

# Implementasi Market Basket Analysis dengan Algoritma Frequent Pattern Growth pada Data Transaksional di Electronic Commerce

Athaya Fairuzindah<sup>1</sup>, Istiqomah Rabithah Alam Islami<sup>2</sup>, Nafa Rexa<sup>3</sup>, Silvia Anggraini<sup>4</sup>, Etis Sunandi<sup>5</sup>

<sup>1,2,3,4,5</sup>Statistika, Universitas Bengkulu, Indonesia

Email: <sup>1</sup>athayazindah@gmail.com, <sup>2</sup>rabithahislami2003@gmail.com, <sup>3</sup>nafarexa9@gmail.com, <sup>4</sup>silvia170404@gmail.com, <sup>5</sup>esunandi@unib.ac.id

## ABSTRAK

Pertumbuhan industri *e-commerce* menghasilkan jumlah data transaksi yang sangat besar, sehingga diperlukan teknik analisis data yang efektif untuk mengekstrak pola pembelian pelanggan. Algoritma Frequent Pattern Growth (FP-Growth) merupakan salah satu metode data mining yang dapat digunakan untuk menemukan pola pembelian yang sering muncul tanpa perlu membangkitkan kandidat itemset secara eksplisit. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan dan mengevaluasi kinerja algoritma FP-Growth dalam menganalisis data transaksi *e-commerce* guna mengidentifikasi pola belanja yang berulang. Metode penelitian meliputi pengumpulan data transaksi, pra-pemrosesan data, penerapan algoritma FP-Growth, serta analisis hasil yang diperoleh. Penelitian ini menggunakan *dataset* transaksi *e-commerce* dari toko ritel online berbasis di Inggris dengan total 541.909 data transaksi. Dari hasil penelitian, algoritma Frequent Pattern Growth (FP-Growth) terbukti efisien dalam mengidentifikasi pola transaksi yang sering terjadi. Dengan menggunakan *support* sebesar 1% dan *confidence* sebesar 80%, ditemukan 13 aturan asosiasi yang menunjukkan hubungan antarproduk yang sering dibeli bersamaan. Analisis lebih lanjut menunjukkan bahwa hasil yang diperoleh dapat dimanfaatkan oleh pelaku bisnis *e-commerce* dalam menyusun strategi pemasaran berbasis rekomendasi produk. Kesimpulan dari penelitian ini adalah bahwa algoritma FP-Growth merupakan pendekatan yang efektif dalam mengekstrak pola pembelian dari data transaksi *e-commerce* dalam skala besar.

**Kata Kunci:** *Frequent Pattern Growth*, data transaksional, *e-commerce*, data mining, rekomendasi produk.

## ABSTRACT

The Growth of the *e-commerce* industry has resulted in a massive volume of transaction data, necessitating effective data analysis techniques to extract customer purchasing patterns. The Frequent Pattern Growth (FP-Growth) algorithm is one of the data mining methods that can be used to identify frequently occurring purchase patterns without explicitly generating candidate itemsets. This study aims to implement and evaluate the performance of the FP-Growth algorithm in analyzing *e-commerce* transaction data to identify recurring shopping patterns. The research methodology includes transaction data collection, data preprocessing, FP-Growth algorithm implementation, and result analysis. This study utilizes an *e-commerce* transaction dataset from an online retail store based in the United Kingdom, comprising 541,909 transaction records. The research findings indicate that the FP-Growth algorithm is efficient in identifying frequently occurring transaction patterns. Using a support threshold of 1% and a confidence level of 80%, 13 association rules were discovered, demonstrating relationships between frequently co-purchased products. Further analysis shows that these findings can be leveraged by *e-commerce* businesses to develop marketing strategies based on product recommendations. In conclusion, the FP-Growth algorithm is an effective approach for extracting purchasing patterns from large-scale *e-commerce* transaction data.

**Keywords:** *Frequent Pattern Growth*, transactional data, *e-commerce*, data mining, product recommendation.

## Penulis Korespondensi:

Etis Sunandi

Email: esunandi@unib.ac.id

## Article Info

Diterima: 2 Juni 2025

Direvisi: 9 Juni 2025

Disetujui: 11 Juni 2025

This is an open access article under the [CC BY](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/) license.



## 1. PENDAHULUAN

Penyimpanan dokumen secara digital berkembang dengan pesat seiring meningkatnya penggunaan komputer[1]. Oleh karena itu, walaupun sebagian besar dokumen digital tersimpan dalam bentuk teks dan berbagai algoritma yang efisien untuk pencarian teks telah dikembangkan, teknik pencarian terhadap seluruh isi dokumen yang tersimpan bukanlah solusi yang tepat mengingat pertumbuhan ukuran data yang tersimpan umumnya[2].

