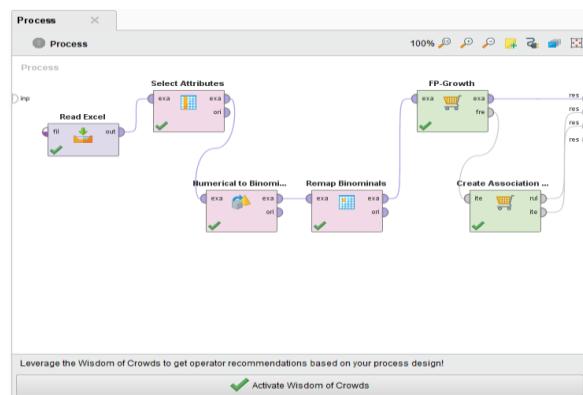
Dalam pemodelan menggunakan algoritma *FP-Growth*, perlu ditetapkan nilai minimum support dan minimum confidence agar aturan asosiasi yang dihasilkan relevan. Pada pengujian algoritma *FP-Growth* dengan RapidMiner, parameter yang digunakan adalah:

- Minimum Support = 0,9*
- Minimum Confidence = 0,95*

Penentuan nilai minimum *support* dan *confidence* dilakukan melalui pengamatan dan beberapa percobaan dengan data transaksi penjualan, dengan tujuan agar aturan asosiasi yang diperoleh tetap signifikan dan mencerminkan keterkaitan antarproduk secara jelas.

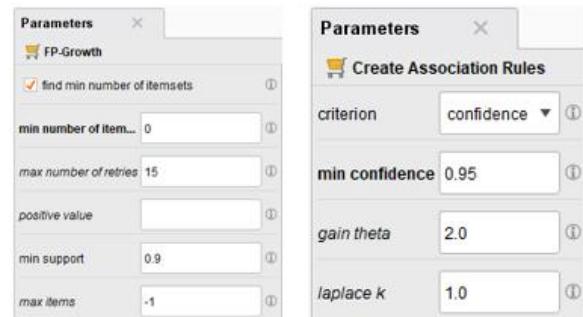
Untuk pemodelan algoritma *FP-Growth* di RapidMiner, tahap awal dilakukan desain proses

pengolahan data seperti terlihat pada Gambar 2. Data hasil preprocessing digunakan sebagai input, kemudian dikonversi dari tipe numerik menjadi binominal melalui operator *Numerical to Binomial*. Operator *FP-Growth* digunakan untuk memperoleh *frequent itemset*, sementara operator *Create Association Rules* berfungsi membentuk aturan asosiasi berdasarkan nilai *support* dan *confidence* yang telah ditetapkan.



Gambar 2. Desain Proses Algoritma FP-Growth dengan RapidMiner

Pengaturan nilai minimum *support* dan *confidence* pada algoritma *FP-Growth* diperlihatkan pada Gambar 3. Parameter min support pada operator *FP-Growth* menunjukkan batas minimum support, sedangkan parameter *min confidence* pada operator *Create Association Rules* menunjukkan batas *minimum confidence*.



Gambar 3. Parameter FP-Growth dan Create Association Rules pada RapidMiner

Hasil *frequent itemset* yang diperoleh melalui algoritma *FP-Growth* disajikan pada Tabel 4. Dengan menggunakan *parameter minimum support* 0,9 dan *minimum confidence* 0,95, algoritma menghasilkan 180 aturan asosiasi. Namun, setelah dilakukan analisis dan seleksi secara manual, hanya 10 aturan utama yang memiliki nilai *support* dan *confidence* tertinggi serta dianggap paling relevan dengan data transaksi. Oleh karena itu, penelitian ini hanya menampilkan 10 aturan asosiasi utama tersebut sebagai hasil akhir analisis.

