



Analisis Data Penjualan Makanan Dan Minuman Cafe Dhanita Husada Menggunakan Metode Fp-Growth

Fairuzrizqi Nugraharsanto¹, Bernadus Anggo Seno Aji², Yohanes Setiawan³

¹ Teknologi Informasi, Fakultas Teknologi Informasi dan Bisnis, Institut Teknologi Telkom Surabaya, Jl. Ketintang No.156, Surabaya, 60231, Indonesia

Email: ¹fairuzrizqi13@student.ittelkom-sby.ac.id²bernadus.seno@ittelkom-sby.ac.id, ³22950049@telkomuniversity.ac.id

Email Penulis Korespondensi: fairuzrizqi13@student.ittelkom-sby.ac.id

Abstrak—Pada era ini usaha cafe sangat diminati oleh banyak masyarakat Indonesia. Menjamurnya usaha kafe membuat pengelola kafe harus memutar otak untuk membuat strategi bisnis yang tepat salah satunya yaitu strategi paket bundling. Paket *bundling* adalah menjual beberapa produk yang digabungkan dan dijual menjadi satu unit. Penentuan paket *bundling* secara manual dapat menimbulkan kesalahan pada penentuan paket *bundling* karena tanpa adanya dasar dari analisis data penjualan. Dengan adanya permasalahan tersebut maka diperlukan sistem untuk menemukan kombinasi item yang tepat untuk menjadi paket *bundling*. Beberapa penelitian terkait kombinasi item sering menggunakan metode algoritma FP-Growth. FP-Growth dapat menemukan frekwensi itemsets dengan hanya sedikit mengakses pada database aslinya, dan pendekatannya adalah yang paling efisien. Selain itu, FP-Growth juga dapat menghindari permasalahan jika jumlah calon itemsets-nya terlalu besar. FP-Growth menggunakan awalan khusus Tree (FP-Tree) untuk mengatur data. Algoritma *FP-Growth* digunakan untuk menggali kombinasi item menu dengan cara menghitung *Support* (S) dan *Confidence* (C) tiap kombinasi item pada data transaksi kafe Dhanita Husada. Hasil dari penelitian ini berhasil menemukan hubungan antar item menu dengan efektif. Hasil penelitian menunjukkan bahwa menggunakan metode *FP-Growth*, berhasil diidentifikasi pola asosiasi antar item-menu di kafe. Ditemukan *Association Rule* yaitu paket Nasi Sop dan Es Teh dengan support 16% dan confidence 82%, Pisang dan Es Teh dengan support 16% dan confidence 75%, serta Jus dan Es Teh dengan support 16% dan confidence 52%.

Kata Kunci: Paket Bundling, Apriori, FP-Growth

Abstract—*In the present era, cafes have gained considerable popularity among Indonesian communities. The proliferation of cafe businesses has compelled cafe managers to devise effective business strategies, one of which is bundling strategy. Bundling involves offering multiple products combined and sold as a single unit. Manual determination of bundling packages can result in inaccuracies due to the absence of data-driven sales analysis. To address this issue, a system is required to identify suitable item combinations for bundling packages. Many studies have employed the Apriori algorithm for item combination purposes. However, the Apriori algorithm has the drawback of being time-consuming in processing data into item combinations. Hence, an algorithm is needed to expedite the data processing into item combinations, such as the FP-Growth algorithm. The FP-Growth algorithm is utilized to uncover menu item combinations by calculating the Support (S) and Confidence (C) of each item combination in the transactional data of Cafe Dhanita Husada. The results of this research successfully establish effective relationships among menu items. The study demonstrates that by utilizing the FP-Growth method, associations among menu items within the cafe are efficiently identified. Association rules are discovered, including the package of Nasi Sop and Es Teh with a support of 16% and a confidence of 82%, Pisang and Es Teh with a support of 16% and a confidence of 75%, as well as Jus and Es Teh with a support of 16% and a confidence of 52%.*

Keywords: Bundling Package, Apriori, FP-Growth.

1. PENDAHULUAN

Pada era modern seperti saat ini, perkembangan teknologi informasi dan komunikasi telah mempengaruhi berbagai aspek kehidupan termasuk dalam hal bisnis. Salah satunya adalah bisnis kafe yang semakin berkembang dan banyak digemari oleh masyarakat. Sebagai sebuah bisnis, penting bagi kafe untuk dapat mengelola dan menganalisis data penjualan dengan baik agar dapat meningkatkan pendapatan dan meningkatkan kepuasan pelanggan. Data mining merupakan suatu teknik untuk menemukan suatu informasi dengan cara menelusuri data. Dengan menggunakan data mining diharapkan dapat menemukan informasi ataupun pola penting yang dapat menunjang proses bisnis penjualan [1].

Asosiasi rules merupakan teknik data mining untuk mendapatkan aturan asosiasi antara kombinasi item. Analisis asosiasi menjadi salah satu dasar teknik data mining, bahkan salah satu tahap analisis asosiasi yang telah dipakai banyak peneliti untuk menghasilkan algoritma yang efisien, yaitu frequent pattern mining[2].

FP-Growth merupakan salah satu algoritma data mining yang dapat digunakan peneliti untuk mengidentifikasi frequent itemset, atau kumpulan data yang paling sering muncul dalam kumpulan data. FP-Growth merupakan salah satu komponen dari teknik asosiasi yang digunakan dalam data mining. Struktur data yang digunakan dalam bentuk pohon disebut FP-Tree, yang merupakan fitur dari algoritma FP-Growth. Fp-Growth merupakan metode yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi pola-pola dalam data transaksi yang terjadi [3].