Data adalah fakta kasar mengenai orang, tempat, kejadian dan sesuatu yang penting diorganisasikan[3]. Seiring dengan pesatnya perkembangan teknologi, kebutuhan akan pemanfaatan data secara lebih efektif semakin meningkat. Inilah yang melahirkan konsep data mining, sebuah proses eksplorasi dan analisis data dalam jumlah besar untuk menemukan pola, tren, dan informasi yang bermanfaat. Data mining merupakan suatu alat yang memungkinkan para pengguna untuk mengakses secara cepat data dengan jumlah yang besar. Pengertian yang lebih khusus dari data mining, yaitu suatu alat dan aplikasi menggunakan analisis statistik pada data. Data mining menggambarkan sebuah pengumpulan teknik-teknik dengan tujuan untuk menemukan pola-pola yang tidak diketahui pada data yang telah dikumpulkan. Data mining memungkinkan pemakai menemukan pengetahuan dalam data database yang tidak mungkin diketahui keberadaannya oleh pemakai[4]. Data mining merupakan suatu langkah dalam melakukan *Knowledge Discovery in Databases* (KDD). *Knowledge discovery* sebagai suatu proses terdiri atas pembersihan data (*data cleaning*), integrasi data (*data integration*), pemilihan data (*data selection*), transformasi data (*data transformation*), data mining, evaluasi pola (*pattern evaluation*) dan penyajian pengetahuan (*knowledge presentation*)[5].

Electronic Commerce atau *e-commerce* dengan kata lain perdagangan elektronik, merupakan proses jual beli produk atau layanan melalui internet. Di Indonesia baik Electronic Commerce ataupun Social Commerce menjadi terobosan baru dalam transformasi ekonomi digital untuk memberdayakan masyarakat. Namun, kedua model perdagangan ini memiliki beberapa perbedaan dan tantangan tersendiri yang mungkin dihadapi dalam perkembangannya [6]. Salah satu metode yang banyak diterapkan untuk menganalisis pola belanja pelanggan dalam *e-commerce* adalah sistem rekomendasi berbasis *data mining* dan kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence* atau AI) [7]. Sistem ini memungkinkan personalisasi rekomendasi produk berdasarkan preferensi dan riwayat transaksi pelanggan [8].

Dalam *dataset e-commerce*, data transaksi yang dikumpulkan mencakup berbagai variabel penting yang dapat digunakan untuk analisis lebih lanjut. *Dataset* yang digunakan dalam penelitian ini yaitu variabel nomor faktur, kode produk, deskripsi produk, jumlah pembelian, harga per unit, tanggal transaksi, ID pelanggan, dan negara asal pelanggan. Dengan total 541.909 data transaksi, *dataset* ini mencerminkan aktivitas pembelian pelanggan dalam platform *e-commerce* dan dapat digunakan untuk mengidentifikasi pola perilaku pelanggan dalam berbelanja secara daring. Analisis terhadap data ini memungkinkan penyedia layanan *e-commerce* untuk mengoptimalkan strategi pemasaran, meningkatkan pengalaman pelanggan, serta menyusun rekomendasi produk yang lebih relevan [9].

Analisis data *e-commerce* menjadi tantangan tersendiri mengingat jumlah data yang terus bertambah secara eksponensial. Oleh karena itu, diperlukan metode yang efisien dan efektif untuk mengidentifikasi pola pembelian pelanggan agar perusahaan dapat mengambil keputusan bisnis yang lebih strategis. Salah satu teknik yang banyak digunakan dalam analisis pola transaksi adalah *FP-Growth*, kepanjangan dari *Frequent Pattern-Growth*, merupakan algoritma alternatif untuk menemukan himpunan item yang kerap muncul (*frequent itemset*) dalam suatu *dataset*. Algoritma ini menggunakan konsep struktur pohon yang dinamakan *FP-Tree* untuk menemukan *frequent itemset* tanpa perlu menghasilkan kandidat seperti pada algoritma *Apriori* [10]. Dengan *FP-Growth* bisa mengidentifikasi kumpulan data yang paling umum (*frequent item set*) di dalam kumpulan data [11].

*FP-Growth* bekerja menggunakan konsep pembangunan tree, yang biasa disebut *FP-Tree*, dalam pencarian *frequent itemset* Bukan menggunakan generate candidate seperti yang dilakukan pada algoritma *Apriori*. Dengan menggunakan konsep tersebut, algoritma *FP Growth* menjadi lebih cepat daripada algoritma *Apriori*[12]. Oleh sebab itu, algoritma *FP-Growth* sering diterapkan alat analisis yang andal untuk menggali informasi berharga dari data transaksi[13].

