

## Penerapan Algoritma FP-Growth pada Online Retail untuk Optimasi Paket Penjualan

<sup>1</sup>Moch. Alwi Maosul, <sup>2</sup>Faris Izdhihar Triarso, <sup>3</sup>Adam Hermawan, <sup>4</sup>Mufidah Karimah

<sup>1234</sup>Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pamulang, Tangerang Selatan, Indonesia

<sup>1</sup>[alwimaosul7@gmail.com](mailto:alwimaosul7@gmail.com), <sup>2</sup>[faris.izdhihar@gmail.com](mailto:faris.izdhihar@gmail.com), <sup>3</sup>[adamhermawan098@unpam.ac.id](mailto:adamhermawan098@unpam.ac.id), <sup>4</sup>[dosen02829@unpam.ac.id](mailto:dosen02829@unpam.ac.id)

### Abstract

*This study applies the FP-Growth algorithm to identify customer purchasing patterns and generate product bundling recommendations using the Market Basket Analysis approach. The research utilizes the Online Retail II dataset obtained from Kaggle, which contains online retail transaction data from a United Kingdom-based company. The study follows the Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) framework, consisting of Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modeling, Evaluation, and Deployment stages. Data preprocessing was performed by removing missing values, canceled transactions, invalid records, duplicate data, and non-product codes, resulting in 391,150 valid transaction records. The cleaned data were transformed into basket transaction format and processed using the FP-Growth algorithm. The resulting association rules were evaluated using support, confidence, and lift metrics. The findings indicate that the combination of JUMBO BAG RED RETROSPOT and JUMBO BAG PINK POLKADOT achieved the highest support value of 2.97%, while the Regency Tea Plate product group produced the highest lift value of 66.37, indicating a very strong purchasing relationship. These results demonstrate that FP-Growth can effectively discover purchasing patterns and provide valuable recommendations to support product bundling and cross-selling strategies in retail businesses.*

**Keywords:** Market Basket Analysis, FP-Growth, Association Rules, Product Bundling, Online Retail

### Abstrak

Penelitian ini menerapkan algoritma FP-Growth untuk mengidentifikasi pola pembelian pelanggan dan menghasilkan rekomendasi paket penjualan menggunakan pendekatan Market Basket Analysis. Dataset yang digunakan adalah Online Retail II yang diperoleh dari Kaggle dan berisi data transaksi perusahaan ritel online berbasis di Inggris. Penelitian dilaksanakan dengan mengacu pada kerangka kerja Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) yang terdiri atas tahap Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modeling, Evaluation, dan Deployment. Proses pembersihan data dilakukan dengan menghapus nilai yang hilang, transaksi pembatalan, data tidak valid, data duplikat, serta kode non-produk sehingga diperoleh 391.150 transaksi valid. Data yang telah dibersihkan kemudian ditransformasikan ke dalam format basket transaction dan dianalisis menggunakan algoritma FP-Growth. Aturan asosiasi yang dihasilkan dievaluasi menggunakan metrik support, confidence, dan lift. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi JUMBO BAG RED RETROSPOT dan JUMBO BAG PINK POLKADOT memiliki nilai support tertinggi sebesar 2,97%, sedangkan kelompok produk Regency Tea Plate menghasilkan nilai lift tertinggi sebesar 66,37 yang menunjukkan hubungan pembelian yang sangat kuat. Hasil penelitian membuktikan bahwa algoritma FP-Growth mampu menemukan pola pembelian pelanggan dan menghasilkan rekomendasi paket penjualan yang dapat mendukung strategi bundling dan cross-selling pada bisnis ritel.

**Kata Kunci:** Market Basket Analysis, FP-Growth, Aturan Asosiasi, Paket Penjualan, Ritel Online.

### A. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi telah mendorong pertumbuhan bisnis ritel berbasis digital yang menghasilkan data transaksi dalam jumlah besar setiap harinya. Data tersebut tidak hanya berfungsi sebagai catatan operasional perusahaan, tetapi juga mengandung informasi berharga yang dapat dimanfaatkan untuk memahami perilaku pembelian pelanggan. Pemanfaatan data transaksi secara optimal memungkinkan perusahaan memperoleh wawasan mengenai kebiasaan konsumen,

pola pembelian produk, serta peluang peningkatan penjualan melalui strategi pemasaran yang lebih tepat sasaran. Namun, besarnya volume data yang tersimpan sering kali belum dimanfaatkan secara maksimal untuk menghasilkan informasi yang mendukung pengambilan keputusan bisnis.

Salah satu pendekatan yang banyak digunakan untuk menggali pengetahuan dari data transaksi adalah data mining. Dalam konteks bisnis ritel, data mining dapat digunakan untuk menemukan pola hubungan antarproduk yang dibeli pelanggan dalam satu transaksi. Informasi

tersebut sangat penting karena dapat membantu perusahaan dalam menyusun strategi bundling produk, cross-selling, penataan katalog produk, hingga pengembangan sistem rekomendasi yang mampu meningkatkan nilai transaksi pelanggan. Oleh karena itu, diperlukan suatu metode yang mampu mengidentifikasi keterkaitan antarproduk secara efektif berdasarkan data historis transaksi.

Market Basket Analysis (MBA) merupakan teknik data mining yang digunakan untuk menganalisis pola pembelian konsumen dengan mengidentifikasi produk-produk yang sering muncul secara bersamaan dalam suatu transaksi. Teknik ini menghasilkan aturan asosiasi yang menggambarkan hubungan antarproduk sehingga dapat digunakan sebagai dasar dalam menentukan kombinasi produk yang potensial untuk ditawarkan kepada pelanggan. Salah satu algoritma yang banyak digunakan dalam Market Basket Analysis adalah FP-Growth (Frequent Pattern Growth). Algoritma ini mampu menemukan frequent itemset secara efisien melalui pembentukan struktur FP-Tree tanpa perlu menghasilkan kandidat itemset secara berulang, sehingga lebih sesuai untuk mengolah data transaksi dalam jumlah besar dibandingkan metode asosiasi konvensional.

