

Jutisi: Jurnal Ilmiah Teknik Informatika dan Sistem Informasi
 Jl. Ahmad Yani, K.M. 33,5 - Kampus STMIK Banjarbaru
 Loktabat – Banjarbaru (Tlp. 0511 4782881), e-mail: puslit.stmikbjb@gmail.com
 e-ISSN: 2685-0893
 p-ISSN: 2089-3787

Implementasi Algoritma *FP Growth* Untuk Menganalisis Pola Pembelian Konsumen *Balcos Compound*

Ayu Suci Khadijah^{1*}, Anita Fira Waluyo²

Informatika, Universitas Teknologi Yogyakarta, Sleman, Indonesia

*Email Corresponding Author: Scikhdds@gmail.com

Abstrac

This study analyzes consumer purchasing patterns at Balcos Compound coffee shop using the FP-Growth algorithm. The data used includes 2,438 sales transactions for one month, with minimum support parameters of 5% and minimum confidence of 80%. The results of the analysis show a significant association pattern between the purchase of 600ml Mineral Water and Lemon Tea, with support of 0.0029, confidence of 100%, and lift of 0.9752. Comparative tests with one-week data produce a similar pattern, with support of 0.0062, confidence of 100%, and lift of 0.6211. These findings serve to formulate a more optimal marketing strategy, for example through product bundling offers and combined transaction discounts. This study is expected to increase sales and customer satisfaction in coffee shops.

Keywords: *Purchasing patterns; FP-Growth algorithm; Marketing strategies; Coffee shop*

Abstrak

Penelitian ini menganalisis pola pembelian konsumen di kedai kopi Balcos Compound menggunakan algoritma *FP-Growth*. Data yang digunakan mencakup 2.438 transaksi penjualan selama satu bulan, dengan parameter *minimum support* 5% dan *minimum confidence* 80%. Hasil analisis menunjukkan pola asosiasi yang signifikan antara pembelian Mineral Water 600ml dan Lemon Tea, dengan *support* 0,0029, *confidence* 100%, dan *lift* 0,9752. Uji banding dengan data satu minggu menghasilkan pola serupa, dengan *support* 0,0062, *confidence* 100%, dan *lift* 0,6211. Temuan ini berfungsi merumuskan strategi pemasaran yang lebih optimal, misalnya melalui penawaran bundling produk dan diskon transaksi gabungan. Penelitian ini diharapkan dapat meningkatkan penjualan dan kepuasan pelanggan kedai kopi.

Kata kunci: *Pola pembelian; Algoritma FP-Growth; Strategi pemasaran; Kedai kopi*

1. Pendahuluan

Dalam industri ritel, baik di *e-commerce* maupun toko fisik, pola pembelian konsumen merupakan elemen kunci untuk merumuskan strategi bisnis yang efektif. Perusahaan perlu menganalisis data transaksi besar untuk menemukan hubungan antar produk yang sering dibeli bersamaan. Pemahaman tentang pola pembelian ini membantu dalam optimasi penempatan produk, rekomendasi, bundling, dan promosi yang lebih tepat sasaran. Dengan memahami perilaku pelanggan, yang dapat dilihat dari pola pembelian mereka, perusahaan dapat mengembangkan bisnis strategi yang lebih baik untuk meningkatkan penjualan. Salah satu teknik yang digunakan menganalisis data adalah analisis asosiasi, yang bertujuan untuk mengidentifikasi karakteristik antar item dalam kumpulan data besar.

Balcos Compound, yang menjadi latar belakang penelitian ini, menghadapi tantangan berupa belum adanya sistem yang efektif untuk menentukan pola pembelian pelanggan. Ketika pola pembelian tidak terdeteksi secara akurat, manajemen mengalami kesulitan dalam memahami preferensi pelanggan terkait produk yang paling diminati dan sering dibeli bersamaan. Tanpa informasi yang jelas mengenai pola ini, kedai kopi tersebut tidak dapat mengoptimalkan keputusan bisnis, seperti promosi produk dan penawaran diskon. Akibatnya, mereka belum

mampu memaksimalkan potensi penjualan dan merancang strategi pemasaran yang lebih tepat sasaran untuk menarik pelanggan.

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 [1]. Pada penelitian ini data yang digunakan adalah data transaksi penjualan yang di ambil dalam range 1 bulan dengan jumlah 2438 transaksi.

Oleh karena itu, sistem yang diusulkan bertujuan untuk menerapkan Algoritma *FP-Growth* pada data transaksi Balcos Compound, dengan harapan dapat memberikan wawasan yang lebih mendalam mengenai perilaku pembelian konsumen. Dengan demikian, sistem ini diharapkan dapat mendukung manajemen dalam mengambil keputusan untuk perencanaan stok dan juga menetapkan promo terkait produk bahan makanan yang diminati oleh pelanggan.

2. Tinjauan Pustaka

Penelitian [2] membahas mengenai analisis pola pembelian menggunakan algoritma *FP-Growth* dengan bantuan *RapidMiner*. Data transaksi dikumpulkan dan diolah untuk mengidentifikasi pola pembelian yang signifikan, mengungkapkan aturan asosiasi pelanggan membeli martabak sayur cenderung membeli paket makanan bernilai A, dengan dukungan sebesar 0,320 dan tingkat kepercayaan 0,941. Data yang di ambil sebanyak 50 data transaksi pembelian di Lathansa Cafe & Ramen. Studi ini menyarankan penggunaan data yang lebih luas dikombinasikan dengan perhitungan manual untuk penelitian di masa depan guna meningkatkan analisis lebih lanjut.

Penelitian [3] membahas mengenai penerapan algoritma *FP-Growth* dalam menganalisis transaksi pembelian bahan baku pada PT. Warna Global Indonesia. Dengan memanfaatkan *FP-Growth*, penelitian berhasil mengidentifikasi pola pembelian yang umum, seperti akurasi BC (Retander) dan methanol. Algoritma tersebut terbukti menjadi metode pengembangan data yang efektif untuk menganalisis pola pembelian dan memberikan rekomendasi strategi pengadaan yang optimal berdasarkan nilai dukungan dan kepercayaan. Data yang diambil sebanyak 448 aturan atau pola pembelian yang menghasilkan akurasi dengan nilai keyakinan terendah sebesar 6.6% dan tertinggi sebesar 16.7%. Perangkat lunak yang digunakan termasuk *RapidMiner* untuk pengolahan data mining. Proses *Knowledge Discovery in Database* (KDD) dan data mining dengan *FP-growth* membantu dan memahami pola pembelian bahan baku serta keterkaitan antar bahan yang dibeli.