Kafe Dhanita Husada merupakan sektor usaha mikro kecil yang menjual berbagai makanan dan minuman. Kegiatan transaksi pada kafe Dhanita Husada saat ini masih secara manual seperti transaksi jual beli dan administrasi keuangan. Hal tersebut dapat mengakibatkan kesalahan pencatatan transaksi hingga kesalahan pada penentuan strategi bisnis kafe Dhanita Husada karena tanpa adanya dasar dari analisis data penjualan.

Algoritma FP-Growth memiliki keunggulan untuk menemukan pola-pola sering muncul di data skala kecil. Dengan menggunakan struktur data FP-Tree yang rapi, FP-Growth bisa menghindari langkah-langkah rumit,



menghasilkan kinerja yang cepat untuk dataset kecil. Namun, meskipun cocok untuk data skala kecil, FP-Growth juga bermanfaat ketika digunakan pada data yang lebih besar atau lebih rumit. Algoritma ini tetap efisien dan adaptif untuk data yang lebih besar karena kemampuannya mengurangi kebutuhan untuk menggabungkan data yang memerlukan waktu lama dan menggunakan struktur FP-Tree yang sederhana[4].

Paket Bundling merupakan salah satu strategi bisnis yang dapat diterapkan di kafe Dhanita Husada. Paket bundling adalah menjual beberapa produk yang digabungkan dan dijual menjadi satu unit, penentuan paket bundling secara manual juga dapat menimbulkan kesalahan dalam penentuan paket karena tidak adanya dasar analisis data transaksi penjualan. memerlukan sistem untuk menemukan kombinasi item yang tepat untuk menjadi paket bundling yaitu data mining[5].

Beberapa penelitian penggunaan data mining memanfaatkan transaksi penjualan yang telah dilakukan beberapa peneliti. Sebagai contoh, Selain itu, penelitian berjudul “Penerapan Algoritma FP-Growth dalam Penentuan Pola Pembelian Konsumen”. Pada penelitian ini mengambil sebuah objek data transaksi penjualan furniture pada PT. Citra Mustika Pandawa, dari data transaksi tersebut diolah dengan algoritma FP-Growth untuk penentuan pola pembelian konsumen. Dari hasil pengujian yang dilakukan didapatkan sebuah aturan (rule) yang memiliki nilai minimum support 30% dengan nilai minimum confidence 50% ada 5 produk yang saling berkaitan[6].

Selain itu, penelitian berjudul “Asosiasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori dan FP-Growth Sebagai Dasar Pertimbangan Penentuan Paket Sembako” menggunakan sebuah objek data transaksi data transaksi pada Koperasi Karyawan Texmaco dari data tersebut diolah dengan 2 algoritma Apriori dan FP-Growth untuk penentuan pola kombinasi barang yang dibeli konsumen. Dari hasil pengujian yang dilakukan didapatkan hasil yaitu algoritma apriori lebih cepat dalam eksekusi yaitu 0,03s, menghasilkan 8 rule. Namun hanya terbentuk kombinasi 2 item maka diperlukan scan berkali - kali untuk hasil yang maksimal. Sedangkan algoritma FP-Growth memiliki waktu eksekusi yaitu 0,09s, menghasilkan 14 rule dan mampu membentuk kombinasi 3 item dan nilai akurasi pun lebih tinggi yakni 284%. Dengan demikian, dapat dikatakan bahwa algoritma FP-Growth lebih baik dalam membentuk aturan asosiasi. Metode FP-Growth memiliki keunggulan dalam kecepatan pemrosesan data dibandingkan dengan metode Apriori dan FP-Growth dapat menemukan frekwensi itemsets dengan hanya sedikit mengakses pada database aslinya, dan pendekatannya adalah yang paling efisien. Selain itu, FPGrowth juga dapat menghindari permasalahan jika jumlah calon itemsets-nya terlalu besar. FP-Growth menggunakan awalan khusus Tree (FP-Tree) untuk mengatur data [9].

Tujuan dari penelitian ini menghasilkan sistem untuk mencari hubungan asosiasi transaksi penjualan pada kafe Dhanita Husada dengan metode algoritma FP-Growth. Hasil penelitian ini diharapkan dapat membantu pihak pengelola kafe Dhanita Husada dalam menentukan strategi pengembangan bisnisnya. Dengan adanya sistem yang dikembangkan pada penelitian ini diharapkan dapat membantu asosiasi atau hubungan antar barang yang dijual di kafe Dhanita Husada, sehingga dapat menentukan kombinasi item atau paket bundling yang cocok untuk mendorong peningkatan omset penjualan kafe Dhanita Husada.

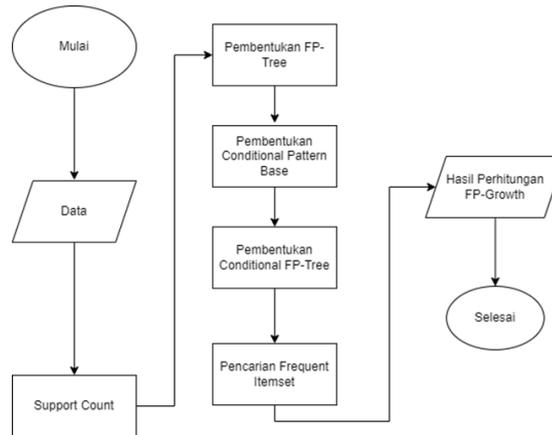
Penelitian ini memiliki batasan masalah, yaitu penelitian ini hanya menggunakan data penjualan yang tersedia pada kafe Dhanita Husada yang dipilih sebagai objek penelitian. Data penjualan dari kafe lain tidak diteliti dalam penelitian ini.