Penelitian ini menggunakan dataset Online Retail II yang berisi data transaksi perusahaan ritel online berbasis di Inggris selama periode Desember 2010 hingga Desember 2011. Setelah melalui proses pembersihan data yang meliputi penghapusan nilai Customer ID yang kosong, transaksi retur, data duplikat, serta kode non-produk, diperoleh sebanyak 391.150 baris transaksi valid yang digunakan dalam proses analisis. Hasil eksplorasi data menunjukkan bahwa sebanyak 92,9% transaksi berasal dari pelanggan di United Kingdom, sehingga pola yang dihasilkan merepresentasikan perilaku pembelian mayoritas pelanggan perusahaan tersebut.

Analisis awal juga menunjukkan bahwa beberapa produk memiliki tingkat penjualan yang tinggi, seperti WORLD WAR 2 GLIDERS ASSTD DESIGNS, JUMBO BAG RED RETROSPOT, dan ASSORTED COLOUR BIRD ORNAMENT. Namun demikian, tingginya jumlah penjualan suatu produk belum tentu menunjukkan adanya hubungan pembelian yang kuat dengan produk lainnya. Oleh karena itu, diperlukan analisis lebih lanjut untuk mengidentifikasi kombinasi produk yang benar-benar sering dibeli secara bersamaan oleh pelanggan.

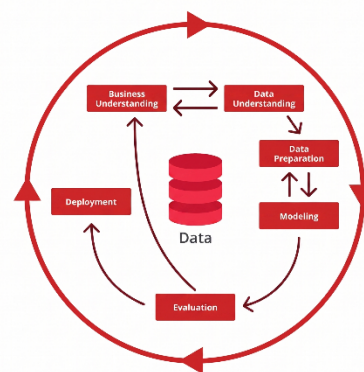
Penerapan algoritma FP-Growth pada penelitian ini berhasil menemukan sejumlah pola asosiasi yang memiliki nilai support, confidence, dan lift yang tinggi. Salah satu temuan penting adalah keterkaitan yang sangat kuat pada kelompok produk Regency Tea Plate. Aturan asosiasi yang terbentuk menunjukkan nilai confidence mencapai 93,91% dan nilai lift sebesar 66,37. Nilai tersebut mengindikasikan bahwa pelanggan yang membeli salah satu produk dalam kelompok tersebut memiliki kecenderungan yang sangat tinggi untuk membeli produk terkait lainnya dalam transaksi yang sama. Temuan ini menunjukkan adanya

peluang besar untuk menerapkan strategi bundling produk sebagai upaya meningkatkan efektivitas penjualan.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini dilakukan untuk menerapkan algoritma FP-Growth pada dataset Online Retail II guna menemukan pola pembelian pelanggan yang dapat digunakan sebagai dasar optimasi paket penjualan. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan rekomendasi kombinasi produk yang memiliki hubungan kuat sehingga dapat dimanfaatkan oleh perusahaan dalam menyusun strategi pemasaran yang lebih efektif dan meningkatkan nilai transaksi pelanggan.

## B. METODE

Penelitian ini menerapkan teknik Market Basket Analysis (MBA) dengan algoritma FP-Growth untuk menemukan pola pembelian pelanggan dan menghasilkan rekomendasi paket penjualan berdasarkan data transaksi ritel. Metodologi penelitian mengacu pada kerangka kerja Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) yang terdiri atas enam tahapan, yaitu Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modeling, Evaluation, dan Deployment. Penggunaan CRISP-DM dipilih karena mampu memberikan alur kerja yang sistematis dalam proses penggalian pengetahuan dari data hingga menghasilkan rekomendasi yang dapat diterapkan pada kebutuhan bisnis.



Gambar 1. Diagram Alur CRISP-DM

### Business Understanding

Tahap Business Understanding bertujuan untuk memahami permasalahan bisnis serta menentukan tujuan yang ingin dicapai melalui proses data mining. Pada penelitian ini, perusahaan menghadapi tantangan dalam menentukan kombinasi produk yang berpotensi meningkatkan penjualan melalui strategi bundling. Selama ini keputusan penyusunan paket produk umumnya dilakukan berdasarkan intuisi atau pengalaman bisnis tanpa didukung oleh analisis data transaksi yang mendalam.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola pembelian pelanggan melalui Market Basket Analysis sehingga dapat ditemukan kombinasi produk yang sering dibeli secara bersamaan. Informasi tersebut kemudian digunakan sebagai dasar dalam menyusun rekomendasi paket penjualan yang lebih efektif untuk mendukung strategi cross-selling dan meningkatkan nilai transaksi pelanggan.

### Data Understanding

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah Online Retail II yang diperoleh dari platform Kaggle. Dataset tersebut berisi seluruh transaksi perusahaan ritel online yang berbasis di Inggris selama periode Desember 2010 hingga Desember 2011. Perusahaan tersebut menjual berbagai produk hadiah dan perlengkapan rumah tangga kepada pelanggan individu maupun pelanggan grosir.

Atribut	Deskripsi
Invoice	Nomor transaksi
StockCode	Kode produk
Description	Nama produk
Quantity	Jumlah produk
InvoiceDate	Tanggal transaksi
Price	Harga satuan produk
Customer ID	Identitas pelanggan
Country	Negara pelanggan

Data awal terdiri dari 541.910 baris transaksi dengan delapan atribut utama, yaitu Invoice, StockCode, Description, Quantity, InvoiceDate, Price, Customer ID, dan Country. Atribut Invoice digunakan untuk mengidentifikasi transaksi, sedangkan Description berisi nama produk yang dibeli pelanggan. Informasi Quantity dan Price digunakan untuk mengetahui jumlah serta nilai pembelian produk, sementara Customer ID dan Country digunakan untuk mengidentifikasi pelanggan dan lokasi asal pelanggan.