Penelitian [4] Membahas mengenai pola pembelian pelanggan di toko bahan bangunan menggunakan algoritma penambangan data seperti *Squeezer*, *Apriori*, dan *FP-Growth*. Dengan menganalisis 1.256 transaksi penjualan, penelitian ini mengungkap bahwa algoritma Apriori menghasilkan 194 aturan asosiasi sementara *FP-Growth* menghasilkan 52, dengan yang terakhir menunjukkan kinerja yang unggul dalam pembuatan aturan. Penelitian ini menyoroti asosiasi yang signifikan, seperti kecenderungan pelanggan yang membeli cat kayu untuk juga membeli produk tahan air, dan menyarankan strategi bagi pemilik toko untuk meningkatkan pemasaran dan manajemen inventaris.

Penelitian [5] Penelitian ini membahas penerapan metode *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) untuk menganalisis data penjualan di apotek dengan menggunakan algoritma *FP-Growth* dan aturan asosiasi dalam analisis transaksi obat. *Software* yang digunakan dalam penelitian ini adalah *RapidMiner* versi 10.3. Nilai minimum *support* dan *confidence* yang diterapkan masing-masing adalah 0,005 dan 0,8, dengan lift sebesar 1,0, yang menunjukkan bahwa hubungan antar produk dalam analisis ini bersifat acak sesuai dengan yang diharapkan. Hasil analisis menemukan 12 pola asosiasi yang signifikan. Sebagai contoh, pembelian Amoxicilin Hexaparm secara signifikan berkaitan dengan pembelian Amoxicilin, dengan tingkat keberhasilan transaksi mencapai 100%. Kesimpulannya, algoritma *FP-Growth* memberikan kontribusi positif dalam pengembangan strategi penjualan obat di apotek.

Penelitian [6] Penelitian ini membahas tentang algoritma *Apriori* dan *FP-Growth* dalam menganalisis pola pembelian konsumen di PT Surya Multi Perkasa Movinko., dengan menggunakan 492 transaksi dan juga 23 jenis barang analisis. *Software* yang digunakan pada penelitian ini adalah WEKA. Algoritma *Apriori* menghasilkan 12 aturan asosiasi dengan nilai

support sebesar 0,0054 dan *confidence* sebesar 0,30, sedangkan algoritma *FP-Growth* menghasilkan 9 aturan asosiasi dengan nilai *support* sebesar 2 dan *confidence* sebesar 0,7. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memanfaatkan aturan asosiasi guna memahami pola pembelian konsumen dan meningkatkan strategi pemasaran. Algoritma *FP-Growth* dianggap lebih cepat dan efisien dibandingkan dengan Apriori, serta memberikan nilai *confidence* yang lebih tinggi dalam menganalisis pola pembelian konsumen.

Penelitian [7] Penelitian ini memanfaatkan algoritma *FP-Growth* untuk analisis data transaksi pada Swalayan KSU Sumber Makmur antara tahun 2015 hingga 2019. Eksperimen dilakukan dengan menetapkan nilai dukungan minimum sebesar 3% dan kepercayaan minimum 30%. Hasil analisis mengungkapkan aturan asosiasi yang kuat, contohnya, pelanggan yang membeli pasta gigi cenderung juga membeli sabun. Perbandingan antara aplikasi Weka dan Orange menunjukkan hasil yang serupa. Penelitian ini juga menekankan efisiensi algoritma *FP-Growth* dibandingkan dengan algoritma *Apriori* dalam mendeteksi frequent itemset pada analisis keranjang pasar dari data transaksi penjualan di Swalayan KSU Sumber Makmur. Aplikasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah Weka versi 3.8.4 dan Orange versi 3.24.1 untuk memproses data transaksi dan menampilkan aturan asosiasi.

Penelitian [8] Penelitian ini menggunakan algoritma *FP-Growth* untuk mengidentifikasi pola pembelian konsumen di PT. Selamat Lestari Mandiri Cibadak, berdasarkan data dari 9 transaksi penjualan yang melibatkan 13 atribut dan 216 rekaman. Software yang digunakan dalam analisis ini adalah RapidMiner, yang menghasilkan tiga aturan asosiasi. Salah satu temuan utama adalah, dengan tingkat kepercayaan (*confidence*) sebesar 70%, produk Oli mpx2 10W30 SL 0,8L IDE yang dibeli, diikuti dengan kepastian pembelian Brakeshoe dan Racesteeringkit dengan nilai *confidence* tertinggi mencapai 1.000. Penerapan algoritma *FP-Growth* memungkinkan perusahaan untuk menganalisis pola pembelian konsumen dan merancang strategi penjualan yang lebih efisien. Proses penelitian ini mengikuti enam tahapan dari model *Crisp-Dm*, dimulai dengan pemahaman bisnis, analisis data, persiapan data, pemodelan, evaluasi, hingga penerapan. Data yang digunakan berasal dari PT. Selamat Lestari Mandiri Cibadak dan pengujian data dilakukan menggunakan metode *simple random sampling*. Berbagai jurnal sebelumnya juga telah mengkaji penggunaan algoritma *FP-Growth* dalam menganalisis pola transaksi, pembelian konsumen, serta penerapannya dalam prediksi hujan, penjualan pupuk, belanja, manajemen inventaris, peminjaman buku, penjualan obat, dan penempatan produk di berbagai sektor seperti percetakan, apotek, perpustakaan, dan gudang.

Penelitian [9] Penelitian ini membahas penerapan algoritma *Frequent Pattern Growth* berbasis web untuk memberikan rekomendasi paket menu di Angkringan Waru Tanjung Bias. Tujuannya adalah untuk menganalisis pola pemesanan pelanggan dan menyarankan kombinasi menu yang relevan. Data yang digunakan terdiri dari 870 transaksi, menghasilkan 57 aturan rekomendasi untuk kombinasi makanan dan minuman dengan nilai *minimum support* 20% dan *confidence* 50%. Aplikasi yang dikembangkan bertujuan untuk meningkatkan kepuasan pelanggan dan penjualan dengan menyajikan rekomendasi yang berguna dalam merancang paket menu berdasarkan data transaksi yang ada.

Penelitian [10] membahas mengenai penerapan algoritma Apriori dalam penambangan data untuk mengoptimalkan manajemen inventaris di apotek dengan menganalisis data transaksi untuk mengidentifikasi barang yang sering dibeli dan kaitannya. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah 150 transaksi penjualan dari PT Enseval Putera Megatrading Tbk. Cabang Padang selama periode 3 - 7 Juni 2024, yang mencakup 397 atribut obat. Hasil analisis menemukan enam aturan asosiasi yang dapat digunakan untuk memprediksi stok obat secara lebih efektif dan efisien. Aplikasi yang digunakan dalam proses analisis adalah *Microsoft Excel 2010* dan *RapidMiner*.