Dalam penelitian ini, pendekatan yang digunakan adalah *Market Basket Analysis* (MBA) untuk memungkinkan untuk mengidentifikasi hubungan dan asosiasi antara produk-produk yang dibeli oleh pelanggan secara bersamaan. Metode ini dapat membantu mengidentifikasi item apapun yang sering terjadi bersamaan dalam transaksi untuk menentukan hubungan antara apa yang dibeli oleh pelanggan. *Market Basket Analysis* (MBA) adalah teknik analisis data yang digunakan dalam industri pemasaran dan bisnis untuk menemukan pola pembelian yang mungkin dilakukan oleh pelanggan secara bersamaan [14]. Dengan menggabungkan *FP-Growth* dan *Market Basket Analysis*, penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan informasi yang lebih akurat mengenai pola belanja pelanggan serta memberikan wawasan yang lebih luas bagi pengelola *e-commerce* dalam menyusun strategi bisnis yang lebih efektif.

Selain itu, penggunaan sistem rekomendasi berbasis algoritma *FP-Growth* dapat mencari pola yang sering muncul diantara banyak transaksi, dimana setiap transaksi terdiri dari beberapa item. Sehingga metode ini akan menemukan hubungan antar item Dalam beberapa penelitian, penerapan *FP-Growth* dalam sistem rekomendasi terbukti mampu meningkatkan tingkat konversi

dan kepuasan pelanggan di platform *e-commerce* [15]. Oleh karena itu algoritma FP *Growth* tepat digunakan untuk menangkap pola transaksi.

Implementasi algoritma FP-*Growth* pada data transaksi *e-commerce* bertujuan untuk menemukan pola transaksi yang sering terjadi, sehingga dapat mengidentifikasi hubungan antar produk yang dibeli secara bersamaan. Dengan menganalisis efektivitas algoritma FP-*Growth*, penelitian ini mengevaluasi sejauh mana algoritma tersebut mampu mengidentifikasi pola transaksi dengan efisien dibandingkan metode lainnya, terutama dalam hal kecepatan dan penggunaan memori. Hasil analisis pola transaksi yang diperoleh akan digunakan sebagai dasar dalam memberikan rekomendasi strategis guna meningkatkan efektivitas pemasaran serta pengalaman pelanggan di *platform e-commerce*. Dengan memahami pola pembelian pelanggan, perusahaan dapat mengoptimalkan strategi promosi, meningkatkan personalisasi rekomendasi produk, dan merancang kampanye pemasaran yang lebih tepat sasaran untuk meningkatkan loyalitas serta kepuasan pelanggan.

## 2. METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini menggunakan *dataset "E-commerce Data"* yang berisi catatan transaksi dari toko ritel online berbasis di Inggris antara Desember 2010 hingga Desember 2011 yang akan dianalisis menggunakan metode FP-*Growth*. *Dataset* ini mencakup variabel seperti nomor faktur, kode produk, deskripsi, jumlah pembelian, harga per satuan, tanggal transaksi, ID pelanggan, dan negara asal pelanggan, dengan total 541.909 data. *Dataset* ini merupakan *dataset open access* yang dapat diakses melalui tautan: [kaggle e-commerce data](https://www.kaggle.com/datasets/rajatsharma/e-commerce-data).

Penelitian ini menggunakan aturan asosiasi dengan menggunakan penerapan FP-*Growth*. Aturan asosiasi (*Association rules*) adalah proses dalam data mining untuk menentukan semua aturan asosiatif yang memenuhi syarat minimum *support* dan minimum *confidence* pada sebuah *dataset* [16]. Metode ini digunakan untuk mencari dan menemukan hubungan antar item yang ada pada suatu *dataset* [17]. Pada aturan asosiasi terdapat beberapa ukuran yang digunakan. Ukuran pada aturan asosiasi meliputi *support* dan *confidence* [17]. *Support* merupakan persentase kombinasi item muncul di dalam keseluruhan basis data yang ada. Dengan nilai *support* ini dapat diketahui seberapa sering suatu kombinasi muncul dalam keseluruhan transaksi yang terjadi [18]. Rumus yang digunakan untuk mencari nilai *support* dari satu item adalah sebagai berikut [17]:

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

Sedangkan untuk menentukan *support* dari dua item dapat menggunakan rumus berikut [17]:

$$Support(A, B) = \frac{\text{jumlah transaksi mengandung } A \cap B}{\text{total transaksi}} \quad (2)$$