Tahap eksplorasi data menunjukkan bahwa sebagian besar transaksi berasal dari pelanggan yang berada di United Kingdom dengan proporsi sekitar 92,9% dari total transaksi. Selain itu, ditemukan beberapa produk dengan tingkat penjualan yang tinggi, seperti WORLD WAR 2 GLIDERS ASSTD DESIGNS, JUMBO BAG RED RETROSPOT, dan ASSORTED COLOUR BIRD ORNAMENT. Hasil eksplorasi ini memberikan gambaran awal mengenai karakteristik data sebelum dilakukan proses analisis lebih lanjut.

### Data Preparation

Tahap Data Preparation dilakukan untuk menghasilkan dataset yang bersih dan siap digunakan dalam proses pembentukan pola asosiasi. Proses pertama dilakukan dengan menghapus seluruh data yang memiliki nilai Customer ID kosong. Langkah ini bertujuan untuk memastikan bahwa setiap transaksi dapat dikaitkan dengan pelanggan yang valid.

Selanjutnya dilakukan pembersihan terhadap transaksi yang tidak merepresentasikan pembelian normal, seperti transaksi pembatalan atau retur yang ditandai dengan kode invoice yang diawali huruf "C". Selain itu, data yang memiliki nilai Quantity kurang dari atau sama dengan nol serta Price kurang dari atau sama dengan nol juga dihapus karena dianggap sebagai data anomali yang dapat memengaruhi hasil analisis.

Tahap berikutnya adalah menghapus data duplikat untuk menghindari penghitungan transaksi yang berulang. Setelah itu dilakukan penyaringan terhadap kode-kode non-produk, seperti kode administrasi, biaya pengiriman, diskon, dan transaksi internal lainnya yang tidak merepresentasikan produk yang dijual kepada pelanggan.

Hasil dari proses pembersihan data menunjukkan bahwa jumlah data berkurang dari 541.910 baris menjadi 391.150 baris transaksi valid yang siap digunakan pada tahap analisis.

Setelah proses pembersihan selesai, data transaksi diubah ke dalam bentuk basket transaction. Setiap invoice direpresentasikan sebagai satu transaksi yang berisi kumpulan produk yang dibeli pelanggan. Selanjutnya dilakukan proses one-hot encoding untuk mengubah data transaksi menjadi matriks biner yang dapat diproses oleh algoritma FP-Growth. Matriks hasil transformasi terdiri dari 18.402 transaksi dan 3.860 produk unik.

### Modeling

Pada tahap Modeling, penelitian menggunakan algoritma FP-Growth untuk menemukan frequent itemset atau kombinasi produk yang sering muncul dalam transaksi pelanggan. Algoritma FP-Growth dipilih karena mampu melakukan pencarian pola frekuensi secara efisien tanpa menghasilkan kandidat itemset dalam jumlah besar sebagaimana yang dilakukan oleh algoritma Apriori.

Proses ekstraksi pola dilakukan dengan menetapkan nilai minimum support sebesar 1%. Nilai ini digunakan untuk menyaring itemset yang memiliki frekuensi kemunculan rendah sehingga hanya pola yang relevan yang dipertimbangkan dalam analisis. Frequent itemset yang berhasil ditemukan kemudian digunakan sebagai dasar pembentukan aturan asosiasi.

Pembentukan aturan asosiasi dilakukan menggunakan metrik lift dengan nilai minimum sebesar 1,0. Selanjutnya dilakukan penyaringan tambahan dengan menetapkan nilai minimum confidence sebesar 50%. Aturan yang memenuhi ketiga kriteria tersebut dianggap memiliki hubungan yang cukup kuat untuk digunakan sebagai dasar rekomendasi paket penjualan.

### Evaluation

Tahap Evaluation dilakukan untuk menilai kualitas aturan asosiasi yang dihasilkan oleh algoritma FP-Growth.

Evaluasi dilakukan menggunakan tiga metrik utama, yaitu support, confidence, dan lift.

Support digunakan untuk mengukur seberapa sering suatu kombinasi produk muncul dalam seluruh transaksi. Semakin tinggi nilai support, semakin sering kombinasi tersebut ditemukan dalam data transaksi.

Confidence digunakan untuk mengukur tingkat kepastian bahwa pembelian suatu produk akan diikuti oleh pembelian produk lain yang terdapat pada aturan asosiasi. Nilai confidence yang tinggi menunjukkan hubungan yang kuat antarproduk dalam suatu transaksi.

Lift digunakan untuk mengukur kekuatan hubungan antara dua atau lebih produk dibandingkan dengan kondisi apabila pembelian produk tersebut terjadi secara independen. Nilai lift yang lebih besar dari satu menunjukkan adanya hubungan positif antarproduk, sedangkan nilai lift yang semakin tinggi menunjukkan tingkat keterkaitan yang semakin kuat. Nilai lift lebih besar dari 1 menunjukkan adanya hubungan positif antarproduk. Nilai lift sama dengan 1 menunjukkan bahwa hubungan antarproduk terjadi secara independen, sedangkan nilai lift kurang dari 1 menunjukkan hubungan negatif antarproduk.

Aturan asosiasi yang memiliki nilai support memadai, confidence tinggi, dan lift terbesar dipilih sebagai kandidat utama dalam penyusunan rekomendasi paket penjualan.