Penelitian [11] Analisis pola pembelian pada toko online Sayurklik menggunakan metode APR (*Association Rule Mining*) bertujuan untuk memahami perilaku konsumen serta menemukan hubungan yang signifikan antar Produk yang sering dibeli secara bersamaan. Penelitian ini mengevaluasi data transaksi guna menemukan produk dengan frekuensi pembelian tinggi secara bersamaan, yang dapat mendukung pengembangan strategi pemasaran dan pengelolaan stok. Metode yang digunakan dalam analisis ini adalah algoritma *Apriori*. Data yang dianalisis berasal dari 1.000 transaksi di toko online Sayurklik, yang menghasilkan 10 aturan asosiasi.

Berbagai penelitian menunjukkan efektivitas algoritma *FP-Growth* dalam menganalisis pola pembelian konsumen di sektor apotek, swalayan, restoran, dan toko bahan bangunan, menggunakan perangkat seperti *RapidMiner*, *WEKA*, dan *Orange*. *FP-Growth* terbukti lebih efisien dibandingkan *Apriori* dalam mengolah dataset besar, memberikan hasil lebih cepat dengan tingkat kepercayaan yang tinggi. Penelitian di *Lathansa Cafe & Ramen* serta *PT. Warna Global Indonesia*, misalnya, berhasil menemukan aturan asosiasi penting untuk mendukung strategi pemasaran dan pengadaan produk. Berbeda dengan penelitian sebelumnya, studi ini menggunakan sistem khusus yang dirancang untuk menganalisis pola pembelian di *Balcos Compound*, sebuah kedai kopi. Sistem ini memberikan wawasan terintegrasi yang membantu dalam memahami pola pembelian konsumen sekaligus mendukung perencanaan stok, optimalisasi strategi promosi, dan peningkatan layanan pelanggan secara lebih efektif.

3. Metodologi

Algoritma *FP-Growth* adalah algoritma alternatif yang digunakan untuk identifikasi himpunan memanfaatkan struktur pohon, yang dikenal sebagai *FP-Tree*, untuk menemukan frequent itemset tanpa perlu menghasilkan kandidat. Seperti halnya algoritma *Apriori*, *FP-Growth* memanfaatkan *FP-support* untuk secara langsung memperoleh frequent itemset, sehingga prosesnya lebih cepat dibandingkan dengan algoritma *Apriori*. Proses penentuan frequent itemset dalam *FP-Growth* mencakup dua tahap: pembuatan *FP-Tree* dan penerapan metode *FP-Growth*[12]. Hasil akhir dalam perhitungan *FP-growth* adalah aturan asosiasi (*Association Rule*) merupakan sebuah metode yang dirancang untuk mengidentifikasi hubungan antara satu item dengan item lainnya. Dalam menentukan *association rule*, diperlukan penghitungan nilai *support* dan *confidence* guna menilai apakah aturan tersebut menarik.[13]. Berikut adalah langkah-langkah untuk perhitungan algoritma *FP-Growth*:

- 1) Menentukan *Support* dirumuskan seperti persamaan 1.

$$\text{Support (X)} = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung X}}{\text{Total Transaksi}} \times 100\% \quad (1)$$

Support merupakan presentase kombinasi item muncul dalam keseluruhan basis data yang ada. Nilai *support* dapat diketahui dari seberapa sering suatu kombinasi muncul dalam keseluruhan transaksi yang terjadi[14]

- 2) Nilai *confidence* dari aturan $X \rightarrow Y$ dirumuskan seperti persamaan 2.

$$\text{Confidence (X} \rightarrow \text{Y)} = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung X U Y}}{\text{Total Transaksi X}} \quad (2)$$

Confidence merupakan presentase presentase kuatnya produk yang menunjukkan kemungkinan antar produk untuk diambil bersamaan[14].

- 3) *Lift Ratio* dirumuskan seperti persamaan 3.

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

4. Analisis Data

Data yang digunakan merupakan hasil pengumpulan lapangan berupa data transaksi dari kedai kopi *Balcos Compound* yang berlokasi di Jl. Nologaten, Caturtunggal, Kec, Depok, Kabupaten Sleman, Daerah Istimewa Yogyakarta. Penelitian ini menggunakan data transaksi selama periode 1 Mei 2024 hingga 31 Mei 2024, dengan total sebanyak 2.438 transaksi. Berdasarkan tahapan awal penelitian, data yang diperoleh disajikan sebagai berikut:

Tabel 1. Data Transaksi Bulan Mei 2024

Transaksi	Produk
1	Butterscotch Dolce
2	Chicken (Strip) Bagel,Mineral Water 600ml,Mini Pretty Green
3	Americano
...	...
2439	Americano

(Sumber Balcos Compound)

Tabel 1 menyajikan 2439 data transaksi penjualan, yang mencakup total 40 item yang terjual. Sementara itu, Tabel 2 menggambarkan daftar item-item yang termasuk dalam dataset yang digunakan. Dari total 40 item, sebanyak 10 item lolos seleksi berdasarkan kriteria *minimum support* 5 dan *confidence* 80% yang akan dianalisis lebih lanjut.

Tabel 2. Frequent itemset

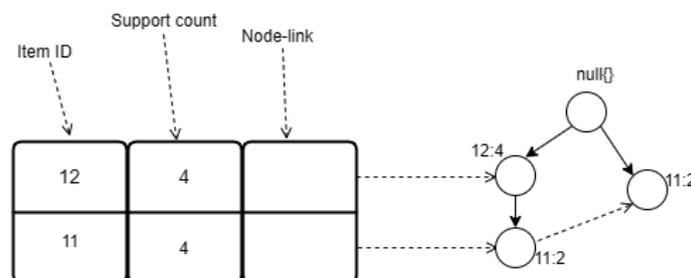
Transaksi	Produk	Support	Quantity
1	Americano	12.72%	310
2	Palm	11.69%	285
...
10	Lychee Berry	5.00%	122

Setelah menentukan frequent itemset, langkah selanjutnya adalah menentukan urutan itemset berdasarkan frekuensinya. Pada Tabel 3, ditunjukkan urutan itemset berdasarkan frekuensi, dengan 2.439 data transaksi mentah yang telah diurutkan sesuai dengan itemset yang memiliki frekuensi tertinggi.

Tabel 3. Order Itemset

Transaksi	Produk
2	Mineral Water 600ml
3	Americano
6	Americano
...	...
2438	Americano

Gambar 1 menggambarkan struktur *FP-Tree (Frequent Pattern Tree)*, yang merupakan sebuah struktur data yang digunakan untuk merepresentasikan pola itemset yang sering muncul dalam transaksi. *FP-Tree* ini memungkinkan analisis frequent itemset dilakukan dengan lebih efisien, karena dapat mengurangi kebutuhan untuk memindai ulang seluruh dataset[15].



Gambar 1 FP-Tree (Frequent Pattern Tree)

Tabel 4 menyajikan *conditional pattern base*, yaitu himpunan pola yang terbentuk berdasarkan item tertentu yang berfungsi sebagai akar dalam struktur *FP-Tree*. Pola ini digunakan untuk membangun *sub-Tree* dalam proses penggalian frequent itemset.