*Confidence* adalah ukuran yang menunjukkan seberapa besar asosiasi antar 2 produk yang diminta secara bersamaan dari seluruh permintaan yang memuat salah satu barang tersebut [17]. Berikut merupakan rumus untuk menghitung nilai *confidence* [16]:

$$Confidence = P(A|B) = \frac{\text{jumlah transaksi mengandung } A \cap B}{\text{jumlah transaksi mengandung } A} \quad (3)$$

*Frequent Pattern Growth* (FP-*Growth*) adalah salah satu alternatif algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (*frequent itemset*) dalam sebuah kumpulan data. Pada algoritma FP-*Growth* menggunakan konsep pembangunan *tree*, yang biasa disebut FP-*Tree*, dalam pencarian *frequent itemset* bukan menggunakan *generate candidate* seperti yang dilakukan pada algoritma Apriori. Dengan menggunakan konsep tersebut, algoritma FP-*Growth* menjadi lebih cepat daripada algoritma Apriori. Algoritma FP-*Growth* memiliki tahapan-tahapan yang harus dilewati agar dapat memberikan hasil yang maksimal, tahapan-tahapan tersebut yaitu [19]:

1. Tahap pembangkitan *conditional pattern base*.
2. Tahap pembangkitan *conditional FP-Tree*.
3. Tahap pencarian *frequent itemset*.

Penelitian ini dilakukan menggunakan bahasa pemrograman R di Rstudio dengan langkah-langkah analisis sebagai berikut:

1. Melakukan *pre-processing* data dengan penanganan *missing value* serta menggabungkan item yang dibeli dalam satu faktur oleh pelanggan yang sama.
2. Penggabungan data variabel “*Description*” berdasarkan faktur yang sama
3. Memastikan variabel “*Description*” unik
4. Memastikan variabel “*StockCode*” dan “*Description*” merupakan kunci primer.
5. Membentuk data transaksi dengan menerapkan metode analisis FP-*Growth* yang memiliki *support* 1% dan *confidence* sebesar 80%.
6. Lakukan identifikasi item yang memiliki keterkaitan satu sama lain berdasarkan hasil FP-*Growth* atau pencarian *frequent itemset*.
7. Interpretasikan hasil aturan asosiasi yang didapatkan.
8. Berikan rekomendasi setiap aturan asosiasi yang didapatkan.
9. Membuat kesimpulan

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Langkah pertama yang dapat dilakukan untuk melakukan analisis market basket pada *e-commerce* data adalah dengan melakukan *Pre-Processing* data. Dimana *Pre-Processing* data ini mencakup penanganan pada *missing value* dan menggabungkan beberapa item yang dibeli pada waktu yang sama dengan *customer* yang sama. Berikut merupa tampilan 6 data awal yang digunakan pada penelitian ini:

Tabel 1. Tampilan data

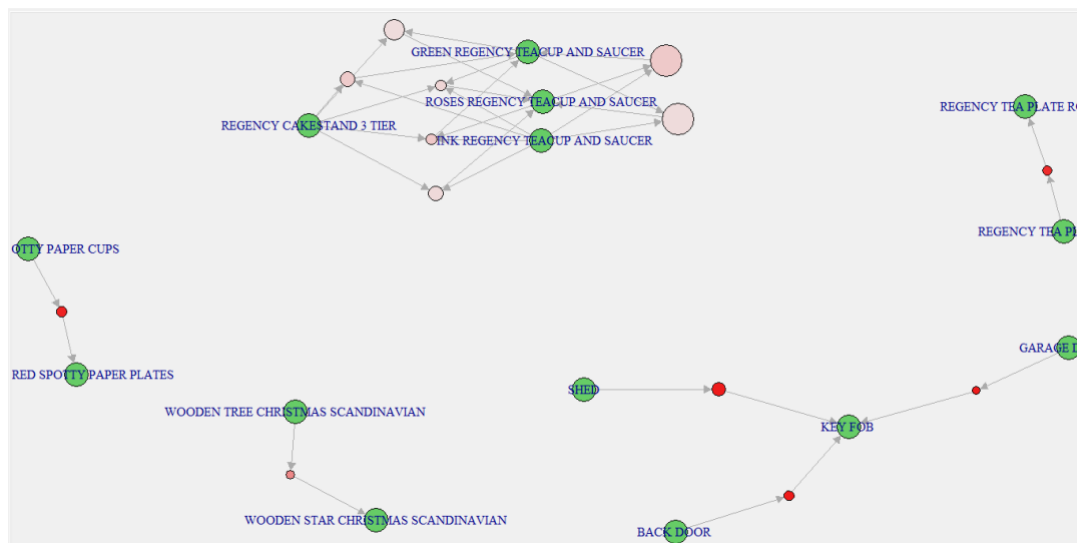
InvoiceNo	StockCode	Description	Quantity	InvoiceDate	UnitPrice	CustomerID	Country
536365	85123A	White Hanging Heart T-Light Holder	6	12/1/2010 8:26	2.55	17850	United Kingdom
536365	71053	White Metal Lantern	6	12/1/2010 8:26	3.39	17850	United Kingdom
536365	84406B	Cream Cupid Hearts Coat Hanger	8	12/1/2010 8:26	2.75	17850	United Kingdom
536365	84029G	Knitted Union Flag Hot Water Bottle	6	12/1/2010 8:26	3.39	17850	United Kingdom
536365	84029E	Red Woolly Hottie White Heart.	6	12/1/2010 8:26	3.39	17850	United Kingdom
536365	22752	Set 7 Babushka Nesting Boxes	2	12/1/2010 8:26	7.65	17850	United Kingdom