## Deployment

Tahap Deployment merupakan tahap akhir dalam kerangka CRISP-DM yang bertujuan untuk menerapkan hasil analisis ke dalam kebutuhan bisnis. Pada penelitian ini, hasil aturan asosiasi digunakan sebagai dasar rekomendasi paket bundling produk yang dapat diterapkan pada sistem penjualan maupun platform e-commerce.

Kombinasi produk yang memiliki nilai support, confidence, dan lift tinggi dapat ditampilkan sebagai rekomendasi produk terkait ketika pelanggan melakukan pembelian. Selain itu, perusahaan dapat memanfaatkan hasil analisis untuk menyusun promosi bundling, strategi cross-selling, serta pengelolaan katalog produk yang lebih efektif. Dengan demikian, pengetahuan yang diperoleh dari proses data mining dapat memberikan nilai tambah bagi perusahaan dalam meningkatkan penjualan dan kepuasan pelanggan.

## Deskripsi Dataset

Penelitian ini menggunakan dataset Online Retail II yang diperoleh melalui platform Kaggle. Dataset tersebut berisi data transaksi perusahaan ritel online non-toko yang berbasis di Inggris dan mencakup seluruh aktivitas penjualan yang terjadi pada periode 1 Desember 2009 hingga 9 Desember 2011. Perusahaan ini berfokus pada penjualan berbagai produk hadiah unik untuk berbagai kebutuhan dan kesempatan, dengan sebagian besar pelanggan berasal dari kalangan pedagang grosir. Dataset

mencatat informasi penting terkait transaksi, seperti nomor faktur, kode produk, nama produk, jumlah pembelian, waktu transaksi, harga satuan, identitas pelanggan, dan negara asal pelanggan. Informasi tersebut memungkinkan dilakukan analisis pola pembelian pelanggan menggunakan pendekatan *Market Basket Analysis* untuk menemukan hubungan antarproduk yang sering dibeli secara bersamaan dan menghasilkan rekomendasi paket penjualan yang

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

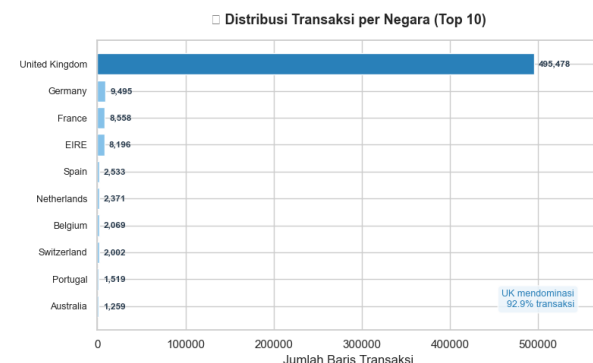
optimal.

$$Confidence(A \rightarrow B) = \frac{\Sigma \text{transaksi mengandung } A \text{ dan } B}{\Sigma \text{transaksi mengandung } A} \quad (2)$$

## C. HASIL DAN PEMBAHASAN

### Data Understanding

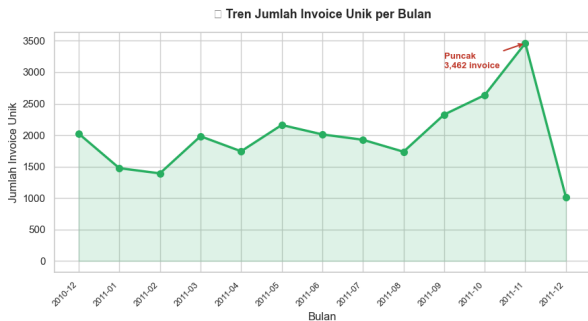
$$Lift(A \rightarrow B) = \frac{Confidence(A \rightarrow B)}{Support(B)} \quad (3)$$



Gambar 2. Distribusi Transaksi Negara

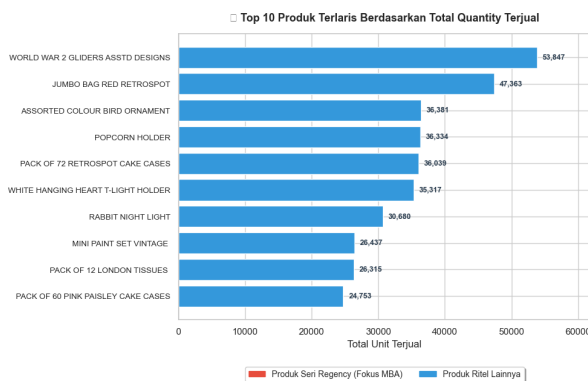
Tahap *Data Understanding* dilakukan untuk memahami karakteristik dataset yang digunakan sebelum memasuki proses analisis pola pembelian. Dataset Online Retail II yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 541.910 baris transaksi yang berasal dari perusahaan ritel online berbasis di Inggris. Hasil eksplorasi data menunjukkan bahwa transaksi didominasi oleh pelanggan yang berasal dari United Kingdom dengan proporsi sekitar 92,9% dari keseluruhan transaksi. Negara lain seperti Germany, France, EIRE, Spain, dan Netherlands memiliki jumlah transaksi yang relatif lebih kecil dibandingkan United Kingdom. Temuan ini menunjukkan bahwa pola pembelian yang dihasilkan dalam penelitian lebih banyak merepresentasikan perilaku pelanggan di wilayah Inggris.

Selain atribut utama yang tersedia pada dataset, penelitian ini menambahkan atribut YearMonth yang diperoleh dari ekstraksi informasi tahun dan bulan pada kolom InvoiceDate. Atribut tersebut digunakan untuk memudahkan proses analisis tren transaksi berdasarkan periode waktu tanpa mempertimbangkan detail jam dan menit transaksi. Dengan adanya atribut YearMonth, distribusi transaksi dapat diamati secara lebih terstruktur sehingga membantu dalam memahami pola aktivitas penjualan selama periode pengamatan, yaitu Desember 2010 hingga Desember 2011.