Peneliti akan membuat website berbasis FP-Growth untuk menampilkan hasil pengolahan data serta membentuk paket bundling menu makanan dan minuman kafe Dhanita Husada. Sehingga website tersebut akan menampilkan pola pembelian yang umum dilakukan oleh pelanggan dan dapat membantu mengambil keputusan dalam penentuan strategi bisnis paket bundling yang tepat.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan metode FP-Growth untuk melakukan analisis dan menentukan hubungan - hubungan antar item menu kafe Dhanita Husada. Alur metode pengolahan data dapat dilihat pada gambar 1

**Gambar 1.** Flowchart Prosedur Penelitian

a. Data

Data transaksi kafe Dhanita Husada yang akan digunakan dalam implementasi algoritma FP-Growth pada penelitian ini. Data transaksi berupa nota penjualan makanan dan minuman kafe lalu dimasukkan ke dalam excel atau database untuk pengolahan data lebih lanjut.

b. Support Count

Tahap selanjutnya adalah menentukan Support Count atau menentukan nilai minimum support. Setelah mendapatkan daftar items yang dibeli pada tiap transaksi. Lalu hitung support count tiap item yang dibeli pada data transaksi dan diurutkan berdasarkan jumlah support count yang terbesar. Support count merupakan jumlah kemunculan suatu item pada seluruh data transaksi.

c. Pembentukan FP-Tree

Langkah ini melibatkan transformasi dataset yang telah diatur batasannya dengan menggunakan jumlah dukungan (support count) yang telah ditetapkan. Selanjutnya, dataset ini akan dibentuk menjadi struktur berbentuk pohon (Tree). Proses ini dimulai dari item yang memiliki jumlah dukungan terbesar hingga yang terkecil dalam satu transaksi.

d. Pembentukan *Conditional Pattern Base*

Setelah pembentukan FP-Tree, maka Pada tahap ini akan dibentuk conditional pattern base dari tiap node yang ada pada tree.

e. Pembentukan *Conditional FP-Tree*

Pada tahapan ini dilakukan penjumlahan terhadap support count dari setiap item pada setiap conditional pattern base. Lalu dilakukan pembangkitan Conditional FP-Tree yaitu tree yang dibuat untuk tiap item, jika nilai item support count-nya lebih atau sama dengan minimum support.

f. Pencarian *Frequent Itemset*

Setelah proses penelusuran Conditional FP-Tree selesai, langkah berikutnya melibatkan pencarian Frequent Itemset. Jika Conditional FP-Tree merupakan jalur tunggal, maka Frequent Itemset dapat ditemukan dengan menggabungkan item secara berpasangan untuk setiap Conditional FP-Tree. Namun, jika tidak terdapat jalur tunggal, metode FP-Growth akan diaplikasikan secara rekursif (proses yang memanggil dirinya sendiri).

g. Hasil Perhitungan FP-Growth

Pada langkah ini, langkah awal melibatkan penyaringan terhadap pola yang sering muncul yang memenuhi persyaratan dukungan minimum yang telah dimasukkan oleh pengguna. Untuk mendapatkan nilai dukungan minimum dari setiap pola yang sering muncul yang terbentuk, ini dapat diuraikan dalam (1). Selanjutnya, langkah berikutnya melibatkan pembuatan aturan dari subset pola yang sering muncul yang sesuai dengan nilai dukungan minimum. Kemudian, dari aturan yang dihasilkan, nilai kepercayaan minimum akan ditentukan. Untuk menghitung nilai kepercayaan minimum ini, dapat dirumuskan seperti yang ditunjukkan dalam (2). Selanjutnya, aturan akan ditampilkan berdasarkan pola pembelian pelanggan yang memenuhi persyaratan dukungan minimum dan kepercayaan minimum. Hasil dari studi ini akan menghasilkan rekomendasi untuk paket *bundling*.



2.2 Aturan Asosiasi

Data mining menggunakan teknik aturan asosiasi untuk memeriksa apakah semua aturan asosiatif dalam database memenuhi standar minimal untuk support (minsup) dan confidence (minconf). Minsup dan minconf adalah persyaratan yang diterapkan pada aturan asosiasi yang dianggap menarik, dibandingkan dengan batasan yang telah ditetapkan[8]. Proses mencari dan menemukan hubungan antar objek dalam kumpulan data disebut Association Rule Mining. Langkah pertama adalah menemukan frequent itemset, yaitu kombinasi item yang sering muncul dalam itemset, dan itemset tersebut harus memenuhi nilai support minimal. Dalam konteks asosiasi, terdapat dua nilai ukuran penting, yaitu Support dan Confidence. Support adalah persentase kemunculan kombinasi item dalam database. Confidence, di sisi lain, mengukur tingkat ketepatan suatu aturan dari transaksi dalam database. Confidence memberikan informasi tentang seberapa kuatnya hubungan antar item dalam aturan asosiasi[9].

$$\text{Support}(A \rightarrow B) = \frac{\text{jumlah transaksi yang mengandung A dan B}}{\text{total transaksi}} \times 100\% \quad (1)$$

$$\text{Confidence}(A \rightarrow B) = \frac{\text{Transaksi mengandung A dan B}}{\text{Jumlah transaksi mengandung A}} \times 100\% \quad (2)$$

2.3 FP-Growth

Algoritma FP-Growth adalah pengembangan dari algoritma apriori untuk mengidentifikasi kumpulan data yang sering muncul. Prosesnya melibatkan dua tahap: membangun FP-tree dan menerapkan algoritma FP-Growth pada dataset. FP-tree adalah struktur data yang digunakan oleh algoritma ini untuk menemukan kumpulan item yang umum[10]. Dengan FP-tree, algoritma FP-Growth bisa langsung mengekstrak frequent itemset. Ini adalah alternatif efektif untuk mengidentifikasi frequent itemset pada dataset besar. Algoritma ini menganalisis database berulang kali, memperoleh frequent 1-item-set pada pemindaian pertama, menyaring item jarang muncul pada pemindaian kedua, dan membangun FP-Tree. FP-Tree ini kemudian digunakan untuk menghasilkan aturan asosiasi[11].