Berdasarkan tabel dapat terlihat bahwa terdapat beberapa nomor invoice yang sama, sehingga langkah selanjutnya adalah dengan menggabungkan beberapa nomor invoice yang sama menjadi satu. Langkah yang dapat dilakukan dengan penggabungan variabel "Description" berdasarkan nomor invoice. Melakukan penggabungan tersebut dapat dilakukan jika data yang digunakan sudah bersih di mana StockCode sudah tidak ada yang duplikat dan Description haruslah unique. Langkah tersebut dapat dengan melakukan join antar 2 *dataset*. *Dataset* pertama merupakan *dataset* keseluruhan di mana *dataset* ini merupakan *dataset* awal yang sudah diamputasi missing value-nya. *Dataset* kedua merupakan kunci primer yang terdiri atas StockCode dan Description yang sudah *unique*. Setelah melakukan proses penggabungan, didapatkan data berupa list sebagai berikut:

Tabel 2. Daftar data pembelian

No	Items
1	White Hanging Heart T-Light Holder
2	White Metal Lantern
3	Cream Cupid Hearts Coat Hanger
4	Knitted Union Flag Hot Water Bottle
5	Red Woolly Hottie White Heart.
6	Set 7 Babushka Nesting Boxes

Setelah mendapatkan data berupa jenis pembelanjaan, langkah selanjutnya adalah dengan membentuk data tersebut menjadi jenis transaksi. Dengan menggunakan FP-Growth dengan *support* sebesar 1% dan *confidence* sebesar 80% didapatkan hasil FP-Tree sebagai berikut:



Gambar 1. FP-Tree pembelian items

Berdasarkan FP-Tree terlihat bahwa terdapat beberapa *frequent itemset* yang memiliki keterkaitan satu sama lain, hal ini menunjukkan adanya aturan asosiasi pada data *e-commerce*. Dengan adanya FP-Tree memungkinkan untuk memperoleh *frequent itemsets* secara langsung, sehingga proses analisis menjadi lebih cepat dan dapat meminimalisir jumlah pembacaan *dataset* secara berulang-ulang dibandingkan dengan Apriori. Dengan menggunakan *support* sebesar 1% dan minimum *confidence* sebesar 80%, didapatkan aturan asosiasi sebagai berikut:

Tabel 3. Hasil aturan asosiasi

Lhs	Rhs	Support	Confidence	Count
{Set/6 Red Spotty Paper Cups}	=> {Set/6 Red Spotty Paper Plates}	0.01063542	0.8280702	236
{Regency Tea Plate Green}	=> {Regency Tea Plate Roses}	0.01045516	0.8436364	232
{Garage Design}	=> {Key Fob}	0.01000451	1.0000000	222
{Back Door}	=> {Key Fob}	0.01059036	1.0000000	235
{Wooden Tree Christmas Scandinavian}	=> {Wooden Star Christmas Scandinavian}	0.01022983	0.8194946	227
{Shed}	=> {Key Fob}	0.01203245	1.0000000	267
{Green Regency Teacup And Saucer, Pink Regency Teacup And Saucer}	=> {Roses Regency Teacup And Saucer}	0.01789094	0.8428875	397
{Pink Regency Teacup And Saucer, Roses Regency Teacup And Saucer}	=> {Green Regency Teacup And Saucer}	0.01789094	0.8802661	397
{Pink Regency Teacup And Saucer, Regency Cakestand 3 Tier}	=> {Green Regency Teacup And Saucer}	0.01234790	0.8589342	274
{Pink Regency Teacup And Saucer, Regency Cakestand 3 Tier}	=> {Roses Regency Teacup And Saucer}	0.01221271	0.8495298	271
{Green Regency Teacup And Saucer, Regency Cakestand 3 Tier}	=> {Roses Regency Teacup And Saucer}	0.01424065	0.8250653	316
{Green Regency Teacup And Saucer, Pink Regency Teacup And Saucer, Regency Cakestand 3 Tier}	=> {Roses Regency Teacup And Saucer}	0.01086075	0.8795620	241
{Pink Regency Teacup And Saucer, Regency Cakestand 3 Tier, Roses Regency Teacup And Saucer}	=> {Green Regency Teacup And Saucer}	0.01086075	0.8892989	241