Gambar 3. Tren Jumlah Transaksi Bulanan

Selain distribusi geografis pelanggan, dilakukan pula analisis tren transaksi berdasarkan jumlah invoice unik per bulan. Hasil visualisasi menunjukkan bahwa aktivitas transaksi mengalami fluktuasi sepanjang periode pengamatan dengan puncak transaksi terjadi pada bulan November 2011 sebanyak 3.462 invoice. Kondisi tersebut mengindikasikan adanya peningkatan aktivitas pembelian menjelang akhir tahun yang kemungkinan dipengaruhi oleh periode promosi atau kebutuhan musiman pelanggan.

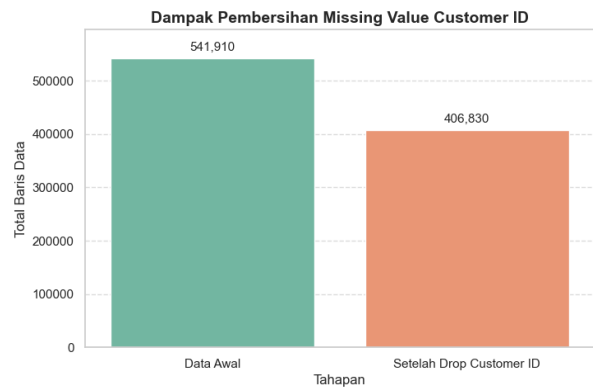


Gambar 4. Produk Penjualan Tertinggi

Analisis terhadap produk terlaris menunjukkan bahwa produk WORLD WAR 2 GLIDERS ASSTD DESIGNS memiliki total penjualan tertinggi sebanyak 53.847 unit. Produk lain yang juga memiliki tingkat penjualan tinggi adalah JUMBO BAG RED RETROSPOT sebanyak 47.363 unit dan ASSORTED COLOUR BIRD ORNAMENT sebanyak 36.381 unit. Meskipun produk-produk tersebut memiliki volume penjualan yang tinggi, diperlukan analisis lebih lanjut untuk mengetahui hubungan pembelian

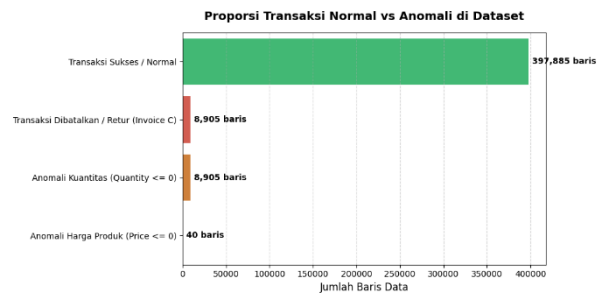
antarproduk yang dapat dimanfaatkan dalam strategi bundling.

### Data Preparation



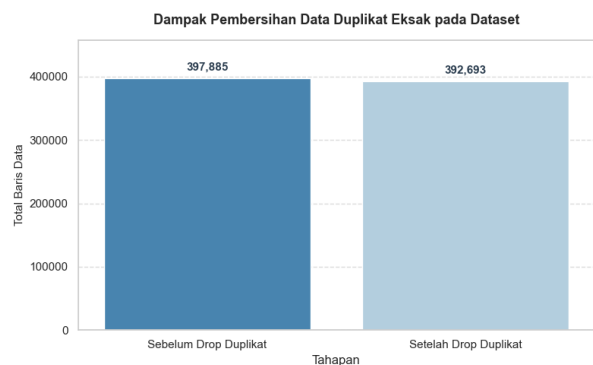
Gambar 5. Pembersihan Customer ID

Tahap Data Preparation dilakukan untuk meningkatkan kualitas data sebelum digunakan dalam proses pemodelan. Proses pembersihan diawali dengan penghapusan data yang memiliki nilai Customer ID kosong. Tahap ini mengurangi jumlah data dari 541.910 baris menjadi 406.830 baris transaksi.



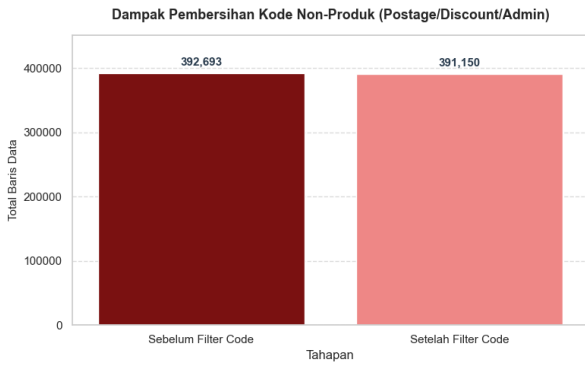
Gambar 6. Transaksi Normal-Anomali

Selanjutnya dilakukan penghapusan transaksi pembatalan atau retur yang ditandai dengan kode invoice yang diawali huruf "C", serta penghapusan data dengan nilai kuantitas dan harga yang tidak valid. Setelah proses tersebut dilakukan, diperoleh sebanyak 397.885 transaksi normal yang siap diproses lebih lanjut.



Gambar 7. Pembersihan Data Duplikat

Tahap berikutnya adalah penghapusan data duplikat yang menyebabkan jumlah data berkurang menjadi 392.693 transaksi. Selain itu, dilakukan penyaringan terhadap kode non-produk seperti biaya pengiriman, biaya administrasi, dan kode internal perusahaan yang tidak merepresentasikan produk yang dijual kepada pelanggan. Setelah seluruh proses pembersihan selesai dilakukan, diperoleh sebanyak 391.150 transaksi valid yang digunakan sebagai dataset akhir penelitian.