Tabel 4. Hasil Aturan Asosiasi dengan Algoritma FP-Growth

No.	Premises	Conclusion	Support	Confidence
1	Dandang 1T	Jasmine Renceng 8pcs, Blacktea Box 25pcs	0.970	0.970
2	Dandang 1T	Jasmine Pack 100pcs & Lunchbox, Blacktea Box 25pcs	0.970	0.970
3	Dandang 1T	Dandang 2in1, Blacktea Box 25pcs	0.970	0.970
4	Dandang 1T	Jasmine Renceng 8pcs, Jasmine Pack 100pcs & Lunchbox, Blacktea Box 25pcs	0.970	0.970
5	Dandang 1T	Jasmine Renceng 8pcs, Dandang 2in1, Blacktea Box 25pcs	0.970	0.970
6	Dandang 1T	Jasmine Pack 100pcs & Lunchbox,	0.970	0.970

No.	Premises	Conclusion	Support	Confidence
7	Dandang 1T	Dandang 2in1, Blacktea Box 25pcs Jasmine Renceng 8pcs, Jasmine Pack 100pcs & Lunchbox, Dandang 2in1, Blacktea Box 25pcs	0.970	0.970
8	Jasmine Renceng 8pcs	Blacktea Box 25pcs	0.970	0.985
9	Blacktea Box 25pcs	Jasmine Renceng 8pcs	0.970	0.985
10	Jasmine Pack 100pcs& Lunchbox	Blacktea Box 25pcs	0.970	0.985

Hasil analisis menggunakan *algoritma FP-Growth* menghasilkan sejumlah aturan asosiasi yang dapat dijelaskan sebagai berikut:

- Aturan 1:* Produk Dandang 1T menunjukkan kecenderungan kuat dibeli bersamaan dengan kombinasi Jasmine Renceng 8pcs dan Blacktea Box 25pcs, dengan nilai support sebesar 0,970 dan confidence sebesar 0,970.
- Aturan 2:* Produk Dandang 1T juga ditemukan secara konsisten dibeli bersamaan dengan kombinasi Jasmine Pack 100pcs & Lunchbox dan Blacktea Box 25pcs, yang ditunjukkan oleh nilai support dan confidence masing-masing sebesar 0,970.
- Aturan 3:* Pada beberapa transaksi, muncul pola pembelian Dandang 1T yang diikuti oleh kombinasi Dandang 2in1 dan Blacktea Box 25pcs, dengan nilai support dan

confidence sebesar 0,970, yang menandakan hubungan asosiasi yang kuat antar ketiga produk tersebut.

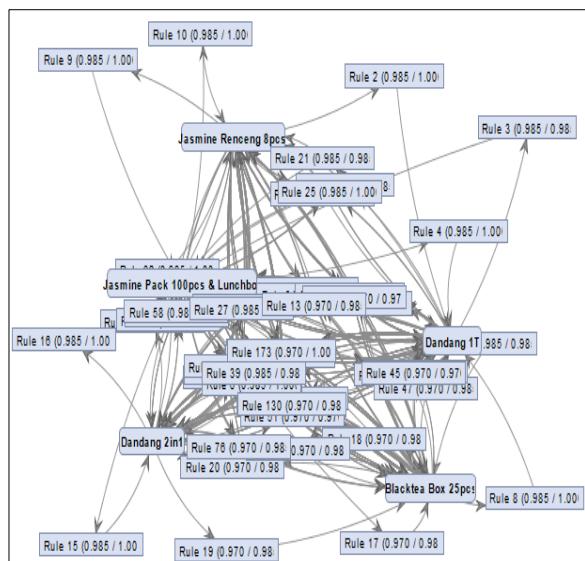
- Aturan 4:* Algoritma juga mengungkap bahwa pembelian Dandang 1T kerap terjadi secara serempak bersama kombinasi Jasmine Renceng 8pcs, Jasmine Pack 100pcs & Lunchbox, dan Blacktea Box 25pcs, dengan nilai support dan confidence masing-masing sebesar 0,970.
- Aturan 5:* Ditemukan pula pola pembelian Dandang 1T yang berasosiasi dengan kombinasi Jasmine Renceng 8pcs, Dandang 2in1, dan Blacktea Box 25pcs, dengan nilai support dan confidence sebesar 0,970, yang menunjukkan kestabilan pola pembelian lintas transaksi konsumen.
- Aturan 6:* Aturan asosiasi lainnya memperlihatkan bahwa Dandang 1T sering dibeli bersamaan dengan kombinasi Jasmine Pack 100pcs & Lunchbox, Dandang 2in1, dan Blacktea Box 25pcs, dengan nilai support dan confidence 0,970.
- Aturan 7:* Kombinasi pembelian terkuat dan paling lengkap terbentuk pada transaksi yang memuat produk Dandang 1T, Jasmine Renceng 8pcs, Jasmine Pack 100pcs & Lunchbox, Dandang 2in1, dan Blacktea Box 25pcs, dengan nilai support sebesar 0,970 dan confidence sebesar 0,970.
- Aturan 8:* Produk Jasmine Renceng 8pcs memiliki kecenderungan tinggi dibeli bersamaan dengan Blacktea Box 25pcs, yang ditunjukkan oleh nilai support sebesar 0,970 dan confidence tertinggi sebesar 0,985.
- Aturan 9:* Hubungan dua arah yang sama