Berdasarkan tabel didapatkan hasil berupa 13 asosiasi dengan *confidence* di atas dari 80%. Pada aturan 1 didapatkan bahwa jika membeli Set/6 Red Spotty Paper Cups maka cenderung akan membeli Set/6 Red Spotty Paper Plates, sehingga pada kondisi ini *e-commerce* dapat menampilkan barang yang disarankan berupa Set/6 Red Spotty Paper Plates jika seseorang mencari Set/6 Red Spotty Paper Cups. Aturan 2 menyatakan jika membeli Regency Tea Plate Green maka cenderung akan membeli Regency Tea Plate Roses, sehingga pada kondisi ini *e-commerce* dapat menampilkan barang yang disarankan berupa Regency Tea Plate Roses jika seseorang mencari Regency Tea Plate Green.

Pada aturan 3 menyatakan jika membeli Garage Design maka cenderung akan membeli Key Fob, sehingga pada kondisi ini toko pada *e-commerce* dapat membuat paket *bundle* berupa Garage Design dengan Key Fob. Pada aturan 4 menyatakan jika membeli Back Door maka cenderung akan membeli Key Fob, sehingga pada kondisi ini toko pada *e-commerce* dapat membuat paket *bundle* berupa Back Door dengan Key Fob. Pada aturan 5 menyatakan jika membeli Wooden Tree Christmas Scandinavian maka cenderung akan membeli Wooden Star Christmas Scandinavian, sehingga pada kondisi ini toko pada *e-commerce* dapat membuat paket *bundle* Christmas Scandinavian yang terdiri atas wooden tree dan wodeen star. Pada aturan 6 menyatakan jika membeli Shed maka cenderung akan membeli Key Fob, sehingga pada kondisi ini toko pada *e-commerce* dapat membuat paket *bundle* berupa Shed dengan Key Fob.

Pada aturan 7 menyatakan jika membeli Green Regency Teacup beserta Saucer dan Pink Regency Teacup beserta Saucer maka cenderung akan membeli Roses Regency Teacup beserta Saucer, sehingga dapat dilakukan berupa penampilan notifikasi saat pelanggan menambahkan barang Green Regency Teacup beserta Saucer dan Pink Regency Teacup ke dalam keranjang, notifikasi yang diguna berupa notifikasi ajakan untuk melengkapi koleksi Regency Teacup beserta Saucer berupa varian Roses. Pada aturan 8 menyatakan jika membeli Pink Regency Teacup beserta Saucer dan Roses Regency Teacup beserta Saucer maka cenderung akan membeli Green Regency Teacup beserta Saucer, sehingga dapat dilakukan berupa penampilan notifikasi saat pelanggan menambahkan barang Pink Regency Teacup beserta Saucer dan Roses Regency Teacup ke dalam keranjang, notifikasi yang diguna berupa notifikasi ajakan untuk melengkapi koleksi Regency Teacup beserta Saucer berupa varian Green. Pada aturan 9 menyatakan jika membeli Pink Regency Teacup And Saucer dan Regency Cakestand 3 Tier maka cenderung akan membeli Green Regency Teacup beserta Saucer, sehingga langkah yang dapat dilakukan adalah dengan mengirimkan email marketing pada pelanggan yang telah membeli Pink Regency Teacup And Saucer dan Regency Cakestand 3 Tier berupa penawaran khusus atau informasi mengenai Green Regency Teacup beserta Saucer. Pada aturan 10 menyatakan jika membeli Pink Regency Teacup beserta Saucer dan Regency Cakestand 3 Tier maka cenderung akan membeli Roses Regency Teacup beserta Saucer, sehingga langkah yang dapat dilakukan adalah dengan mengirimkan email marketing pada pelanggan yang telah membeli Pink Regency Teacup And Saucer dan Regency Cakestand 3 Tier berupa penawaran khusus atau informasi mengenai Roses Regency Teacup beserta Saucer. Pada aturan 11 menyatakan jika membeli Green Regency Teacup beserta Saucer dan Regency Cakestand 3 Tier maka cenderung akan membeli Roses Regency Teacup beserta Saucer, sehingga langkah yang dapat dilakukan adalah dengan

mengirimkan email marketing pada pelanggan yang telah membeli Green Regency Teacup beserta Saucer dan Regency Cakestand 3 Tier berupa penawaran khusus atau informasi mengenai Roses Regency Teacup beserta Saucer.