Proses penambahan menggunakan FP-Growth tidak memerlukan pembentukan kandidat, melainkan menggunakan Frequent Pattern Tree (FP-Tree) dengan hanya dua kali pemindaian database. Langkah pertama adalah mengumpulkan frekuensi setiap item dari data transaksi, menghapus item yang tidak memenuhi ambang batas dukungan minimum. Kemudian, item pada setiap transaksi diurutkan berdasarkan frekuensi tertinggi[12]. Pembangunan FP-Tree dimulai dengan akar, membaca item-item pada setiap transaksi, dan mempertimbangkan kemungkinan penggabungan simpul jika transaksi memiliki awalan yang sama dengan sebelumnya. Langkah selanjutnya mencakup tiga tahap dalam algoritma FP-Growth: Conditional Pattern Base, Conditional FP-Tree, dan pembentukan itemset yang sering terbentuk[13].

Dalam pencarian frequent itemset menggunakan algoritma FP-Growth, dilakukan dengan menghasilkan struktur data pohon (FP-Tree) melalui tiga tahap utama. Pertama, pembentukan Conditional pattern base yang menciptakan subdatabase berisi jalur awalan dan pola akhir. Kedua, tahap pembentukan FP-Tree conditional di mana jumlah dukungan setiap item dijumlahkan dan item dengan dukungan di atas ambang batas dikumpulkan. Ketiga, pencarian Frequent itemset dilakukan dengan menggabungkan item untuk setiap FP-Tree kondisional, menghasilkan itemset yang sering terbentuk jika FP-Tree kondisional adalah satu jalur, dan menggunakan rekursi FP-Growth untuk kasus jalur yang lebih kompleks[14].

2.3 FP-Tree

FP-Tree adalah metode untuk menemukan kelompok barang dengan menggabungkan data transaksi menjadi bentuk grafik pohon. Tahapan Ini merupakan tahapan yang telah dibatasi dengan menggunakan support count yang telah ditentukan[15].

Berikut adalah langkah-langkah dalam pembuatan FP-Tree[16]:

1. Data diinspeksi untuk menghitung dukungan setiap item. Item kemudian disusun berdasarkan frekuensi kemunculannya, dimulai dari yang paling sering muncul.
2. Setelah transaksi pertama (a, b) dibaca, simpul untuk a dan b dibuat. Selanjutnya, jalur dibangun dari akar a ke b untuk merefleksikan transaksi di dalam struktur pohon.
3. Ketika transaksi kedua (b, c, d) diproses, simpul baru dibuat untuk mewakili item-item ini.
4. Transaksi ketiga (a, c, d, e) memiliki awalan yang sama dengan transaksi sebelumnya, yaitu a. Selama awalan tetap sama, tumpang tindih terus terbentuk.
5. Proses serupa terus berlanjut dan diintegrasikan ke dalam FP-Tree.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN



3.1 Hasil Pengumpulan Data

Data yang digunakan pada penelitian ini yaitu data transaksi café Dhanita Husada dengan rentang bulan Januari – Maret 2023, Dalam rentang waktu tersebut, terdapat sebanyak 482 data transaksi yang terekam. Data ini mencakup informasi penting seperti ID transaksi, tanggal transaksi, daftar item makanan dan minuman yang dibeli. Untuk mendapat analisa data maka data penjualan di export kedalam database Microsoft excel, lalu di import ke database MySQL untuk proses data mining lebih lanjut. Hasil pengumpulan data tersebut akan menjadi dasar dalam analisis dan interpretasi pola penjualan yang ditemukan.

3.2 Analisis

Penelitian ini memanfaatkan data tanggal transaksi sebagai informasi yang membantu pengelola Café Dhanita Husada dalam berbagai aspek pengelolaan bisnis. Analisis tren dan musiman menggunakan tanggal transaksi memungkinkan identifikasi tren dan pola musiman, serta popularitas item-menu pada waktu tertentu. Informasi tanggal transaksi juga mendukung penyesuaian stok dan persediaan, memungkinkan pengelola merencanakan pengadaan bahan makanan dengan lebih efisien. Selain itu, tanggal transaksi digunakan untuk menyusun promosi dan penawaran spesial pada waktu yang tepat. Secara keseluruhan, tanggal transaksi menjadi elemen penting dalam memahami perilaku pelanggan, merancang strategi pemasaran, mengelola stok, dan mengoptimalkan rekomendasi menu. Penelitian ini menggunakan data transaksi Café Dhanita Husada dari Januari hingga Maret 2023, dengan total 482 data transaksi.

3.1.1 Skenario Percobaan Pertama

Pada skenario percobaan Kedua menggunakan data pada rentang tanggal 1 Januari 2023 – 17 Maret 2023. Dengan jumlah data sebanyak 482 data dengan menggunakan nilai minimum support 5% dan minimum confidence 30%. Hasil aturan asosiasi yang didapat sebanyak 12 aturan asosiasi. Tabel 1 merupakan hasil dari skenario percobaan yang dilakukan.