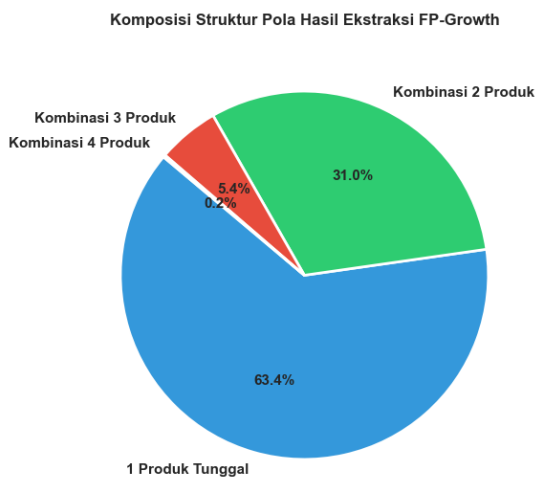
Gambar 8. Penyaringan Kode Nonproduk

Data transaksi yang telah bersih kemudian ditransformasikan ke dalam bentuk *basket transaction* dan dikonversi menggunakan teknik *one-hot encoding* sehingga menghasilkan matriks transaksi yang terdiri dari 18.402 transaksi dan 3.860 produk unik. Matriks tersebut digunakan sebagai masukan dalam proses ekstraksi pola menggunakan algoritma FP-Growth.

```
... Memproses pembuatan matriks keranjang belanja (Feature Engineering) ...
[SUKSES] Data Transaksi Mentah Berhasil Ditransformasikan!
└─ Jumlah Baris Nota (Invoices) : 18,402 Transaksi
└─ Jumlah Kolom Produk (Items) : 3,860 Varian Produk Fisik
```

Gambar 9. Transformasi Basket Transaksi

### Hasil Ekstraksi Frequent Itemset Menggunakan FP-Growth



Gambar 10. Komposisi Frequent Itemset

Proses pencarian pola dilakukan menggunakan algoritma FP-Growth dengan nilai minimum support sebesar 1%. Hasil ekstraksi menunjukkan bahwa sebagian besar frequent itemset yang ditemukan merupakan item tunggal dengan proporsi 63,4%, diikuti kombinasi dua produk sebesar 31,0%, kombinasi tiga produk sebesar 5,4%, dan kombinasi empat produk sebesar 0,2%.

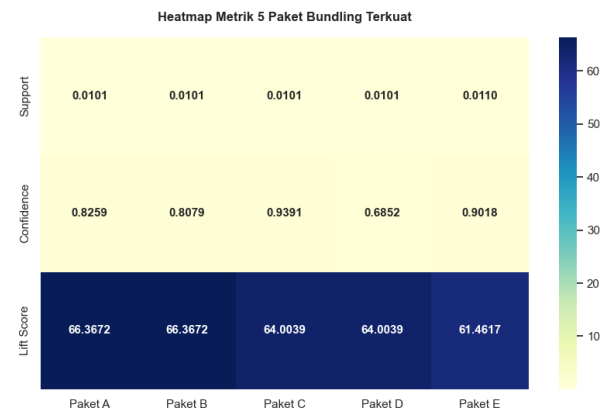
Hasil tersebut menunjukkan bahwa sebagian besar pola pembelian pelanggan masih berpusat pada satu produk atau kombinasi dua produk. Namun demikian, keberadaan kombinasi tiga hingga empat produk menunjukkan adanya kelompok produk tertentu yang memiliki kecenderungan dibeli secara bersamaan dalam satu transaksi.

Analisis terhadap frequent itemset juga menunjukkan bahwa beberapa kombinasi produk memiliki nilai support yang cukup tinggi. Kombinasi JUMBO BAG PINK POLKADOT dan JUMBO BAG RED RETROSPOT memiliki nilai support sebesar 2,97%, diikuti kombinasi ROSES REGENCY TEACUP AND SAUCER dan GREEN REGENCY TEACUP AND SAUCER sebesar 2,94%. Tingginya nilai support menunjukkan bahwa kombinasi produk tersebut sering muncul dalam transaksi pelanggan sehingga berpotensi dijadikan kandidat paket penjualan.

### Evaluasi Aturan Asosiasi

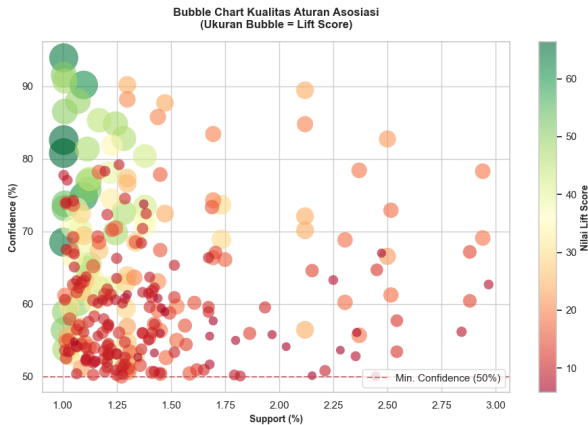
Evaluasi kualitas aturan asosiasi dilakukan menggunakan metrik support, confidence, dan lift. Hasil analisis menunjukkan bahwa beberapa aturan asosiasi memiliki tingkat keterkaitan yang sangat tinggi.

Aturan asosiasi terkuat ditemukan pada kelompok produk Regency Tea Plate. Salah satu aturan menunjukkan bahwa pelanggan yang membeli kombinasi REGENCY TEA PLATE GREEN dan REGENCY TEA PLATE ROSES memiliki kemungkinan sebesar 80,79% untuk membeli REGENCY TEA PLATE PINK. Aturan tersebut memiliki nilai lift sebesar 66,37 yang menunjukkan bahwa hubungan antarproduk jauh lebih kuat dibandingkan pembelian yang terjadi secara acak.