Tabel 4 Conditional Pattern Base

Transaksi	Produk	Conditional Pattern Base
1	Mineral Water 600ml	[Americano : 7] [Palm : 17] [Palm, Mineral Water 600ml : 1]
2	Lemon Tea	[Mineral Water 600ml : 8] [Mineral Water 600ml, Lychee Tea : 1] [Americano, Lychee Tea : 1] [Americano, Palm, Lychee Tea : 1] [Lemon Tea : 1] [Palm : 2] [Palm, Peach Berry, Latte : 1] [Palm, Mineral Water 600ml, Red Velvet : 1] [Dolce : 7] [Peach Berry : 4] [Lychee Tea, Red Velvet : 1] [Lychee Tea : 7] [Lychee Tea, Peach Berry : 2] [Red Velvet : 8] [Latte : 1]
...
10	Palm	[Americano : 15] [Palm : 1]

Tabel 5 menampilkan *conditional FP-Tree*, yaitu *sub-tree* yang dibangun dari *conditional pattern base* setiap item. Struktur ini berfungsi untuk mengidentifikasi pola itemset yang kerap muncul dalam data transaksi berdasarkan item yang telah terpilih.

Tabel 5 Conditional FP-Tree

Transaksi	Produk	Conditional Fp-Tree
1	Mineral Water 600ml	[Americano : 7] [Palm : 18]
2	Lemon Tea	[Mineral Water 600ml : 8] [Mineral Water 600ml, Lychee Tea : 1] [Palm : 2] [Palm, Peach Berry : 1] [Palm, Mineral Water 600ml, Red Velvet : 1] [Dolce : 7] [Peach Berry : 4] [Lychee Tea : 7] [Lychee Tea, Red Velvet : 1] [Lychee Tea, Peach Berry : 2] [Red Velvet : 8]

Transaksi	Produk	Conditional Fp-Tree
...
10	Palm	[Americano : 15]

Tabel 6 menyajikan pola-pola itemset yang sering muncul pada data transaksi, yang disebut sebagai frequent pattern. Pola ini menggambarkan kombinasi item yang sering dibeli bersama dalam jumlah transaksi yang signifikan, yang diperoleh melalui analisis menggunakan *FP-Tree* dan conditional *FP-Tree*.

Tabel 6 Frequent Pattern

Transaksi	Produk	Frequent Pattern
1	Mineral Water 600ml	[Americano, Mineral Water 600ml : 7] [Palm, Mineral Water 600ml : 18]
2	Lemon Tea	[Mineral Water 600ml, Lemon Tea : 8] [Mineral Water 600ml, Lychee Tea, Lemon Tea : 1] [Palm, Lemon Tea : 2] [Palm, Peach Berry, Lemon Tea : 1] [Palm, Mineral Water 600ml, Red Velvet, Lemon Tea : 1] [Dolce, Lemon Tea : 7] [Peach Berry, Lemon Tea : 4] [Lychee Tea, Lemon Tea : 7] [Lychee Tea, Red Velvet, Lemon Tea : 1] [Lychee Tea, Peach Berry, Lemon Tea : 2] [Red Velvet, Lemon Tea : 8]
...
10	Palm	[Americano, Palm : 15]

Tabel 7 menyajikan hasil pengujian *association rule*, yaitu 116 aturan asosiasi yang ditemukan berdasarkan analisis *frequent pattern*, tabel ini menunjukkan pasangan item yang sering muncul bersama, beserta nilai *support*, *confidence*, dan *lift* yang digunakan untuk mengevaluasi kekuatan hubungan antara item-item tersebut.

Tabel 7. Association Rule

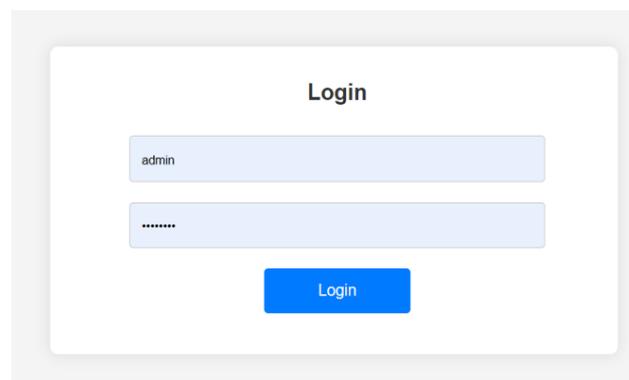
No	Aturan Asosiasi	Support	Confidence
1	JikaAmericano, makaMineral Water 600ml	(7 / 2438 = 0.002871205906480722)	(7 / 7 = 100.00%)
2	JikaPalm, makaMineral Water 600ml	(18 / 2438 = 0.007383100902378999)	(18 / 18 = 100.00%)
3	JikaMineral Water 600ml, makaLemon Tea	(8 / 2438 = 0.003281378178835111)	(10 / 10 = 100.00%)
4	JikaMineral Water 600ml, Lychee Tea, makaLemon Tea	(1 / 2438 = 0.00041017227235438887)	(1 / 1 = 100.00%)
5	JikaPalm, makaLemon Tea	(2 / 2438 = 0.0008203445447087777)	(4 / 4 = 100.00%)
9	JikaDolce, makaLemon Tea	(7 / 2438 = 0.002871205906480722)	(7 / 7 = 100.00%)
10	JikaPeach Berry, makaLemon Tea	(4 / 2438 = 0.0016406890894175555)	(7 / 7 = 100.00%)
...

116 Jika Americano, maka Palm ($15 / 2438 = 0.0061525840853158325$) ($15 / 15 = 100.00\%$)

Pada tahap akhir analisis aturan asosiasi, pola yang paling dominan adalah "Jika pelanggan membeli Mineral Water 600ml, mereka cenderung juga membeli Lemon Tea." Pola ini memiliki nilai *support* sebesar 4%, *confidence* 100%, dan lift sebesar 8,33. Hubungan ini menunjukkan keterkaitan yang sangat erat dan konsisten antara kedua produk tersebut dalam transaksi dan konsisten antara kedua produk tersebut dalam transaksi, di mana pembelian *Mineral Water* 600ml hampir selalu diikuti oleh pembelian *Lemon Tea*, menjadikannya kombinasi yang berpotensi.