Tabel 1. Hasil Percobaan Skenario Pertama

No	Item 1	Item 2	Support	Confidence
1	es teh, nasi sop	jus	6%	37%
2	Jus	es teh	16%	52%
3	Jus	nasi sop	9%	31%
4	jus, es teh	nasi sop	6%	37%
5	jus, nasi sop	es teh	6%	62%
6	nasi ayam	es teh	15%	52%
7	nasi ayam	jus	9%	31%
8	nasi sop	es teh	16%	82%
9	nasi sop	jus	9%	48%
10	nasi sop	jus, es teh	6%	30%
11	Pisang	es teh	16%	75,0%
12	Tempe	es teh	13%	65%

Berisi hasil implementasi aplikasi ataupun hasil program (yang penting saja), ataupun hasil dari pengujian metode. Dari tabel 4.9 dapat dijabarkan sebagai berikut :

1. Support sebesar 6% menunjukkan bahwa sebesar 6% Es teh, nasi sop dan jus dibeli secara bersamaan dan confidence sebesar 37% menunjukkan tingkat kepercayaan jika membeli Es teh dan nasi sop maka sebesar 37% akan membeli Es teh
2. Support sebesar 16% menunjukkan bahwa sebesar 16% Jus dan Es teh dibeli secara bersamaan dan confidence sebesar 52% menunjukkan tingkat kepercayaan jika membeli Jus maka sebesar 52% akan membeli Es teh.
3. Support sebesar 9% menunjukkan bahwa sebesar 9% Jus dan Nasi Sop dibeli secara bersamaan dan confidence sebesar 31% menunjukkan tingkat kepercayaan jika membeli Jus maka sebesar 31% akan membeli Nasi Sop.
4. Support sebesar 6% menunjukkan bahwa sebesar 6% jus, es teh dan nasi sop dibeli secara bersamaan dan confidence sebesar 37% menunjukkan tingkat kepercayaan jika membeli jus dan Es teh maka sebesar 37% akan membeli nasi sop



5. Support sebesar 6% menunjukkan bahwa sebesar 6% jus, nasi sop dan es teh dibeli secara bersamaan dan confidence sebesar 62% menunjukkan tingkat kepercayaan jika membeli jus dan nasi sop maka sebesar 62% akan membeli Es teh
6. Support sebesar 15% menunjukkan bahwa sebesar 15% Nasi ayam dan Es teh dibeli secara bersamaan dan confidence sebesar 52% menunjukkan tingkat kepercayaan jika membeli Nasi Ayam maka sebesar 52% akan membeli Es teh.
7. Support sebesar 9% menunjukkan bahwa sebesar 9% Nasi Ayam dan Jus dibeli secara bersamaan dan confidence sebesar 31% menunjukkan tingkat kepercayaan jika membeli Nasi Ayam maka sebesar 31% akan membeli Jus.
8. Support sebesar 16% menunjukkan bahwa sebesar 16% Nasi Sop dan Es teh dibeli secara bersamaan dan confidence sebesar 82% menunjukkan tingkat kepercayaan jika membeli Nasi Sop maka sebesar 82% akan membeli Es Teh.
9. Support sebesar 9% menunjukkan bahwa sebesar 9% Nasi Sop dan Jus dibeli secara bersamaan dan confidence sebesar 48% menunjukkan tingkat kepercayaan jika membeli Nasi Sop maka sebesar 48% akan membeli Jus.
10. Support sebesar 6% menunjukkan bahwa sebesar 6% nasi sop, jus dan es teh dibeli secara bersamaan dan confidence sebesar 30% menunjukkan tingkat kepercayaan jika membeli nasi sop maka sebesar 30% akan membeli jus dan es teh
11. Support sebesar 16% menunjukkan bahwa sebesar 16% Pisang dan Es teh dibeli secara bersamaan dan confidence sebesar 75% menunjukkan tingkat kepercayaan jika membeli Pisang maka sebesar 75% akan membeli Es teh
12. Support sebesar 13% menunjukkan bahwa sebesar 13% Tempe dan Es teh dibeli secara bersamaan dan confidence sebesar 65% menunjukkan tingkat kepercayaan jika membeli Tempe maka sebesar 65% akan membeli Es teh.

3.1.2 Skenario Percobaan Kedua

Pada skenario percobaan Kedua menggunakan data pada rentang tanggal 1 Januari 2023 – 17 Maret 2023. Dengan jumlah data sebanyak 482 data dengan menggunakan nilai minimum support 7% dan minimum confidence 30%. Hasil aturan asosiasi yang didapat sebanyak 8 aturan asosiasi. Tabel 2 merupakan hasil dari skenario percobaan yang dilakukan.

Tabel 2. Hasil Percobaan Skenario Kedua

NO	Item 1	Item 2	Support	Confidence
1	Jus	Es teh	16%	52%
2	Jus	Nasi sop	9%	31%
3	Nasi ayam	Es teh	15%	52%
4	Nasi ayam	Jus	9%	31%
5	Nasi sop	Es teh	16%	82%
6	Nasi sop	Jus	9%	48%
7	Pisang	Es teh	16%	75,0%
8	Tempe	Es teh	13%	65%

Dari tabel 2 dapat dijabarkan sebagai berikut :

1. Support sebesar 16% menunjukkan bahwa sebesar 16% Jus dan Es teh dibeli secara bersamaan dan confidence sebesar 52% menunjukkan tingkat kepercayaan jika membeli Jus maka sebesar 52% akan membeli Es teh.
2. Support sebesar 9% menunjukkan bahwa sebesar 9% Jus dan Nasi Sop dibeli secara bersamaan dan confidence sebesar 31% menunjukkan tingkat kepercayaan jika membeli Jus maka sebesar 31% akan membeli Nasi Sop.
3. Support sebesar 15% menunjukkan bahwa sebesar 15% Nasi ayam dan Es teh dibeli secara bersamaan dan confidence sebesar 52% menunjukkan tingkat kepercayaan jika membeli Nasi Ayam maka sebesar 52% akan membeli Es teh.
4. Support sebesar 9% menunjukkan bahwa sebesar 9% Nasi Ayam dan Jus dibeli secara bersamaan dan confidence sebesar 31% menunjukkan tingkat kepercayaan jika membeli Nasi Ayam maka sebesar 31% akan membeli Jus.