Pada aturan 12 menyatakan jika membeli Green Regency Teacup beserta Saucer, Pink Regency Teacup beserta Saucer, dan Regency Cakestand 3 Tier maka cenderung akan membeli Roses Regency Teacup beserta Saucer, sehingga langkah yang tepat yang dapat dilakukan adalah dengan melakukan pengelolaan persediaan antara keempat produk tersebut. Dan pada aturan 13 menyatakan jika membeli Pink Regency Teacup beserta Saucer, Regency Cakestand 3 Tier, dan Roses Regency Teacup beserta Saucer maka cenderung akan membeli Green Regency Teacup And Saucer, sehingga langkah yang tepat yang dapat dilakukan adalah dengan melakukan pengelolaan persediaan antara keempat produk tersebut.

Penelitian ini memiliki keterbatasan, yaitu usia *dataset* yang digunakan. Data yang digunakan berasal dari tahun 2010 hingga tahun 2011 yang mana kurang relevan dengan kondisi dan perilaku *customer* saat ini, mengingat dinamika *e-commerce* yang terus berkembang. Oleh karena itu, hasil temuan dalam penelitian ini sebaiknya tidak langsung digeneralisasi tanpa mempertimbangkan pengaruh waktu dan perkembangan data-data terbaru.

#### 4. KESIMPULAN

Penelitian ini mengimplementasikan algoritma *Frequent Pattern Growth* (FP-Growth) dalam menganalisis pola transaksi *e-commerce* dan mengevaluasi efektivitasnya dalam menemukan hubungan antarproduk yang sering dibeli bersama. Dengan menggunakan *dataset* transaksi dari toko ritel online berbasis di Inggris yang berisi 541.909 transaksi, penelitian ini berhasil mengidentifikasi 13 aturan asosiasi yang menunjukkan pola pembelian pelanggan dengan tingkat akurasi yang tinggi. Dengan menerapkan *support* sebesar 1% dan *confidence* sebesar 80% didapatkan hasil berupa 13 aturan asosiasi. Aturan tersebut adalah jika membeli Set/6 Red Spotty Paper Cups maka cenderung akan membeli Set/6 Red Spotty Paper Plates. Jika membeli Regency Tea Plate Green maka cenderung akan membeli Regency Tea Plate Roses. Jika membeli Garage Design maka cenderung akan membeli Key Fob. Jika membeli Back Door maka cenderung akan membeli Key Fob. Jika membeli Wooden Tree Christmas Scandinavian maka cenderung akan membeli Wooden Star Christmas Scandinavian. Jika membeli Shed maka cenderung akan membeli Key Fob. Dan lainnya hingga jika membeli Pink Regency Teacup beserta Saucer, Regency Cakestand 3 Tier, dan Roses Regency Teacup beserta Saucer maka cenderung akan membeli Green Regency Teacup And Saucer.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Universitas Bengkulu, khususnya Program Studi Statistika, atas dukungan dan fasilitas yang diberikan selama proses penelitian ini. Penghargaan yang tulus juga disampaikan kepada dosen pembimbing atas bimbingan, saran, serta masukan berharga yang sangat berkontribusi dalam penyempurnaan manuskrip ini. Selain itu, penulis mengapresiasi kerja sama serta bantuan dari rekan-rekan sejawat dalam proses pengolahan dan analisis data. Penulis juga berterima kasih kepada penyedia data yang telah memberikan akses terhadap *dataset* transaksi *e-commerce* yang digunakan dalam penelitian ini. Akhirnya, apresiasi diberikan kepada semua pihak, baik individu maupun organisasi, yang secara langsung maupun tidak langsung turut berkontribusi dalam penyelesaian penelitian dan artikel ini.