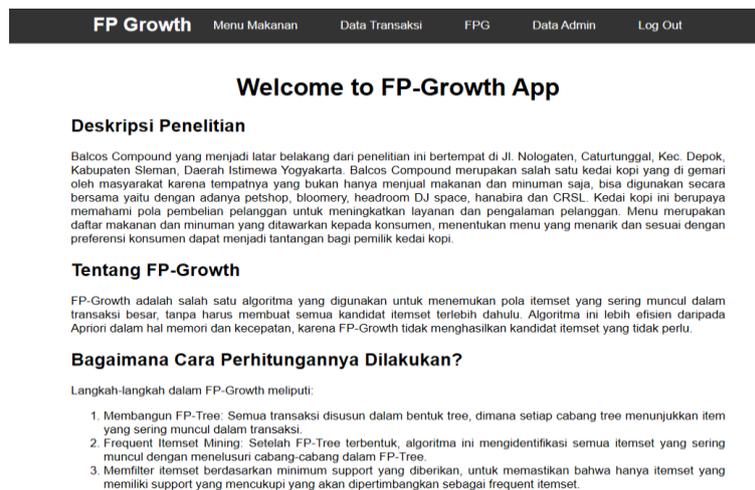
5. Hasil dan Pembahasan

5.1 Implementasi



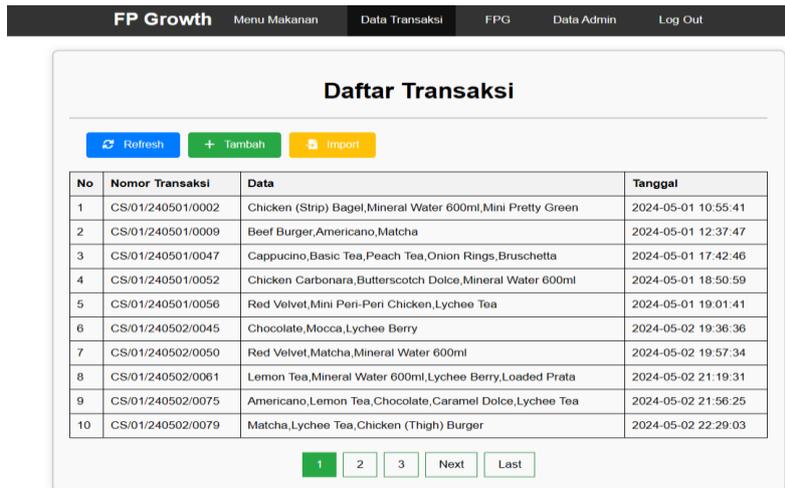
Gambar 2 Halaman Login Admin

Gambar 2 menunjukkan halaman login admin, yang menyediakan form untuk memasukkan *username* dan *passwprd*. Halaman ini dirancang untuk memastikan keamanan dan akses terbatas hanya kepada pengguna yang berwenang.



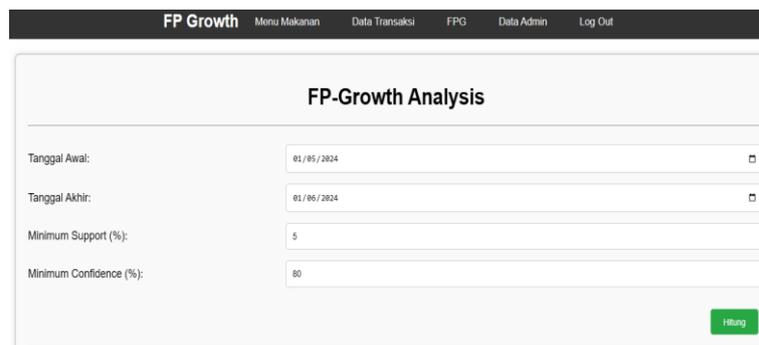
Gambar 3 Halaman Beranda

Pada gambar 3 menunjukkan bagian beranda setelah login, di mana admin dapat mengakses dashboard utama dengan berbagai fitur pengelolaan.



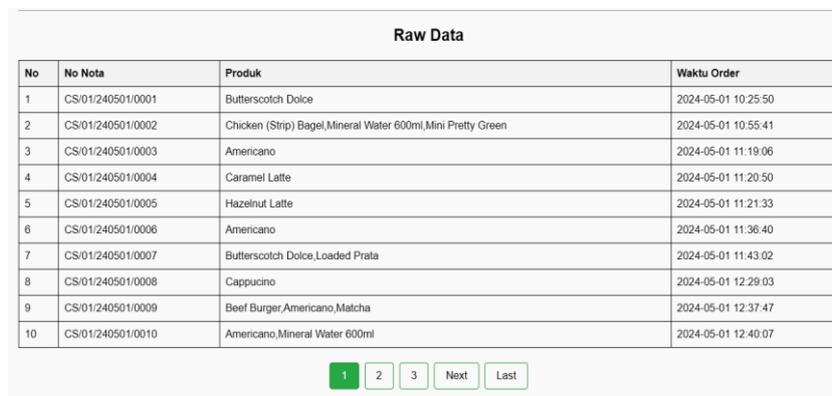
Gambar 4 Manajemen Data

Gambar 4 menunjukkan halaman admin untuk input data, di mana admin dapat dengan mudah menambah, melihat, mengedit, dan menghapus data (CRUD) sesuai kebutuhan.



Gambar 5 Halaman Analisis

Gambar 5 menunjukkan halaman FPG yaitu halaman perhitungan di mana admin dapat memasukkan nilai minimum *support* dan *confidence* untuk analisis data. Setelah admin mengklik tombol “Hitung”, sistem secara otomatis menampilkan hasil perhitungan, termasuk seluruh tahapan penelitian dari awal hingga akhir, memberikan gambaran lengkap tentang proses analisis asosiasi yang dilakukan.



Gambar 6 Raw Data

Gambar 6 menunjukkan halaman untuk menampilkan data yang sudah di inputkan.

No.	Itemset	Support	Quantity
1	Americano	12.72%	310
2	Palm	11.69%	285
3	Mineral Water 600ml	10.09%	246
4	Lychee Tea	8.57%	209
5	Dolce	8.49%	207
6	Red Velvet	7.01%	171
7	Peach Berry	6.64%	162
8	Latte	5.54%	135
9	Lemon Tea	5.46%	133
10	Lychee Berry	5.0%	122