- Support sebesar 16% menunjukkan bahwa sebesar 16% Nasi Sop dan Es teh dibeli secara bersamaan dan confidence sebesar 82% menunjukkan tingkat kepercayaan jika membeli Nasi Sop maka sebesar 82% akan membeli Es Teh.
- Support sebesar 9% menunjukkan bahwa sebesar 9% Nasi Sop dan Jus dibeli secara bersamaan dan confidence sebesar 48% menunjukkan tingkat kepercayaan jika membeli Nasi Sop maka sebesar 48% akan membeli Jus.
- Support sebesar 16% menunjukkan bahwa sebesar 16% Pisang dan Es teh dibeli secara bersamaan dan confidence sebesar 75% menunjukkan tingkat kepercayaan jika membeli Pisang maka sebesar 75% akan membeli Es teh
- Support sebesar 13% menunjukkan bahwa sebesar 13% Tempe dan Es teh dibeli secara bersamaan dan confidence sebesar 65% menunjukkan tingkat kepercayaan jika membeli Tempe maka sebesar 65% akan membeli Es teh.

3.1.3 Skenario Percobaan Ketiga

Pada skenario percobaan ketiga menggunakan data pada rentang tanggal 1 Januari 2023 – 17 Maret 2023. Dengan menggunakan nilai minimum support 15% dan minimum confidence 30%. Hasil aturan asosiasi yang didapat sebanyak 3 aturan asosiasi. Tabel 3 merupakan hasil dari skenario percobaan yang dilakukan.

Tabel 3. Hasil Percobaan Skenario Kedua

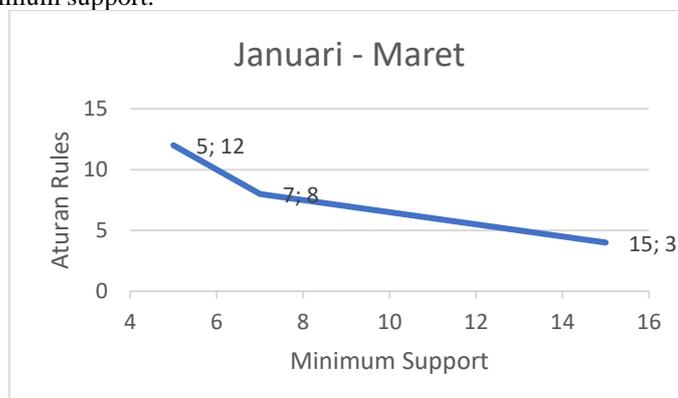
NO	Item 1	Item 2	Support	Confidence
1	jus	es teh	16%	52%
2	nasi sop	es teh	16%	82%
3	pisang	es teh	16%	75,0%

Dari tabel 3 dapat dijabarkan sebagai berikut :

- Support sebesar 16% menunjukkan bahwa sebesar 16% Jus dan Es teh dibeli secara bersamaan dan confidence sebesar 52% menunjukkan tingkat kepercayaan jika membeli Jus maka sebesar 52% akan membeli Es teh.
- Support sebesar 16% menunjukkan bahwa sebesar 16% Nasi Sop dan Es teh dibeli secara bersamaan dan confidence sebesar 82% menunjukkan tingkat kepercayaan jika membeli Nasi Sop maka sebesar 82% akan membeli Es Teh.
- Support sebesar 16% menunjukkan bahwa sebesar 16% Pisang dan Es teh dibeli secara bersamaan dan confidence sebesar 75% menunjukkan tingkat kepercayaan jika membeli Pisang maka sebesar 75% akan membeli Es teh

3.3 Hasil Percobaan

Setelah dilakukan skenario percobaan dengan menentukan rentang tanggal dan minimum support didapatkan grafik antara jumlah aturan asosiasi yang diperoleh dengan minimum support yang diberikan. Jumlah hasil aturan asosiasi yang didapatkan berbeda – beda, Jumlah aturan asosiasi yang dihasilkan akan menurun seiring bertambahnya nilai minimum support.



Gambar 2. Grafik Hasil Keseluruhan Data

Dari tiga skenario percobaan yang dilakukan pada data rentang tanggal 1 Januari 2023 hingga 17 Maret 2023, terlihat bahwa nilai support memiliki dampak yang signifikan terhadap hasil aturan asosiasi yang dihasilkan. Pada skenario pertama dengan nilai minimum support sebesar 5%, didapatkan 12 aturan asosiasi yang melibatkan berbagai kombinasi menu makanan dan minuman. Namun, saat nilai minimum support ditingkatkan pada skenario



kedua dan ketiga menjadi 7% dan 15% masing-masing, jumlah aturan asosiasi yang dihasilkan menurun menjadi 8 dan 3.