#### REFERENSI

- [1] Y. Rahmanto, A. Rifaini, S. Samsugi, dan S. D. Riskiono, "Sistem Monitoring pH Air Pada Aquaponik Menggunakan Mikrokontroler Arduino UNO," *Jurnal Teknologi dan Sistem Tertanam*, vol. 1, no. 1, pp. 23–28, 2020.
- [2] A. Surahman, B. Aditama, M. Bakri, dan R. Rasna, "Sistem Pakan Ayam Otomatis Berbasis Internet of Things," *Jurnal Teknologi dan Sistem Tertanam*, vol. 2, no. 1, pp. 13–20, 2021.
- [3] S. Samsugi, A. Nurkholis, B. Permatasari, A. Candra, dan A. B. Prasetyo, "Internet of Things Untuk Peningkatan Pengetahuan Teknologi Bagi Siswa," *Journal of Technology and Social for Community Service (JTSCS)*, vol. 2, no. 2, p. 174, 2021.
- [4] C. Zai, "Implementasi Data Mining sebagai Pengolahan Data," *Jurnal Portal Data*, vol. 2, no. 3, 2022.
- [5] H. D. Wijaya dan S. Dwiasnati, "Implementasi Data Mining dengan Algoritma Naïve Bayes pada Penjualan Obat," *Jurnal Informatika*, vol. 7, no. 1, pp. 1–7, 2020.
- [6] F. M. Maghfiroh, S. A. Natalina, & R. Efendi, "Transformasi Ekonomi Digital : *Connection Integration E-commerce dan S-Commerce* dalam Upaya perkembangan ekonomi berkelanjutan," *Prosiding Seminar Nasional*, vol 2, no 1, 2023, 1-10.
- [7] Carrie, *E-commerce Data*, kaggle, 12 Desember 2018, [Online]. Tersedia : <https://www.kaggle.com/datasets/carrie1/ecommerce-data/code>
- [8] A. Febiyanto, A. Faqih, R. Herdiyana, N. D. Nuris, & R. Narasati, "Penerapan algoritma *FP-Growth* untuk menentukan pola penjualan produk elektronik," *Jurnal mahasiswa teknik informatika*, vol. 7, no 6, Desember 2023, 3907-3912.
- [9] A. Ardianto, D. Fitriana, "Penerapan algoritma *FP-Growth* rekomendasi trens penjualan atk pada cv. Fajar sukses abadi," *Jurnal telekomunikasi dan komputer*, vol. 9, no. 1, April 2019, 49-50.
- [10] A. S. Khadijah, A. F. Waluyo, "Implementasi Algoritma *FP Growth* Untuk Menganalisis Pola Pembelian Konsumen Balcos Compound," *Jurnal ilmiah teknik informatika dan sistem informasi*, vol. 13, no. 3, Desember 2024: 2450-2463.
- [11] L. Holpiani, F. Putrawansyah, & S. Muntari, "Implementasi algoritma *FP Growth* untuk menganalisa pola penjualan kue pada toko dapur bunda," *Jurnal informatika & rekayasa elektronika*, vol. 7, no. 1, April 2024,34-42.

- 
- [12] M. Hafiz, T. Novita, D. Guswandi, H. Syahputra, & L. Mayola, "Implementasi data mining menggunakan algoritma FP *Growth* untuk menganalisa transaksi penjualan ekspor online," *Jurnal teknologi dan sistem informasi bisnis*, vol. 5, no. 3, Juli 2023, 242-249.
- [13] A. H. Talia, N. Suarna, & D. Pratama, "Penerapan algoritma FP *Growth* dalam analisis pola transaksi untuk optimalitas pengolahan data transaksi di toko lisa," *Jurnal Kecerdasan Buatan dan Teknologi Informasi*, vol. 3, no. 1, Januari 2024, 23-36.
- [14] A. H. Wibowo, K. A. Sekarjati, I. Mustofa, N. S. Makhulina, & R. Dewangga, "Penerapan *Association Rule-Market Basket Analysis* (AR-MBA) Dalam Menentukan Strategi *Product Bundling*: Studi Kasus Pada Minimarket AKPRIND MART," *Jurnal Teknik Industri Terintegrasi*, vol. 7, no. 1, 2024, 379-386.
- [15] M. A. Saifudin, H. E. Wahanani, & A. Junaidi, "Implementasi algoritma asosiasi FP *Growth* dan klasifikasi K *Means* terhadap pola pembelian konsumen di *marketplace* shopee," *Jurnal mahasiswa teknik informatika*, vol. 8, no. 1, Februari 2024, 764-771.
- [16] J. A. Jenderal Yani No and S. Selatan, "Penerapan Algoritma FP-Growth Untuk Menentukan Pola Pengambilan Treatment," Bulan Oktober, 2022.
- [17] E. Munanda and S. Monalisa, "Penerapan Algoritma Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Untuk Penentuan Tataletak Barang 1," *Jurnal Ilmiah Rekayasa dan Manajemen Sistem Informasi*, vol. 7, no. 2, pp. 173-184, 2021.
- [18] M. Yudho Ardianto and S. Adinugroho, "Penentuan Tata Letak Produk menggunakan Algoritma FP-Growth pada Toko ATK," 2021.
- [19] Nurasih, "Implementasi Algoritma FP-Growth Pada Pengenalan Pola Penjualan. Jurnal Terapan Informasi Nusantara," *Jurnal terapan informatika nusantara*, vol. 1, no. 9, Februari 2021 438-3444.