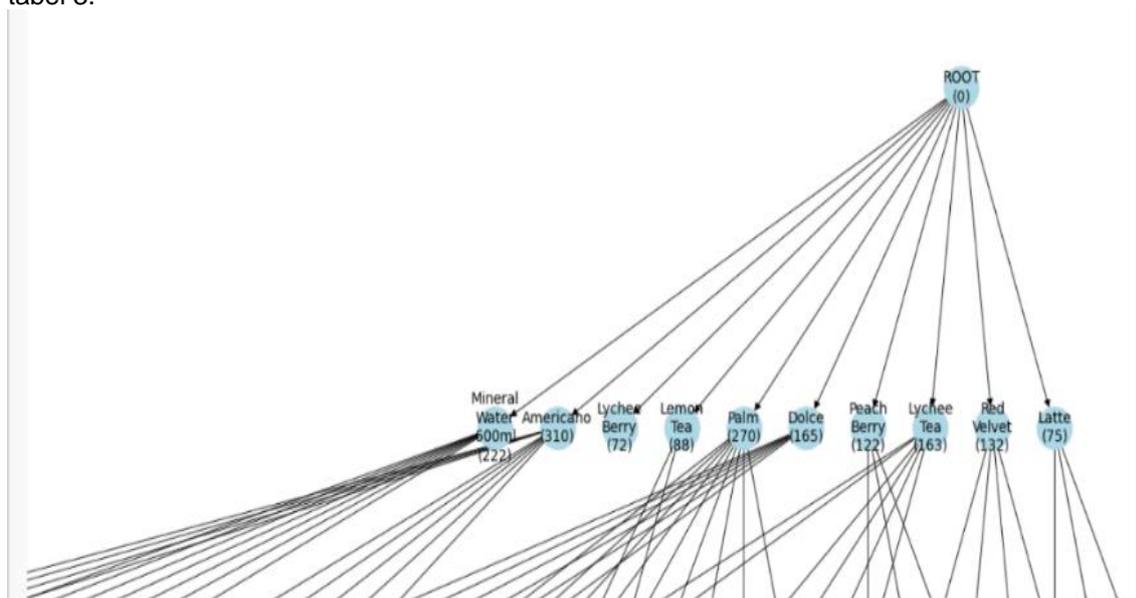
Gambar 7 Frequent itemset

Gambar 7 menampilkan halaman yang menyajikan daftar frequent itemset. Itemset tersebut diurutkan berdasarkan nilai *minimum support* yang telah ditentukan sebelumnya, yaitu sebesar 5.

No.	Transaction
2	Mineral Water 600ml
3	Americano
6	Americano
9	Americano
10	Americano, Mineral Water 600ml
11	Lychee Berry
13	Lemon Tea
14	Mineral Water 600ml
15	Palm, Lemon Tea
17	Mineral Water 600ml

Gambar 8 Order Itemset

Gambar 8 menampilkan halaman yang menyajikan order itemset seperti yang ada dalam tabel 3.



Gambar 9 FP-tree

Gambar 9 menampilkan halaman *FP-Tree* seperti yang sudah di jelaskan pada gambar 1.

Conditional Pattern Base		
No.	Item	Conditional Pattern Base
1	Mineral Water 600ml	[Americano : 7] [Palm : 17] [Palm, Mineral Water 600ml : 1]
2	Lemon Tea	[Mineral Water 600ml : 8] [Mineral Water 600ml, Lychee Tea : 1] [Americano, Lychee Tea : 1] [Americano, Palm, Lychee Tea : 1] [Lemon Tea : 1] [Palm : 2] [Palm, Peach Berry, Latte : 1] [Palm, Mineral Water 600ml, Red Velvet : 1] [Dolce : 7] [Peach Berry : 4] [Lychee Tea, Red Velvet : 1] [Lychee Tea : 7] [Lychee Tea, Peach Berry : 2] [Red Velvet : 8] [Latte : 1]
3	Lychee Berry	[Mineral Water 600ml, Lemon Tea : 1] [Mineral Water 600ml, Lychee Tea : 2] [Mineral Water 600ml, Peach Berry : 2] [Mineral Water 600ml : 1] [Mineral Water 600ml, Latte : 1] [Americano, Mineral Water 600ml : 1] [Americano, Latte : 1] [Americano, Palm, Lychee Tea, Lemon Tea : 1] [Americano : 2] [Lemon Tea : 2] [Palm : 2] [Dolce, Latte, Latte : 1] [Dolce : 2] [Peach Berry : 10] [Lychee Tea : 10]

Gambar 10 Conditional Pattern Base

Gambar 10 menampilkan halaman seperti yang sudah di jelaskan pada tabel 4.

Conditional FP-Tree		
No.	Item	Conditional FP-Tree
1	Mineral Water 600ml	[Americano : 7] [Palm : 18]
2	Lemon Tea	[Mineral Water 600ml : 8] [Mineral Water 600ml, Lychee Tea : 1] [Palm : 2] [Palm, Peach Berry : 1] [Palm, Mineral Water 600ml, Red Velvet : 1] [Dolce : 7] [Peach Berry : 4] [Lychee Tea : 7] [Lychee Tea, Red Velvet : 1] [Lychee Tea, Peach Berry : 2] [Red Velvet : 8]
3	Lychee Berry	[Mineral Water 600ml : 1] [Mineral Water 600ml, Lemon Tea : 1] [Mineral Water 600ml, Lychee Tea : 2] [Mineral Water 600ml, Peach Berry : 2] [Mineral Water 600ml, Latte : 1] [Americano : 2] [Americano, Mineral Water 600ml : 1] [Americano, Latte : 1] [Americano, Palm, Lychee Tea, Lemon Tea : 1] [Lemon Tea : 2] [Palm : 2] [Dolce : 2] [Dolce, Latte, Latte : 1] [Peach Berry : 10] [Lychee Tea : 10]

Gambar 11 Conditional *FP-Tree*

Gambar 11 menampilkan halaman seperti yang sudah dijelaskan pada tabel 5.

Frequent Patterns		
No.	Item	Frequency Patterns
1	Mineral Water 600ml	[Americano, Mineral Water 600ml : 7] [Palm, Mineral Water 600ml : 18]
2	Lemon Tea	[Mineral Water 600ml, Lemon Tea : 8] [Mineral Water 600ml, Lychee Tea, Lemon Tea : 1] [Palm, Lemon Tea : 2] [Palm, Peach Berry, Lemon Tea : 1] [Palm, Mineral Water 600ml, Red Velvet, Lemon Tea : 1] [Dolce, Lemon Tea : 7] [Peach Berry, Lemon Tea : 4] [Lychee Tea, Lemon Tea : 7] [Lychee Tea, Red Velvet, Lemon Tea : 1] [Lychee Tea, Peach Berry, Lemon Tea : 2] [Red Velvet, Lemon Tea : 8]
3	Lychee Berry	[Mineral Water 600ml, Lychee Berry : 1] [Mineral Water 600ml, Lemon Tea, Lychee Berry : 1] [Mineral Water 600ml, Lychee Tea, Lychee Berry : 2] [Mineral Water 600ml, Peach Berry, Lychee Berry : 2] [Mineral Water 600ml, Latte, Lychee Berry : 1] [Americano, Lychee Berry : 2] [Americano, Mineral Water 600ml, Lychee Berry : 1] [Americano, Latte, Lychee Berry : 1] [Americano, Palm, Lychee Tea, Lemon Tea, Lychee Berry : 1] [Lemon Tea, Lychee Berry : 2] [Palm, Lychee Berry : 2] [Dolce, Lychee Berry : 2] [Dolce, Latte, Latte, Lychee Berry : 1]

Gambar 12 Frequent Patterns

Gambar 12 menampilkan halaman seperti yang sudah dijelaskan pada tabel 6.