kuat juga terbukti pada pola pembelian berpasangan antara Blacktea Box 25pcs dan Jasmine Renceng 8pcs, dengan nilai support 0,970 dan confidence 0,985, yang menunjukkan keterkaitan pembelian yang sangat konsisten di berbagai transaksi.

- j. *Aturan 10:* Selain itu, pola pembelian stabil juga terlihat pada transaksi yang memuat kombinasi Jasmine Pack 100pcs & Lunchbox dan Blacktea Box 25pcs, ditunjukkan oleh nilai support sebesar 0,970 dan confidence sebesar 0,985, yang memperkuat kecenderungan kedua produk tersebut dibeli secara bersamaan.

AssociationRules			
Association Rules			
[Dandang 1T] -->	[Jasmine Renceng 8pcs, Blacktea Box 25pcs]	(confidence: 0.970)	
[Dandang 1T] -->	[Jasmine Pack 100pcs & Lunchbox, Blacktea Box 25pcs]	(confidence: 0.970)	
[Dandang 1T] -->	[Dandang 2in1, Blacktea Box 25pcs]	(confidence: 0.970)	
[Dandang 1T] -->	[Jasmine Renceng 8pcs, Jasmine Pack 100pcs & Lunchbox, Blacktea Box 25pcs]	(confidence: 0.970)	
[Dandang 1T] -->	[Jasmine Renceng 8pcs, Dandang 2in1, Blacktea Box 25pcs]	(confidence: 0.970)	
[Dandang 1T] -->	[Jasmine Pack 100pcs & Lunchbox, Dandang 2in1, Blacktea Box 25pcs]	(confidence: 0.970)	
[Dandang 1T] -->	[Jasmine Renceng 8pcs, Jasmine Pack 100pcs & Lunchbox, Dandang 2in1, Blacktea Box 25pcs]	(confidence: 0.970)	
[Jasmine Renceng 8pcs] -->	[Blacktea Box 25pcs]	(confidence: 0.995)	
[Blacktea Box 25pcs] -->	[Jasmine Renceng 8pcs]	(confidence: 0.995)	
[Jasmine Pack 100pcs & Lunchbox] -->	[Blacktea Box 25pcs]	(confidence: 0.965)	

Gambar 4. Aturan Asosiasi Algoritma FP-Growth dalam Bentuk Deskripsi dengan RapidMiner