Maka semakin tinggi nilai support yang digunakan, semakin selektif pula pola-pola asosiasi yang ditemukan. Meskipun jumlah aturan asosiasi berkurang, namun aturan-aturan tersebut cenderung memiliki nilai support yang lebih tinggi, yang menunjukkan bahwa kombinasi menu tersebut muncul lebih sering dalam dataset. Oleh karena itu, dari keseluruhan percobaan ini dapat disimpulkan bahwa semakin tinggi nilai support yang diterapkan, semakin baik menu-menu yang direkomendasikan dalam rangka meningkatkan penjualan dan kepuasan pelanggan di Cafe Dhanita Husada. Dengan demikian, paket yang direkomendasikan yaitu

1. Nasi sop dan es teh dengan nilai support 16% dan confidence 82%
2. Pisang dan es teh dengan nilai support 16% dan confidence 75%
3. Jus dan es teh dengan nilai support 16% dan confidence 52%

3.4 Implementasi Website

3.4.1 Dasbor Website

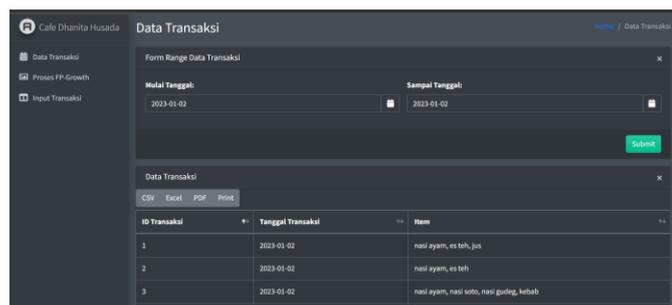
Tampilan halaman depan dari website rekomendasi paket bundle menggunakan algoritma FP- Growth, terdapat 3 pilihan menu pada side-bar.



Gambar 3. Tampilan Homepage

3.4.2 Halaman Data Transaksi

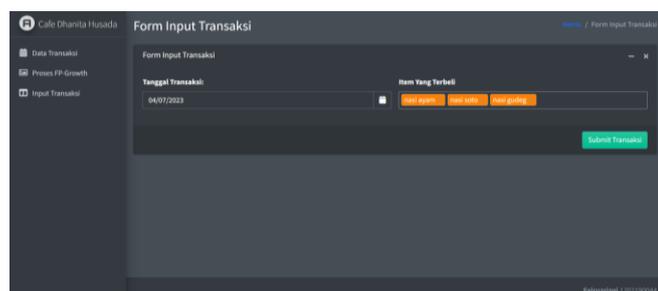
Pada halaman data transaksi, user dapat melihat berdasarkan tanggal transaksi, Data pada halaman inilah yang akan digunakan sebagai data pegujian sistem menggunakan algoitma FP-Growth.



Gambar 3. Tampilan Data Transaksi

3.4.3 Halaman Input Data

Pada halaman input data, user dapat menambahkan data transaksi ke dalam database agar nantinya bisa di proses untuk menentukan rekomendasi paket bundle dengan metode FP-Growth.



**Gambar 3.** Tampilan Input Data

3.4.4 Proses FP-Growth

Pada halaman proses FP-Growth, user diharuskan mengisi minimum support, minimum confidence dan rentang tanggal transaksi sebagai parameter metode FP-Growth menentukan rekomendasi paket bundle.

Item 1	Item 2	Support	Confidence
es teh	nasi ayam	30.0%	75.0%

Gambar 6. Tampilan Proses FP-Growth

4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian di atas, disimpulkan bahwa metode FP-Growth berhasil mengidentifikasi hubungan antara item-menu dari 482 data transaksi di Cafe Dhanita Husada. Dalam penelitian ini, ditemukan bahwa semakin tinggi nilai support yang digunakan, semakin selektif pola asosiasi yang ditemukan. Oleh karena itu, nilai support yang lebih tinggi mengarah pada rekomendasi menu yang lebih efektif untuk meningkatkan penjualan dan kepuasan pelanggan di kafe tersebut. Paket rekomendasi yang dapat digunakan yaitu paket Nasi Sop dan Es Teh dengan support 16% dan confidence 82%, Pisang dan Es Teh dengan support 16% dan confidence 75%, serta Jus dan Es Teh dengan support 16% dan confidence 52%.

Penerapan paket bundling seperti yang diidentifikasi dalam penelitian ini dapat memberikan manfaat signifikan bagi pengelola kafe. Dengan memanfaatkan pola asosiasi antar item-menu, pengelola dapat merancang strategi bisnis baru yang lebih efektif. Penempatan produk di menu dapat dioptimalkan berdasarkan hubungan yang ditemukan, dan penawaran paket atau promosi menarik dapat disusun untuk mendorong penjualan. Pendekatan strategis semacam ini tidak hanya berpotensi meningkatkan pendapatan kafe tetapi juga menciptakan pengalaman yang lebih memuaskan bagi pelanggan yang mencari variasi dan kombinasi menu.

Untuk pengembang selanjutnya, berikut saran yang dapat membantu meningkatkan kualitas dan efektivitas penelitian terkait metode FP-Growth pada hubungan antar item menu. Perbanyak Jumlah Data untuk meningkatkan jumlah data yang digunakan untuk mendapatkan aturan asosiasi yang lebih kuat. Dataset yang besar akan meningkatkan peluang pembelian produk secara berulang dan menghasilkan aturan asosiasi yang lebih valid.