Association Rules			
No.	Aturan Asosiasi	Support	Lift
1	Jika <i>Americano</i> , maka <i>Mineral Water 600ml</i>	$(7 / 2438 = 0.002871205906480722)$	$(7 / 7 = 100.00\%)$ $(1.0 / (1.0254306808859721) = 0.9752)$
2	Jika <i>Palm</i> , maka <i>Mineral Water 600ml</i>	$(18 / 2438 = 0.007383100902378999)$	$(18 / 18 = 100.00\%)$ $(1.0 / (1.0254306808859721) = 0.9752)$
3	Jika <i>Mineral Water 600ml</i> , maka <i>Lemon Tea</i>	$(8 / 2438 = 0.003281378178835111)$	$(10 / 10 = 100.00\%)$ $(1.0 / (1.7227235438884332) = 0.5804761904761905)$
4	Jika <i>Mineral Water 600ml</i> , <i>Lychee Tea</i> , maka <i>Lemon Tea</i>	$(1 / 2438 = 0.00041017227235438887)$	$(1 / 1 = 100.00\%)$ $(1.0 / (1.7227235438884332) = 0.5804761904761905)$
5	Jika <i>Palm</i> , maka <i>Lemon Tea</i>	$(2 / 2438 = 0.0008203445447087777)$	$(4 / 4 = 100.00\%)$ $(1.0 / (1.7227235438884332) = 0.5804761904761905)$
6	Jika <i>Palm</i> , <i>Peach Berry</i> , maka <i>Lemon Tea</i>	$(1 / 2438 = 0.00041017227235438887)$	$(1 / 1 = 100.00\%)$ $(1.0 / (1.7227235438884332) = 0.5804761904761905)$
7	Jika <i>Palm</i> , <i>Mineral Water 600ml</i> , maka <i>Red Velvet</i> , <i>Lemon Tea</i>	$(1 / 2438 = 0.00041017227235438887)$	$(1 / 1 = 100.00\%)$ $(1.0 / (0.41017227235438886) = 2.4379999999999997)$
8	Jika <i>Palm</i> , <i>Mineral Water 600ml</i> , <i>Red Velvet</i> , maka <i>Lemon Tea</i>	$(1 / 2438 = 0.00041017227235438887)$	$(1 / 1 = 100.00\%)$ $(1.0 / (1.7227235438884332) = 0.5804761904761905)$
9	Jika <i>Dolce</i> , maka <i>Lemon Tea</i>	$(7 / 2438 = 0.002871205906480722)$	$(7 / 7 = 100.00\%)$ $(1.0 / (1.7227235438884332) = 0.5804761904761905)$
10	Jika <i>Peach Berry</i> , maka <i>Lemon Tea</i>	$(4 / 2438 = 0.0016406890894175555)$	$(7 / 7 = 100.00\%)$ $(1.0 / (1.7227235438884332) = 0.5804761904761905)$

Gambar 13 Aturan Asosiasi

Gambar 13 menampilkan halaman seperti yang sudah dijelaskan pada tabel 7.

6. Uji Lift Rasio

Lift digunakan untuk mengukur seberapa kuatnya keterkaitan itemset A dan itemset B. Lift digitung sebagai rasio antar *confidence* aturan asosiasi dengan *support itemset* B. Rumus untuk menghitung lift rasio seperti persamaan 3 [16].

Tabel 8. Uji Lift Rasio

No	Aturan Asosiasi	Support	Confidence	Lift
1	Jika <i>American o</i> , maka <i>Mineral Water 600ml</i>	$(7 / 2438 = 0.002871205906480722)$	$(7 / 7 = 100.00\%)$	$(1.0 / (1.0254306808859721) = 0.9752)$
2	Jika <i>Palm</i> , maka <i>Mineral Water 600ml</i>	$(18 / 2438 = 0.007383100902378999)$	$(18 / 18 = 100.00\%)$	$(1.0 / (1.0254306808859721) = 0.9752)$
3	Jika <i>Mineral Water 600ml</i> , maka <i>Lemon Tea</i>	$(8 / 2438 = 0.003281378178835111)$	$(10 / 10 = 100.00\%)$	$(1.0 / (1.7227235438884332) = 0.5804761904761905)$
4	Jika <i>Mineral Water 600ml</i> , <i>Lychee Tea</i> , maka <i>Lemon Tea</i>	$(1 / 2438 = 0.00041017227235438887)$	$(1 / 1 = 100.00\%)$	$(1.0 / (1.7227235438884332) = 0.5804761904761905)$
5	Jika <i>Palm</i> , maka <i>Lemon Tea</i>	$(2 / 2438 = 0.0008203445447087777)$	$(4 / 4 = 100.00\%)$	$(1.0 / (1.7227235438884332) = 0.5804761904761905)$
6	Jika <i>Palm</i> , <i>Peach Berry</i> , maka <i>Lemon Tea</i>	$(1 / 2438 = 0.00041017227235438887)$	$(1 / 1 = 100.00\%)$	$(1.0 / (1.7227235438884332) = 0.5804761904761905)$

No	Aturan Asosiasi	Support	Confidence	Lift
7	Jika Palm, Mineral Water 600ml, maka Red Velvet, Lemon Tea	(1 / 2438 = 0.0004101722723543888 7)	(1 / 1 = 100.00%)	(1.0 / (0.4101722723543888 6) = 2.4379999999999997)
8	Jika Palm, Mineral Water 600ml, Red Velvet, maka Lemon Tea	(1 / 2438 = 0.0004101722723543888 7)	(1 / 1 = 100.00%)	(1.0 / (1.7227235438884332) = 0.5804761904761905)
9	Jika Dolce, maka Lemon Tea	(7 / 2438 = 0.002871205906480722)	(7 / 7 = 100.00%)	(1.0 / (1.7227235438884332) = 0.5804761904761905)
10	Jika Peach Berry, maka Lemon Tea	(4 / 2438 = 0.0016406890894175555)	(7 / 7 = 100.00%)	(1.0 / (1.7227235438884332) = 0.5804761904761905)
...
11	Jika American o, maka Palm	(15 / 2438 = 0.0061525840853158325)	(15 / 15 = 100.00%)	(1.0 / (0.6152584085315832) = 1.6253333333333335)

Berdasarkan hasil uji lift ratio, nilai lebih dari 1,0 mengindikasikan kekuatan dan validitas suatu aturan. Dari total 116 aturan yang diuji, terdapat 10 aturan teratas dengan nilai lift ratio tertinggi. Namun, terdapat kejanggalan pada aturan nomor 2, yang memiliki nilai lift di bawah 1,0, sehingga aturan tersebut dianggap lemah dan tidak valid. Dengan demikian, terdapat 9 aturan valid yang dapat dimanfaatkan untuk mengoptimalkan strategi penjualan.