Gambar 5. Grafik Aturan Asosiasi Algoritma FP-Growth dengan RapidMiner

Berdasarkan hasil analisis tersebut dapat diketahui bahwa produk Dandang 1T, Dandang 2in1, dan Jasmine Renceng 8pcs merupakan produk unggulan karena memiliki nilai support dan confidence tertinggi serta sering muncul secara bersamaan dalam transaksi penjualan. Hasil identifikasi produk unggulan tersebut selanjutnya disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Produk Unggulan Berdasarkan Nilai Support dan Confidence Tertinggi

No.	Produk	Support	Confidence
1	Dandang 1T	0.970	0.970
2	Dandang 2in1	0.970	0.970
3	Jasmine Renceng 8pcs	0.970	0.985

Ketiga produk ini menunjukkan adanya hubungan asosiasi yang kuat dan konsisten, yang mengindikasikan bahwa konsumen cenderung membeli produk-produk tersebut secara bersamaan.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan analisis yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa penerapan algoritma *FP-Growth* mampu menghasilkan aturan asosiasi yang menggambarkan hubungan antarproduk dalam data transaksi penjualan di PT Kartini Teh Nasional. Dengan menggunakan nilai *minimum support* sebesar 0,9 dan *minimum confidence* sebesar 0,95, diperoleh total 180 aturan asosiasi, di mana sepuluh di antaranya memiliki nilai tertinggi dan dinilai paling relevan terhadap pola pembelian konsumen.

Nilai *confidence tertinggi* yang mencapai 0,985 menunjukkan adanya keterkaitan yang

sangat kuat antarproduk dalam transaksi penjualan. Berdasarkan hasil tersebut, dapat diidentifikasi bahwa produk Dandang 1T, Dandang 2in1, dan Jasmine Renceng 8pcs merupakan produk unggulan karena ketiganya memiliki nilai *support* dan *confidence* tertinggi serta sering muncul bersamaan dalam transaksi.

Temuan ini menunjukkan bahwa penerapan algoritma *FP-Growth* dapat membantu perusahaan dalam mengenali pola pembelian pelanggan secara lebih mendalam. Pola tersebut dapat dimanfaatkan untuk menyusun strategi promosi yang lebih efektif, mengoptimalkan pengelolaan persediaan, serta merancang paket penjualan yang menarik.

Penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan jumlah data transaksi yang lebih besar serta mencoba membandingkan hasil analisis menggunakan perangkat lunak atau algoritma lain agar hasil yang diperoleh lebih komprehensif dan dapat memperluas penerapan metode data mining dalam bidang analisis penjualan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan rasa terima kasih kepada PT Kartini Teh Nasional atas izin dan penyediaan data transaksi penjualan yang digunakan dalam penelitian ini. Ucapan terima kasih juga disampaikan kepada Institut Widya Pratama atas dukungan serta bimbingan yang diberikan selama proses penyusunan penelitian.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. A. Istiqomah, Y. Astuti, and S. Nurjanah, "Implementasi Algoritma Fp-Growth Dan Apriori Untuk Persediaan Produk," *J. Inform. Polinema*, vol. 8, no. 2, pp. 37–42, 2022.
- [2] T. Febrian, Rino, and H. Wijaya, "Penerapan Data Mining Untuk Menganalisa Data Penjualan Barang Di Swalayan Dengan Menggunakan Algoritma Fp-Growth," *Algor*, vol. 4, no. 2, pp. 98–106, 2023.
- [3] Nurasiah, "Implementasi Algoritma FP-Growth Pada Pengenalan Pola Penjualan," *TIN Terap. Inform. Nusant.*, vol. 1, no. 9, pp. 438–444, 2021.
- [4] F. Syaifulloh, E. Y. Puspaningrum, and M. M. Al Haromainy, "Analisis Pola Pembelian Pelanggan Menggunakan Algoritma Squeezer, Apriori dan FP-Growth Pada Toko Bangunan," *Modem J. Inform. dan Sains Teknol.*, vol. 2, no. 3, pp. 134–147, 2024.
- [5] S. Rihastuti and A. Rosyidi, "Penerapan Algoritma Fp-Growth Untuk Analisa Pola Belanja Konsumen Toko Daffamart," *J. Teknol. Inf.*, vol. 9, no. 2, pp. 126–131, 2023.
- [6] L. Ulfa, S. Rahmatullah, and Irmawati, "Analisa Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Algoritma Fp-Growth Pada Nusa Ricebowl &Burger," *JISAMAR (Journal ...*, vol. 7, no. 2, pp. 388–402, 2023.
- [7] B. Aprellia, S. Lestanti, and S. N. Budiman, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma FP-Growth Untuk Menentukan Pola Pembelian Produk Pada Minimarket Justin Mart," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 2, no. 3, pp. 158–171, 2024.
- [8] Serli and R. E. Saputro, "Penerapan Algoritma FP-Growth Untuk Menentukan Pola Penjualan Najah Mart," *J. Student Res.*, vol. 17, no. 1, pp. 1–19, 2025.
- [9] G. Bayu Atmaja and R. Rachman, "Perbandingan Algoritma Apriori Dan FP-Growth Pada Analisis Perilaku Konsumen Terhadap Pembelian Data Elektronik," vol. 7, no. 1, pp. 298–307, 2025.
- [10] D. Rachmawati, Y. Cahyana, E. E. Awal,