Gambar 11. Heatmap Paket Bundling

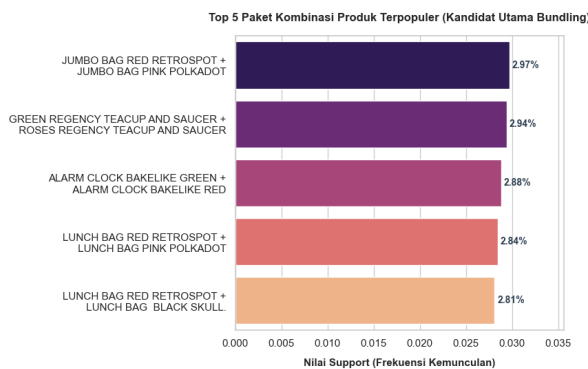
Aturan lainnya menunjukkan bahwa pelanggan yang membeli kombinasi REGENCY TEA PLATE PINK dan REGENCY TEA PLATE ROSES memiliki peluang sebesar 93,91% untuk membeli REGENCY TEA PLATE GREEN dengan nilai lift sebesar 64,00. Nilai confidence yang mendekati 100% menunjukkan bahwa produk-produk dalam kelompok Regency Tea Plate memiliki keterkaitan yang sangat kuat dalam perilaku pembelian pelanggan.



Gambar 12. Kualitas Aturan Asosiasi

Visualisasi *bubble chart* juga menunjukkan bahwa sebagian besar aturan asosiasi yang memenuhi ambang batas memiliki nilai confidence di atas 50% dan nilai lift yang lebih besar dari satu. Kondisi ini mengindikasikan bahwa aturan yang dihasilkan memiliki tingkat kepercayaan dan kekuatan hubungan yang baik sehingga layak digunakan sebagai dasar rekomendasi bisnis.

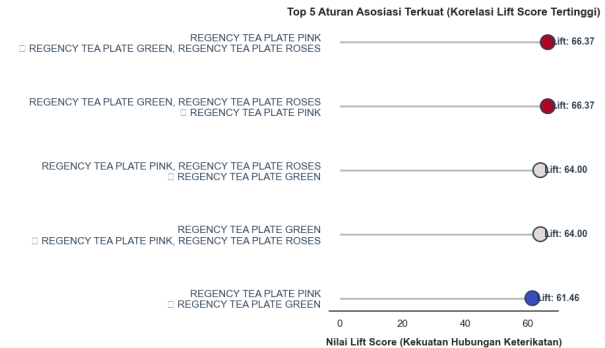
### Rekomendasi Paket Penjualan



Gambar 13. Kombinasi Produk Terpopuler

Berdasarkan hasil analisis frequent itemset dan aturan asosiasi yang dihasilkan oleh algoritma FP-Growth, diperoleh sejumlah kombinasi produk yang berpotensi untuk diterapkan sebagai paket penjualan. Gambar 13 menunjukkan lima kombinasi produk dengan nilai support tertinggi yang paling sering muncul secara bersamaan dalam transaksi pelanggan. Kombinasi JUMBO BAG RED RETROSPOT dan JUMBO BAG PINK POLKADOT memiliki nilai support tertinggi sebesar 2,97%, diikuti oleh kombinasi GREEN REGENCY TEACUP AND SAUCER

dan ROSES REGENCY TEACUP AND SAUCER sebesar 2,94%. Tingginya frekuensi kemunculan menunjukkan bahwa kombinasi produk tersebut memiliki potensi untuk dijadikan paket bundling karena telah terbukti sering dibeli dalam satu transaksi yang sama.



Gambar 14. Aturan Asosiasi Terkuat

Sementara itu, Gambar 14 menunjukkan lima aturan asosiasi dengan nilai lift tertinggi. Hasil analisis menunjukkan bahwa kelompok produk Regency Tea Plate memiliki tingkat keterkaitan yang sangat kuat, ditunjukkan oleh nilai lift tertinggi sebesar 66,37. Nilai tersebut mengindikasikan bahwa pembelian produk dalam kelompok Regency Tea Plate memiliki kecenderungan yang jauh lebih tinggi untuk terjadi secara bersamaan dibandingkan jika pembelian dilakukan secara acak. Temuan ini menunjukkan bahwa produk-produk dalam kelompok tersebut merupakan kandidat utama untuk strategi cross-selling maupun bundling.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan algoritma FP-Growth mampu menghasilkan informasi yang dapat digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan bisnis. Kombinasi produk dengan nilai support tinggi dapat dimanfaatkan untuk menyusun paket penjualan yang populer di kalangan pelanggan, sedangkan aturan asosiasi dengan nilai lift tinggi dapat digunakan untuk mengidentifikasi produk-produk yang memiliki keterkaitan pembelian yang kuat. Dengan memanfaatkan kedua informasi tersebut, perusahaan dapat merancang strategi promosi yang lebih efektif, meningkatkan peluang penjualan silang, serta memberikan rekomendasi produk yang lebih relevan sesuai dengan pola pembelian pelanggan.

### D. PENUTUP

#### Simpulan

Penelitian ini berhasil menerapkan algoritma FP-Growth pada dataset Online Retail II untuk mengidentifikasi pola pembelian pelanggan dan menghasilkan rekomendasi paket penjualan berdasarkan pendekatan Market Basket Analysis. Melalui tahapan CRISP-DM yang meliputi Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modeling, Evaluation, dan Deployment, diperoleh dataset akhir sebanyak 391.150 transaksi valid

yang kemudian diolah menjadi 18.402 transaksi dan 3.860 produk unik dalam format basket transaction.