7. Pembahasan

Analisis terhadap data pembelian di kedai kopi Balcos Compound, yang mencakup 2.438 transaksi, dilakukan dengan menggunakan algoritma *FP-Growth*. Parameter yang digunakan adalah *minimum support* sebesar 5% dan *minimum confidence* sebesar 80%. Dari analisis tersebut, ditemukan beberapa pola asosiasi menarik yang dapat mendukung strategi pemasaran yang lebih efektif.

Salah satu pola asosiasi yang menonjol adalah hubungan kuat antara pembelian Mineral Water 600ml dengan Lemon Tea. Pola ini memiliki nilai *support* sebesar 0,0029, *Confidence* 100%, dan Lift 0,9752, yang menunjukkan bahwa hampir setiap pelanggan yang membeli Mineral Water 600ml juga membeli Lemon Tea.

Selain itu, uji banding dilakukan terhadap pembelian data selama satu minggu dengan parameter yang sama. Uji ini menghasilkan 25 aturan asosiasi, di antaranya pola yang serupa, yaitu pembelian Mineral Water 600ml diikuti oleh pembelian Lemon Tea. Pola ini memiliki nilai *support* sebesar 0,0062, *Confidence* 100%, dan Lift 0,6211.

Hasil dari kedua pengujian menunjukkan konsistensi pola tersebut, yang mengindikasikan hubungan kuat antara kedua produk. Berdasarkan temuan ini, pola asosiasi yang teridentifikasi dapat dimanfaatkan untuk merancang strategi penjualan yang lebih efektif. Strategi yang dapat diterapkan meliputi penawaran paket produk, diskon untuk pembelian kombinasi untuk mendorong pembelian secara bersamaan. Pendekatan berbasis data ini diharapkan dapat meningkatkan kepuasan pelanggan sekaligus mendukung peningkatan pendapatan kedai kopi.

Daftar Refrensi

- [1] P. W. Rahayu *et al.*, *Buku Ajar Data Mining*. PT. Sonpedia Publishing Indonesia, 2024. [Online]. Available: <https://books.google.co.id/books?id=vCruEAAAQBAJ>
- [2] E. C. Vidiya and G. Testiana, "Analisis Pola Pembelian di Lathansa Cafe & Ramen dengan Menggunakan Algoritma FP-Growth Berbantuan RapidMiner," *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, vol. 7, no. 3, pp. 1118–1126, 2023.
- [3] Iqbal Agis Junizar, A. Pauji, M. Aji Pratama, Kaslani, and C. Lukman Rohmat, "Penerapan Algoritma FP Growth terhadap Transaksi Pembelian Bahan Baku," *KOPERTIP: Jurnal Ilmiah Manajemen Informatika dan Komputer*, vol. 4, no. 1, pp. 7–13, Jun. 2022, doi: 10.32485/kopertip.v4i1.116.
- [4] F. Syaifulloh, E. Y. Puspaningrum, and M. M. Al Haromainy, "Analisis Pola Pembelian Pelanggan Menggunakan Algoritma Squeezer, Apriori dan FP-Growth Pada Toko Bangunan," *Modem: Jurnal Informatika dan Sains Teknologi.*, vol. 2, no. 3, pp. 134–147, 2024.
- [5] K. Kharomiyah, N. Rahaningsih, and R. D. Dana, "Analisis Keterkaitan Penjualan Obat melalui Penerapan Algoritma FP-Growth guna Optimalisasi Strategi Pemasaran," *Jurnal SAINTIKOM (Jurnal Sains Manajemen Informatika dan Komputer)*, vol. 23, no. 1, pp. 57–67, 2024.
- [6] D. A. P. Putra, T. M. Fahrudin, and N. Damastuti, "Implementasi Perbandingan Algoritma Apriori Dan FP-Growth Untuk Mengetahui Pola Pembelian Konsumen Pada Produk Panel Di PT Surya Multi Perkasa Movinko," *Systemic: Information System and Informatics Journal*, vol. 6, no. 2, pp. 8–13, 2020.
- [7] R. Ramadhan and E. I. Setiawan, "Market Basket Analysis untuk Swalayan KSU Sumber Makmur dengan Algoritma FP Growth," *Insyst: Journal Of Intelligent System And Computation*, vol. 2, no. 1, pp. 34–39, 2020.
- [8] S. Suhada, D. Ratag, G. Gunawan, D. Wintana, and T. Hidayatulloh, "Penerapan algoritma fp-growth untuk menentukan pola pembelian konsumen pada ahass cibadak," *Jurnal Khatulistiwa Informatika*, vol. 8, no. 2, pp. 118–126, 2020.
- [9] L. A. M. Fajar and R. Rismayati, "Rekomendasi Paket Menu Angkringan Waru Tanjung Bias Dengan Algoritma Frequent Pattern Growth Berbasis Web," *JTIM: Jurnal Teknologi Informasi Dan Multimedia*, vol. 3, no. 2, pp. 91–97, 2021.
- [10] R. D. Parinduri, S. Defit, and G. W. Nurcahyo, "Implementasi Algoritma Apriori dalam Data Mining untuk Optimalisasi Stok Obat di Apotik," *Jurnal KomtekInfo*, pp. 89–97, 2024.
- [11] A. Budiman, T. S. Handoko, T. D. Salsabila, and J. Siregar, "ANALISIS POLA PEMBELIAN PADA TOKO ONLINE SAYURKLIK BERBASIS WEBSITE MENGGUNAKAN METODE APRIORI," *Journal of Scientech Research and Development*, vol. 6, no. 1, pp. 705–714, 2024.
- [12] Aji Prasetya Wibawa, Felix Andika Dwiyanto, Triyanna Widiyaningtyas, and Wayan Firdaus Mahmudy, *Struktur Data Dengan Python*. Malang: Ahlimedia Press, 2021.
- [13] Rina fitriana, anik nur habyya, and elfira febriani, *DATA MINING DAN APLIKASINYA*. banyumas: wawasan ilmu, 2022.
- [14] S. Kom. , M. K. Prasetya Wibawa Rahayu *et al.*, *Buku Ajar Datamining*. Jambi: PT Senopedia Publishing Indonesia, 2024.
- [15] J. Han, J. Pei, and M. Kamber, *Data Mining, Southeast Asia Edition*. in The Morgan Kaufmann Series in Data Management Systems. Morgan Kaufmann, 2006. [Online]. Available: <https://books.google.co.id/books?id=AfL0t-YzOrEC>
- [16] R. F. Putra *et al.*, *DATA MINING : Algoritma dan Penerapannya*. PT. Sonpedia Publishing Indonesia, 2023. [Online]. Available: <https://books.google.co.id/books?id=zLHGEEAAAQBAJ>