REFERENCES

- [1] M. Badrul, "Algoritma Asosiasi Dengan Algoritma Apriori Untuk Analisa Data Penjualan," *Jurnal Pilar Nusa Mandiri*, vol. XII, no. 2, pp. 121–129, 2016. J. C. Maxwell, *A Treatise on Electricity and Magnetism*, 3rd ed., vol. 2. Oxford: Clarendon, 1892, pp.68-73.
- [2] Abdullah, A. (2018). Rekomendasi paket produk Guna Meningkatkan Penjualan Dengan metode FP-growth. *Khazanah Informatika : Jurnal Ilmu Komputer Dan Informatika*, 4(1), 21–26. <https://doi.org/10.23917/khif.v4i1.5794>
- [3] Winarti, D. (2018). Analisis Data Mining Dengan Algoritma Fp-Growth Dalam Mendukung Strategi Promosi Perguruan Tinggi. *Simatika*, 1(3), 27. Retrieved from <https://ejournal.undhari.ac.id/index.php/simatika/article/view/>
- [4] Setyorini, S.G., Mustakim, Adhiva, J., Putri, S. A. (2020). Penerapan Algoritma FP-Growth dalam Penentuan Pola Pembelian Konsumen. *Seminar Nasional Teknologi Informasi, Komunikasi dan Industri (SNTIKI)*, UIN Sultan Syarif Kasim Riau.
- [5] Maulidiya, H., & Jananto, A. (2020). Asosiasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dan Fpgrowth Sebagai Dasar Pertimbangan Penentuan Paket Sembako. *Proceeding SENDI_U*, 36-42. Retrieved from <https://unisbank.ac.id/ojs/index.php/sendu/article/view/7957>.
- [6] Ardianto, A., & Fitriana, D. (2019). Penerapan algoritma FP-growth rekomendasi trend Penjualan ATK Pada cv. Fajar Sukses Abadi. *Jurnal Telekomunikasi Dan Komputer*, 9(1), 49. <https://doi.org/10.22441/incomtech.v9i1.3263> M. Young, *The Technical Writer's Handbook*. Mill Valley, CA: University Science, 1989.
- [7] Tamba, S. P., Tan, A. W., Gunawan, Y., & Andreas, A. (2021). Penerapan data mining untuk Pembuatan Paket promosi penjualan Menggunakan Kombinasi FP-tree Dan Tid-list. *Jurnal Teknik Informasi Dan Komputer (Tekinkom)*, 4(2), 201. <https://doi.org/10.37600/tekinkom.v4i2.309>



- [8] Listriani, D., Setyaningrum, A. H., & Eka, F. (2018). Penerapan metode Asosiasi Menggunakan algoritma Apriori Pada aplikasi Analisa Pola Belanja konsumen (studi Kasus Toko Buku Gramedia Bintaro). *JURNAL TEKNIK INFORMATIKA*, 9(2). <https://doi.org/10.15408/jti.v9i2.5602>
- [9] Maulana, A., & Fajrin, A. A. (2018). Penerapan data mining untuk analisis Pola Pembelian konsumen dengan algoritma FP-growth pada data TRANSAKSI PENJUALAN spare part motor. *KLIK - KUMPULAN JURNAL ILMU KOMPUTER*, 5(1), 27. <https://doi.org/10.20527/klik.v5i1.100>
- [10] H. Akbar, "Ingin Terapkan Data Mining? Ini Tahapannya," 2017. <https://mti.binus.ac.id/2017/12/05/ingin-terapkan-data-mining-ini-tahapannya/>
- [11] Kurniawan, S., Gata, W., Wiyana H. (2018). Analisis Algoritma Fp-Growth Untuk Rekomendasi Produk Pada Data Retail Penjualan Produk Kosmetik (Studi Kasus : Mt Shop Kelapa Gading). *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi 2018 (SENTIKA 2018)* . hal 61-69.
- [12] M. I. Ghozali, R. Z. Ehwan, and W. H. Sugiharto, "Analisa Pola Belanja Menggunakan Algoritma FP Growth, Self Organizing Map (SOM) dan K Medoids," *Jurnal SIMETRIS*, vol. 8, no. 1, pp. 317–326, 2017.
- [13] R. Anggrainingsih, N. R. Khoirudin, and H. Setiadi, *Discovering Drugs Combination Pattern Using FP-Growth Algorithm*. 2017.
- [14] Wandri, R., & Hanafiah, A. (2022). Analysis of Information Technology (IT) Goods Sales Patterns Using the FP-Growth Algorithm. *IT Journal Research and Development*, 6(2), 130 - 141. <https://doi.org/10.25299/itjrd.2022.8155>
- [15] Lestari, Y.D. 2015. Penerapan Mining Menggunakan FP-Tree dan FP-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Obat. *Jurnal Nasional Teknologi dan Komunikasi*. 1(1): 60-64
- [16] Khan, M.A., Solaiman, K.M., & Pritom, T.H. 2017. Market Basket Analysis For Improving The Effective Of Marketing and Sales Using Apriori, FP Growth and Eclat Algoritm. *Brac University*.

Home > User > Author > **Active Submissions**

Active Submissions

ACTIVE ARCHIVE

ID	MM-DD SUBMIT	SEC	AUTHORS	TITLE	STATUS
6708	08-25	ART	Nugraharsanto, Aji	ANALISIS DATA PERDUALAN MAKANAN DAN MINUMAN CAFE DHANTTA...	Awaiting assignment

1 - 1 of 1 Items

Start a New Submission
[CLICK HERE](#) to go to step one of the five-step submission process.

Reffbacks

ALL NEW PUBLISHED IGNORED

DATE ADDED	HITS	URL	ARTICLE	TITLE	STATUS	ACTION
------------	------	-----	---------	-------	--------	--------

- Editorial Team
- Reviewers
- AIM and Scope
- Indexing & Abstracting
- Author Guidelines
- Publication Ethics
- Access Submission
- Submission Guidelines
- Contact Us
- Visitor Statistic
- Author Fees
- Statement of Originality