Hasil analisis menunjukkan bahwa algoritma FP-Growth mampu menemukan frequent itemset dan aturan asosiasi yang relevan untuk kebutuhan bisnis. Kombinasi produk JUMBO BAG RED RETROSPOT dan JUMBO BAG PINK POLKADOT merupakan pasangan produk dengan nilai support tertinggi sebesar 2,97%, sehingga berpotensi dijadikan paket penjualan berdasarkan frekuensi pembelian bersama. Selain itu, kelompok produk Regency Tea Plate menghasilkan nilai confidence dan lift tertinggi, dengan nilai lift mencapai 66,37, yang menunjukkan adanya hubungan pembelian yang sangat kuat antarproduk dalam kelompok tersebut.

Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan metrik support, confidence, dan lift, dapat disimpulkan bahwa algoritma FP-Growth mampu menghasilkan informasi yang bermanfaat untuk mendukung strategi bundling dan cross-selling. Pola pembelian yang ditemukan dapat digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan dalam penyusunan paket produk yang lebih efektif sehingga berpotensi meningkatkan nilai transaksi dan penjualan perusahaan.

#### Saran

Penelitian selanjutnya dapat menggunakan dataset yang lebih mutakhir atau berasal dari sektor bisnis yang berbeda agar hasil analisis dapat dibandingkan pada berbagai karakteristik pelanggan dan produk. Selain itu, penelitian berikutnya dapat menguji beberapa nilai minimum support dan confidence yang berbeda untuk memperoleh aturan asosiasi yang lebih beragam dan optimal.

Dari sisi implementasi sistem informasi, hasil aturan asosiasi yang diperoleh dapat diintegrasikan ke dalam sistem rekomendasi produk pada platform e-commerce atau sistem penjualan perusahaan. Dengan demikian, rekomendasi paket penjualan dapat ditampilkan secara otomatis kepada pelanggan berdasarkan pola pembelian yang telah ditemukan, sehingga dapat meningkatkan efektivitas strategi pemasaran dan pengalaman berbelanja pelanggan.

#### E. DAFTAR PUSTAKA

- Achmad, F., Nurdiawan, O., & Wijaya, Y. A. (2023). Analisa pola transaksi pembelian konsumen pada toko ritel kesehatan menggunakan algoritma FP-Growth. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(1), 168–175. <https://doi.org/10.36040/jati.v7i1.6210>
- Hardiyanti, R., & Ernawati, T. (2025). Penerapan algoritma frequent pattern growth pada pola pembelian konsumen (studi kasus G.I.B Store Kota Cimahi). *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan (JITET)*, 13(3S1), 9–15. <https://doi.org/10.23960/jitet.v13i3S1.6773>
- Ismarmiaty, I., & Rismayati, R. (2023). Product sales promotion recommendation strategy with purchase pattern analysis FP-Growth algorithm. *Sinkron: Jurnal dan Penelitian Teknik Informatika*, 8(1), 202–211. <https://doi.org/10.33395/sinkron.v8i1.11898>
- Karimah, M., & Pahira, W. (2022). Penerapan algoritma Apriori pada prediksi penjualan tanaman hias Bromelia (Studi kasus: Karimah Flora). *Jurnal Informatika*, 7(1), 68–75. <https://doi.org/10.32493/informatika.v7i1.16135>
- Nugroho, R. A., Suarna, N., Ali, I., & Efendi, D. I. (2025). Penerapan algoritma FP-Growth untuk optimalisasi pola asosiasi dalam data transaksi penjualan obat: Studi kasus di Apotek XYZ. *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan (JITET)*, 13(1), 419–428. <https://doi.org/10.23960/jitet.v13i1.5621>
- Paila, A., Anggraini, R., Azizah, N., Anggraini, D., & Sunandi, E. (2025). Optimasi strategi penjualan dengan FP-Growth: Mengungkap pola pembelian tersembunyi melalui market basket analysis. *Jurnal Sistem Informasi Triguna Dharma (JURSI TGD)*, 4(3), 311–317. <https://doi.org/10.53513/jursi.v4i3.10893>
- Nurrahman, S. F., Via, Y. V., & Al Haromainy, M. M. (2025). Peningkatan kinerja algoritma FP-Growth untuk analisis pola pembelian pelanggan menggunakan algoritma optimasi tabu search. *TIN: Terapan Informatika Nusantara*, 6(8), hal. 447–455. <https://doi.org/10.47065/tin.v6i8.9227>
- Saktiawati, E., Sarita, M. I., & Ransi, N. (2025). Penerapan algoritma FP-Growth untuk analisis perilaku konsumen dan optimasi strategi pemasaran pada NH Shop. *JPNM: Jurnal Pustaka Nusantara Multidisiplin*, 3(3), 737–745. <https://doi.org/10.59945/jpnm.v3i3.737>
- Hafizh, M., Novita, T., Guswandi, D., Syahputra, H., & Mayola, L. (2023). Implementasi data mining menggunakan algoritma FP-Growth untuk menganalisa transaksi penjualan ekspor online. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis (JTEKSIS)*, 5(3), 254–261. <https://doi.org/10.47233/jteksis.v5i3.847>
- Prasetyo, F., & Hasugian, H. (2024). Analisis pola pembelian produk makanan menggunakan algoritma FP-Growth untuk strategi penjualan. *Jurnal IDEALIS: Inovasi dan Rekayasa Teknologi Informasi*, 7(1), 1–8. <https://doi.org/10.36080/idealis.v7i1.3085>
- Mahtum, R., & Fatah, Z. (2024). Optimalisasi penentuan tata letak barang menggunakan algoritma FP-Growth pada data transaksi penjualan. *Jurnal TIMES*, 13(2), 183–191.

<https://doi.org/10.59435/jimnu.v2i3.450>