- and S. Faisal, "Perbandingan Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth dalam Menentukan Pola Penjualan Pupuk," *J. Resist. (Rekayasa Sist. Komputer)*, vol. 3, no. 1, pp. 21–31, 2024.
- [11] H. D. Ariyantini, D. Malita Puspita, and A. Triyono, "Implementasi Algoritma Fp-Growth Untuk Rekomendasi Produk Di Toko LM Mart," *J. Ilmu Komput. An Nuur*, vol. 4, no. 1, pp. 1–12, 2024.
- [12] A. P. Sandi and V. W. Ningsih, "Implementasi Data Mining Sebagai Penentu Persediaan Produk Dengan Algoritma Fp-Growth Pada Data Penjualan Sinarmart," *J. Publ. Ilmu Komput. dan Multimed.*, vol. 1, no. 2, pp. 111–122, 2022.
- [13] E. C. Vidiya and G. Testiana, "Analisis Pola Pembelian di Lathansa Cafe & Ramen dengan Menggunakan Algoritma FP-Growth Berbantuan RapidMiner," *G-Tech J. Teknol. Terap.*, vol. 7, no. 3, pp. 1118–1126, 2023.
- [14] T. Triyanto, H. Yulianti, and M. Ikhwani, "Penerapan Data Mining Terhadap Data Penjualan Dengan Menggunakan Algoritma Apriori Pada Toko Citra Utama," *J. Inf. Syst. Applied, Manag. Account. Res.*, vol. 8, no. 2, p. 401, 2024.
- [15] K. Nisa, "Penerapan Data Mining Terhadap Data Transaksi Sebagai Pendukung Informasi Strategi Penjualan Menggunakan Algoritma Apriori," *J. Tek. Inform. UNIKA St. Thomas*, vol. 06, pp. 306–315, 2021.
- [16] A. A. Nenat, Y. P. Kurniawan Kelen, L. P. Gelu, and B. Baso, "IMPLEMENTASI ALGORITMA FP-GROWTH UNTUK MENGETAHUI POLA PENEMPATAN BUKU DI PERPUSTAKAAN DAERAH TTU," vol. 7, no. 2, pp. 408–421, 2025.
- [17] I. A. Darmawan, M. F. Randy, I. Yunianto, M. M. Mutoffar, and M. T. P. Salis, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Menentukan Pola Golongan Penyandang Masalah Kesejahteraan Sosial," *Sebatik*, vol. 26, no. 1, pp. 223–230, 2022.